

**Herausforderungen eines serviceorientierten BI
Framework und die Effekte auf die Data Literacy
von Anwendern in einem Unternehmen
Masterarbeit**

Aleksandar Stojanovic

Matrikelnummer: 17-656-406

Referent: Dr. C. Hitz

Co-Referent: Dr. A. Block

School of Management and Law
Zurich University of Applied Sciences

Diese Arbeit wurde eingereicht zur Erlangung des Titels
Master of Science (MSc) ZHAW in Wirtschaftsinformatik

Mai 2023

Management Summary

Unternehmen sind bemüht komplexe Zusammenhänge zwischen externen und internen Variablen zu analysieren und für profitable Zwecke zu nutzen. Business Intelligence (BI) und serviceorientierte Business Intelligence (SoBI) Systeme sind bedeutende Konzepte für eine verbesserte Datenanalyse und effektive Entscheidungsfindung. Diese Arbeit untersucht die Zusammenhänge zwischen BI-Ordnungsrahmen und der Data Literacy von Anwendern. Daher wurden die Auswirkungen von BI und anderen Informationstechnologieansätzen auf die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Systeme untersucht.

Die erste Forschungsfrage befasst sich mit den Herausforderungen, welche ein Unternehmen bei der Implementierung eines SoBI-Frameworks hat und wie die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Systeme bei der Umsetzung des BI-Konzepts gefördert werden können. Die zweite Forschungsfrage befasst sich mit den Effekten einer BI-Architektur auf die Data Literacy der Mitarbeitenden in einem in der Schweiz tätigen Grossunternehmen.

Hinsichtlich des Vorgehens verwendet diese Arbeit eine Kombination aus Literaturrecherche, Mixed-Methods Forschung und die Erstellung sowie Analyse eines Strukturgleichungsmodells (SEM). Die Mixed-Methods Forschungsmethode umfasst eine Umfrageerhebung, welche sich aus einer qualitativen Vignettenforschung und einer quantitativen Likert-Skala-Umfrage zusammensetzt. Als Grundlage für das SEM dient die Umfrageerhebung.

Das Resultat der Literaturrecherche ist ein SoBI-Referenzarchitektur für Unternehmen, welche den Datenaustausch, die Analytik und die Entscheidungsunterstützung verbessert. Zudem zeigen die Resultate, dass der Einsatz von prädiktiven Business Analytics Systemen in einer SoBI-Architektur die Lernkurve der Mitarbeitenden und des BI-Systems fördern kann. Des Weiteren verbessert eine SoBI-Architektur die Data Literacy der Mitarbeitenden und die Qualität der Unternehmensprozesse. Eine Kombination aus BI und Decision Intelligence, basierend auf Artificial Intelligence und Machine Learning, führt zu einem «intelligenten» Unternehmen. Die Resultate der Vignettenforschung haben ergeben, dass 40% der Teilnehmenden auf die Berechnungen der internen BI-Tools des Unternehmens vertrauen. Die Resultate des SEM bestätigen die Hypothesen H1, H2 und H4. Diese besagen, dass ein Unternehmen mit

einer SoBI-Architektur neue Prozesse einfacher umsetzen, Mitarbeitende dabei unterstützen kann die Prozesse besser und schneller zu lernen, sowie eine höhere Qualität und schnellere Durchführung der Prozesse ermöglicht. Die Hypothese H3 konnte nicht von dem SEM bestätigt werden. Jedoch konnte diese von der Literaturrecherche verifiziert werden und definiert, dass eine SoBI-Architektur zu einer erhöhten Datenqualität führt.

Diese Arbeit empfiehlt Unternehmen in die Entwicklung einer SoBI-Architektur zu investieren. Zudem generiert diese Masterarbeit einen Mehrwert für alle Unternehmen, welche die erarbeitete SoBI-Referenzarchitektur nutzen und die eigene BI-Architektur ausbauen oder eine SoBI-Architektur von Grund auf implementieren möchten. Die begrenzte Stichprobengröße der Umfrageerhebung ist eine ausschlaggebende Limitation dieser Arbeit. Die Ergebnisse basieren auf spezifischen Merkmalen des untersuchten Unternehmens und sind daher in Bezug auf externe Validität eingeschränkt. Empirische Untersuchungen sind notwendig, um die Wirksamkeit des SoBI-Frameworks und der Ansätze zur Förderung der Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Implementierung zu bestätigen.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	vi
Tabellenverzeichnis	vii
Abkürzungsverzeichnis	viii
1 Einleitung	1
1.1 Kontext und Hintergrund	2
1.1.1 Aktueller Forschungsstand	2
1.1.2 Forschungslücke	4
1.2 Aufbau und Relevanz der Arbeit	5
1.3 Forschungsfragen	6
1.4 Hypothesen	7
2 Theoretischer Rahmen	8
2.1 Buisness Intelligence	8
2.1.1 Definition von BI	9
2.1.2 Definition von Intelligence	11
2.1.3 BI Technologie Konzepte und Werkzeuge	12
2.2 Business Analytics	13
2.2.1 Definition von BA	13
2.2.2 Von BI zu BA	14
2.2.3 BI Maturität	17
2.3 Serviceorientierte BI Referenzarchitektur	20
2.3.1 Serviceorientierte Architektur	20
2.3.2 Serviceorientierte BI	24
2.3.3 Serviceorientiertes BI Framework	27
2.4 Lernkurve und BI	36

2.4.1	Theorie der Lernkurve	37
2.4.2	Datenqualität, BI Maturität und Geschäftswissens	38
2.4.3	Data Mining und Wissensmanagement	40
2.4.4	BI, Artificial Intelligence und Decision Intelligence	41
3	Methodischer Ansatz	43
3.1	Forschungsdesign	43
3.2	Literaturrecherche	44
3.3	Umfrageerhebung	45
3.3.1	Erhebungsdesign	45
3.3.2	Vignettenforschung	47
3.3.3	Likert Skala	49
3.4	Structural Equation Modeling	51
4	Empirische Ergebnisse	53
4.1	Evaluation der Vignettenforschung	53
4.2	Evaluation des Structural Equation Model	54
4.2.1	Deskriptiv statistische Analyse	54
4.2.2	Bewertung des gemessenen SEM	57
4.2.3	Strukturelle Modell Evaluation	65
5	Fazit	67
5.1	Schlussfolgerung und Diskussion	67
5.2	Limitation der Arbeit	70
5.3	Weiterführende Forschung	71
	Literaturverzeichnis	72
	Anhang A Anhang	78
A.1	Anhang 1 - Daten der Umfrageerhebung - Demografische Angaben	78
A.2	Anhang 2 - Daten der Umfrageerhebung - Vignettenforschung	79
A.3	Anhang 3 - Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala	80

Abbildungsverzeichnis

2.1	Entwicklung von BI bis BA	14
2.2	SoBI-Referenzarchitektur	29
3.1	Information Systems Research Framework	44
4.1	Finales Structural Equation Model	61
4.2	Bootstrapping des finalen SEM mit den Pathkoeffizienten	66

Tabellenverzeichnis

3.1	Likert Skala der Umfrageerhebung	49
4.1	Mittelwerte und Standardabweichungen des ursprünglichen SEM	56
4.2	SEM-Evaluation – Reliabilität und Validität	58
4.3	Gegenüberstellung der Reliabilitäts- und die Validitätswerte	59
4.4	Vergleich der Kreuzladungen der Items	62
4.5	Korrelationen zwischen latenten Variablen und den AVE Quadratwurzeln . . .	64
A.1	Daten der Umfrageerhebung - Demografische Angaben	78
A.2	Daten der Umfrageerhebung - Vignettenforschung	79
A.3	Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala A&D	80
A.4	Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala DQ	81
A.5	Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala DI	82
A.6	Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala BIM	83
A.7	Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala UE	84

Abkürzungsverzeichnis

Abkürzungen

A&D	Analytics und Data (BI-System Maturity)
AI	Artificial Intelligence
Aufl.	Auflage
AVE	Average Variance Extracted
BA	Business Analytics
BI	Business Intelligence
BIM	Business Impact
BIMM	Business Information Maturity Model
Bspw.	Beispielsweise
bzw.	beziehungsweise
CIA	Central Intelligence Agency
CI	Competitive Intelligence
CSV	Comma-separated values
DI	Data Integration
DQ	Data und Information Quality
ECA	Event, Condition und Action
EIS	Enterprise Information Systeme

ERP	Enterprise Resource Planning
ETL	Extraktions-, Transformations- und Ladeprozess
f.	folgende Seite
ff.	fortfolgende Seiten
Hrsg.	Herausgebende
IT	Informationstechnologie
KPI	Key Performance Indicator
MIS	Management Information System
OLAP	Online Analytical Processing
PLS	Partial Least Squares
resp.	respektive
ROI	Return of Investment
S.	Seite
SEM	Structural Equation Model, Strukturgleichungsmodell
SOA	Serviceorientierte Architektur
SoBI	Serviceorientierte Business Intelligence
UE	User Experience

1 | Einleitung

Informationen sind seit Jahrhunderten relevant für die Menschheit. Für Unternehmen sind Informationen und Daten ein wichtiger Vermögenswert und eine erstrebenswerte Ressource. Keine rationale Tätigkeit wird ohne Informationen über ihr Umfeld ausgeübt. Unternehmerische Tätigkeiten sind da keine Ausnahme (Skyrius, 2021, S. 1). Das Gebiet der Business Intelligence (BI), welches hauptsächlich auf die Fortschritte in der Informationstechnologie (IT) zurückzuführen ist, hat sich seit dessen ersten Konzeption konstant weiterentwickelt (Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9; Skyrius, 2021, S. 1). Die Analyse von Daten gewinnt immer mehr an Bedeutung. Jedoch können Daten erst durch eine zielgerichtete Auswertung einen Mehrwert für die Wirtschaft und für die Unternehmen generieren. Unternehmen nutzen die ihnen zur Verfügung stehenden Daten als zentralen Erfolgsfaktor für den Aufbau und die Weiterentwicklung ihrer Geschäftsmodelle (Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9). Wesentlich dafür ist eine zielgerichtete und aufgaben gerechte Aufbereitung der Unternehmensdaten mittels BI, welche in der Lage sind, alle Vermögenswerte zu organisieren und zu koordinieren (Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9; Skyrius, 2021, S. 1). Aus diesem Grund befassen sich BI-Systeme mit einem tiefen und umfassenderen Verständnis der operationellen Tätigkeiten und deren Umfeld (Skyrius, 2021, S. 1). Werkzeuge und Methoden unterstützen die BI-Systeme unter anderem dabei, datengetriebene Analysen zur Prognoserechnung und zur optimalen Planung zu erstellen. Eines der Ziele ist es, die fortgeschrittene Informationsverarbeitung zu unterstützen (Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9; Skyrius, 2021, S. 2). Innovative Technologien und anspruchsvolle statistisch-mathematische Methoden haben dazu geführt, dass sich das BI-Umfeld mit der IT-basierten Entscheidungsunterstützung «Business Analytics» (BA) erweitert hat. Dabei steht eine zukunftsorientierte Nutzung der gewonnenen Erkenntnisse im Vordergrund (Erath & Kemper, 2016, S. 458; Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9). In diesem Zusammenhang ist es auch wichtig, dass sich die Menschen der eigenen Intelligenz bewusst werden. Denn die Intelligenz oder die Intelligenzaktivitäten der Menschen entscheidet darüber, wie technische Modelle in BI-Systemen abgebildet werden (Skyrius, 2021, S. 1).

Nachfolgend werden in dem ersten Unterkapitel 1.1 der Kontext und die Hintergründe von dieser Masterarbeit definiert. Dabei werden der aktuelle Forschungsstand und die Forschungslücke erklärt. Das Kapitel 1.2 geht auf den Aufbau und die Relevanz dieser Arbeit ein. Das dritte Unterkapitel 1.3 befasst sich mit der Forschungsfragen und das vierte Unterkapitel 1.4 mit den Hypothesen dieser Arbeit.

1.1 Kontext und Hintergrund

Dieses Kapitel der Arbeit verschafft einen Überblick über den aktuellen Forschungsstand (Kapitel 1.1.1) und definiert die Forschungslücke (Kapitel 1.1.2). Zudem wird in dem Unterkapitel 1.1.2 oberflächlich auf die Relevanz dieser Arbeit eingegangen. Die detaillierten Begriffsbeschreibungen und weitere Thematiken, welche relevant sind für diese Arbeit, werden im Kapitel 2 Theoretischer Rahmen definiert.

1.1.1 Aktueller Forschungsstand

Bereits 1958 war Hans Peter Luhn (1958, S. 314) der Überzeugung, dass in der Zukunft immer mehr Informationen erzeugt und genutzt werden. Dies erfolgte aufgrund des stetig steigenden Bildungsniveaus und der Beschleunigung sowie des Umfangs von Aktivitäten. Das Wachstum von Unternehmen, die zunehmende Spezialisierung und Divisionalisierung haben gleichzeitig dazu beigetragen, dass neue Barrieren für den Informationsfluss entstanden sind (Luhn, 1958, S. 314). Luhn (1958, S. 314) war bereits im Jahr 1958 der Meinung, dass ein automatisches System benötigt wird, welches Informationen in ihrer ursprünglichen Form annimmt, die Daten zeitnah an die richtigen Stellen weiterleitet und auf Anfrage Informationen liefert. In diesem Zusammenhang und auf dieser Argumentationsgrundlage nannte Luhn dieses automatische System «Business Intelligence System» (Luhn, 1958, S. 314).

In Anbetracht zur Gegenwart ist BI seit mehr als 20 Jahren auf der Prioritätenliste von grossen bis mittelgrossen Unternehmen (Ereth & Kemper, 2016, S. 458). Diese Tatsache stellt die Relevanz der IT-basierten Entscheidungsunterstützung deutlich dar. Die Kurzfassung der modernen Definition von BI umfasst die Extraktion, Aufbereitung und Bereitstellung unternehmensinterner und unternehmensexterner Daten (Gluchowski et al., 2008, S. 89). Neben dem Begriff BI ist in jüngerer Zeit der Begriff «Business Analytics» im Rahmen von IT-basierter Entscheidungsunterstützung relevant geworden (Ereth & Kemper, 2016, S. 458). BA wird als systematische und iterative Anwendung von statistisch-mathematische Methoden zur unter-

nehmerischen Erkenntnisgewinnung betrachtet (Ereth & Kemper, 2016, S. 458; Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9).

Chamoni und Gluchowski (2017, S. 9) argumentieren, dass maschinelles Lernen (Machine Learning) und Statistik, welche unter dem Begriff «Advanced Analytics» oder «Predictive Analytics» zusammengefasst werden können, die Ableitung von Vorhersagemodellen mit Kausalzusammenhängen ermöglichen. Die Vorhersagemodelle weisen eine ausgeprägte algorithmische, mathematische oder regelbasierte Ausrichtung auf und gehen über die Fähigkeiten von den meisten explorativen und vergangenheitsorientierten Datenanalysen der BI hinaus (Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9; Baars & Kemper, 2021, S. 124). Eine Kombination der Vorhersagemodelle mit Simulations- und Optimierungsverfahren sowie semantischen Regeln des Unternehmens ermöglicht, dass das System zum präskriptiven Handeln transformiert wird. Prescriptive Analytics ermöglicht es, dass Analyseergebnisse direkt in Handlungsempfehlungen umgewandelt werden (Delen & Demirkan, 2013, S. 361; Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9; Frazzetto et al., 2019, S. 579). Die Nutzung von BA kann Unternehmen strategische Vorteile ermöglichen (Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9). Echtzeit Verarbeitung der Datenmengen, welche beispielsweise aus gewonnenen Kundeninformationen oder aus Online-Sensordaten stammen, ermöglichen Optimierungspotenzial für Unternehmen (Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9).

Eine serviceorientierte Architektur (SOA) stellt eine Implementierung von Unternehmensanwendungen dar und verbessert BI mit einem Zugang zu allen unternehmensrelevanten Systemen durch Dienste (Services) (Wilkes & Harby, 2004, S. 4). Mit den Diensten werden in Echtzeit Datenmengen und analytische Funktionen in Prozesse sowie operative Anwendungen weitergeleitet (Wilkes & Harby, 2004, S. 4; Pospiech & Felden, 2013, S. 1). Wilkes und Harby (2004, S. 4) beschreiben die SOA wie folgt:

«A service-oriented architecture can be defined as a way of designing and implementing enterprise applications that deals with the intercommunication of loosely coupled, coarse grained (business level), reusable artifacts (services). Determining how to invoke these services should be through a platform independent service interface.»

(Wilkes & Harby, 2004, S. 4)

Generell stellt eine SOA kein Produkt, sondern ein Konzept dar. Die Konzeptidee basiert darauf, aus abgeschotteten und monolithischen Anwendungen unabhängige Dienste zu entwickeln, die sich als lose gekoppelte Komponenten für die IT-basierten Entscheidungsunterstützung des Prozessablaufs mehrfach nutzen und kombinieren lassen (Gluchowski et al., 2008, S. 344). Mit diesem Konzeptdesign können Unternehmen schnell und flexibel durch eine neue

Zusammenstellung der Dienstauftrufe reagieren (Gluchowski et al., 2008, S. 344). Ein Service Bus wird implementiert, um die Umsetzung von einem SOA-Konzept mit dem Einbezug von BI-Systemen zu ermöglichen (Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Diese Zusammensetzung führt zu einer serviceorientierten BI Architektur (SoBI). Seit den Anfängen von SoBI im Jahr 2005 ist der wesentliche Ansatz für eine SoBI-Etablierung ein Service Bus oder Enterprise Service Bus (Vogt et al., 2008, S. 218; Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Der Service Bus ist ein ereignisgesteuertes Anfrage- und Antwortmodell, welches so konfiguriert werden kann, dass es automatisch Geschäftsereignisse in Echtzeit veröffentlicht oder dass die Nutzenden Ereignisabfragen abonnieren können (Pospiech & Felden, 2013, S. 4). In diesem Zusammenhang reagiert ein Dienst auf neue Ereignisse oder produziert diese. Eine SoBI mit einem Service Bus ermöglicht eine zeitnahe Reaktion auf eintretende Ereignisse und kann mehrere Dienste gleichzeitig und asynchron auslösen (Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Eine vollständige Transparenz der Prozesse und Echtzeit-Abfragen über multidimensionale Analysewerte werden ermöglicht (Vogt et al., 2008, S. 219).

1.1.2 Forschungslücke

Das Ziel eines SoBI-Frameworks soll es unter anderem sein, dass Unternehmensdaten in Echtzeit verarbeitet werden (Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Zudem soll die Integration von BI-Diensten in Prozesse und Anwendungen eine offene Kommunikation der Komponenten und eine verbesserte Skalierbarkeit ermöglichen. Redundante Implementierungen sollen dabei vermieden werden (Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Die Recherchen von Gluchowski et al. (2008, S. 346) und die Studie von Dittmar et al. (2013, S. 65) verdeutlichen, dass eine SoBI-Architektur in der Praxis nur in seltenen Einzelfällen zu finden ist. Die Experteninterviews, welche von Pospiech und Felden (2013, S. 7) durchgeführt worden sind, deuten darauf hin, dass eine erfolgreiche Umsetzung einer SoBI-Architektur möglich ist, jedoch kritisch sein kann. Einerseits wird vorausgesagt, dass die Umsetzung von diesem Konzept zu einem wachsenden Mass an Systemkomplexität führen kann (Pospiech & Felden, 2013, S. 7). Andererseits können Unternehmen, welche in flexiblen und zeitabhängigen Umgebungen agieren, erhebliche Vorteile von diesem Konzept erwarten (Pospiech & Felden, 2013, S. 9). Diese Masterarbeit setzt genau an diesem Punkt an. In einem ersten Schritt wird ein wissenschaftlicher Praxisbeitrag ausgearbeitet, welcher die Herausforderungen eines SoBI-Ordnungsrahmens aufzeigt. Dabei wird ein Ordnungsrahmen aus der bestehenden Literatur zusammengetragen und zu einem übergreifenden Modell zusammengeführt.

Neben dem SoBI-Framework ist es das Ziel dieser Arbeit, die Effekte einer BI Architektur auf die Data Literacy (Datenkompetenz) der Mitarbeitenden zu untersuchen. Lepenioti et al. (2020, S. 68) haben ein Literaturreview zum Thema Prescriptive Analytics durchgeführt und dabei herausgefunden, dass Unternehmen mit schnellen und intelligenten Massnahmen auf Echtzeitereignisse reagieren müssen. Andernfalls kann der Wert von Daten rasant abnehmen. Damit schnelle und intelligente Massnahmen ergriffen werden können, bedarf es jedoch mehr als analytische Systeme, welche Vorhersage liefern können. Die Mitarbeitenden müssen ebenfalls in der Lage sein zu wissen, was bzw. was wann zu tun ist (Lepenioti et al., 2020, S. 68). Basierend auf den Recherchen dieser Masterarbeit, gibt es keine ausschlaggebende Literatur darüber, wie die Lernkurve der Mitarbeitenden und eines selbstlernenden BI-Konzepts in Verbindung mit einer SoBI-Architektur in einem Unternehmen gefördert werden kann. Aus diesem Grund werden in dieser Arbeit verschiedene Zusammenhänge zwischen der Lernkurventheorie, den verschiedenen IT-Ansätzen und der SoBI-Architektur analysiert und herbeigeführt. Lepenioti et al. (2020, S. 68) sowie Pospiech und Felden (Pospiech & Felden, 2013, S. 1) machen ebenfalls auf diese Forschungslücke aufmerksam und plädieren dafür, dass mehr Forschungsarbeiten in diese Richtung erforderlich sind.

1.2 Aufbau und Relevanz der Arbeit

Diese Arbeit beschreibt anhand einer ausführlichen Literaturrecherche die aktuellen Themenbereiche im Zusammenhang mit BI-Ordnungsrahmen und deren Effekte auf die Data Literacy von Anwendern in Unternehmen. Diese Masterarbeit bietet einen theoretischen Rahmen für folgende relevante Themen: BI, BI-Technologiekonzepte, BA, BI Maturität, SOA, SoBI, Lernkurventheorie und andere IT-Ansätze, welche die Lernkurve der Mitarbeitenden und des BI-Konzepts in Verbindung mit einer SoBI-Architektur in einem Unternehmen fördern können. Dabei wurde ein Artefakt (Ordnungsrahmen) basierend auf der Literaturrecherche erarbeitet. Das Ergebnis der Literaturrecherche ist unter anderem eine serviceorientierte BI Referenzarchitektur (Framework) für Unternehmen. Dieses SoBI-Framework stellt eine unternehmensweite Informationsumgebung dar, welche fortgeschrittenen Datenaustausch, Analytik und Entscheidungsunterstützung umfasst. Zudem soll dieses Artefakt Grossunternehmen dabei behilflich sein, eine SoBI-Architektur aufzubauen, Lücken in der eigenen BI Architektur zu erkennen und potenzielle Verbesserungen vorzunehmen. Diese Arbeit hat den Fokus bei der Ausarbeitung des SoBI-Ordnungsrahmen auf einen potenziell positiven Einfluss auf die Lernkurve der Mitarbeitenden gesetzt. Aus diesem Grund wurden auch diverse Effekte von BI und von anderen IT-Ansätzen auf die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Systeme untersucht.

Die Relevanz dieser Arbeit wurde neben dem aktuellen theoretischen Rahmen zusätzlich mit einer Mixed-Methods Forschungsmethode ergänzt. Bei der Mixed-Methods Forschungsmethode wurde eine Umfrageerhebung erstellt, welche eine qualitative Forschungsmethode der Vignetten- und Anekdotenforschung und einer quantitativen Likert Skala Umfrage beinhaltet. Hierbei wurden theoretische Recherchen und qualitative Analysen in den Zusammenhang mit der Unternehmenspraxis gebracht. Zudem diente diese Umfrageerhebung als Grundlage für das Structural Equation Model (Strukturgleichungsmodell, SEM). Diese Methode hat zur Beantwortung der Forschungsfragen beigetragen und war ausschlaggebend für die quantitative empirische Erstellung und Auswertung des SEM. Anhand des SEM konnten dann die im Kapitel 1.4 definierten Hypothesen bestätigt werden. Mit diesem Ansatz versucht diese Arbeit, die wertschöpfenden Merkmale von fortgeschrittenen BI-Systemen mit aktuellen Entwicklungen zu vereinen.

Die vorliegende Masterarbeit befasst sich demnach mit einer Kombination aus Literaturrecherche, einem Mixed Methods Forschungsansatz (qualitative Vignettenforschung und quantitative Likert Skala Umfrage) und der Erarbeitung und Analyse eines SEM. Diese Masterarbeit generiert durch die Erarbeitung eines Artefakts und durch das Erstellen und Analysieren von einem SEM einen Mehrwert für Unternehmen. Unternehmen können sich das erarbeitete Artefakt zu Nutze machen und die eigene BI-Architektur ausbauen oder eine SoBI-Architektur von Grund auf implementieren. Zudem verdeutlichen die Erkenntnisse der Literaturrecherche, der Umfrageerhebung und des SEM die Vorteile von ausgereiften BI-Architekturen.

1.3 Forschungsfragen

Die Forschungsfrage dieser Masterarbeit leitet sich aus der Relevanz der Arbeit und aus der Forschungslücke ab. Damit wird der Bezug von dieser Arbeit zur Lücke in der Forschung und zur Praxis dargestellt. Die Fragestellung zieht sich wie ein roter Faden durch alle Teile der Arbeit. Im Fokus der Arbeit steht daher die Forschungsfrage:

Was sind die Herausforderungen für ein Unternehmen bei der Implementierung eines SoBI-Frameworks und wie kann dieses Unternehmen sicherstellen, dass die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Systeme bei der BI-Konzeptumsetzungen gefördert wird?

In diesem Zusammenhang der Arbeit geht es darum herauszufinden, wie ein BI-Konzept in der Lage wäre, um selbst lernen zu können und wie es diese Erkenntnisse weitergeben kann. Des Weiteren werden die in der Literaturrecherche erarbeiteten Erkenntnisse im empirischen

Teil massgebend mit einem SEM überprüft. Dieses Vorgehen soll dazu beitragen, dass die folgende Teilfrage ebenfalls beantwortet werden kann:

Welche Effekte hat die aktuelle BI Architektur auf die Data Literacy der Mitarbeitenden in einem in der Schweiz tätigen Grossunternehmen?

Abschliessend wird unter Einbezug der theoretischen Erkenntnisse und den Ergebnissen des SEM eine Empfehlung über eine mögliche Umsetzung für Unternehmen, welche ein Ordnungsrahmen für serviceorientierte BI umsetzen möchten, abgegeben.

1.4 Hypothesen

Basierend auf der Relevanz dieser Arbeit und auf der dokumentierten Forschungslücke wurden die folgenden vier Hypothesen ausgearbeitet, welche in dieser Masterarbeit beantwortet werden:

H1: Ein Unternehmen, welches eine serviceorientierte BI Architektur aufgebaut hat, kann neue Prozesse viel einfacher umsetzen und diese dem System schneller anlernen.

H2: Ein Unternehmen, welches eine serviceorientierte BI Architektur aufgebaut hat, ermöglicht es Mitarbeitenden, die Prozesse besser und schneller zu lernen und zu verstehen.

H3: Ein Unternehmen, welches eine serviceorientierte BI Architektur aufgebaut hat, kann davon ausgehen, dass die eingegebenen Daten eine höhere Qualität haben.

H4: Ein Unternehmen, welches eine serviceorientierte BI Architektur aufgebaut hat, kann davon ausgehen, dass der Prozess als Ganzes in einer höheren Qualität und zudem wahrscheinlich auch schneller abläuft.

2 | Theoretischer Rahmen

In diesem Kapitel wird aufgezeigt, auf welchen theoretischen Grundlagen und auf welches Wissen (inklusive Modelle und Konzepte) zurückgegriffen wird, um im Rahmen der Masterarbeit die Forschungsfragen zu beantworten. Es werden Begriffe und Grundannahmen definiert, welche ein Grundverständnis für diese Thematik darstellen. Gleichzeitig wird deutlich gemacht und begründet, in welchen theoretischen Feldern die Arbeit verortet werden kann. In dem ersten Unterkapitel [2.1](#) wird auf BI, Intelligence und BI Technologie Konzepte eingegangen. Im zweiten Unterkapitel [2.2](#) wird auf BA eingegangen. Dabei wird die Entwicklung von BI zu BA aufgezeigt und die Hintergründe der BI-Maturität werden erklärt. Im Unterkapitel [2.3](#) werden die Themen SOA, SoBI und das SoBI-Referenzmodell behandelt. Im vierten und letzten Unterkapitel [2.4](#) geht diese Arbeit auf die Lernkurventheorie und die verschiedenen IT-Ansätze ein, welche in Verbindung mit einer SoBI-Architektur die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Systeme bei einer BI-Konzeptumsetzungen fördern können.

2.1 Buisness Intelligence

Das derzeitige Informationsklima in Unternehmen wird so beschrieben, dass Unternehmen unter dem Druck stehen, agil zu sein, schnelle Entscheidungen zu treffen und innovativ zu bleiben. Die geforderte schnelle Reaktion kann mit der Qualität der Informationen und Daten in Konflikt geraten, sodass ein Zielkonflikt zwischen beiden besteht. Das Ziel der Verantwortlichen für Informationsaktivitäten ist es, die Dringlichkeit und Komplexität durch die Schaffung einer umfassenden Informationsumgebung zu reduzieren. (Sharda et al., [2018](#), S. 3; Skyrius, [2021](#), S. 7). BI konzentriert sich in dieser Arbeit nicht nur auf einfache Berichte und interne Datenflüsse. Die Faktoren, welche BI als eine besondere Informationsaktivität definieren, sind: die Konzentration auf die Befriedigung komplexer Informationsbedürfnisse, die Verwendung hochentwickelter Ansätze und Werkzeuge, der Umgang mit Informationen und die Weitergabe von Erkenntnissen, die von normalen Informationssystemen (Bspw.: Enterprise Resource Planning Systeme) nicht abgedeckt werden, sowie die Notwendigkeit, Informationen aus verschie-

denen Quellen zu integrieren (Skyrius, 2021, S. 7). Die Bedeutung von BI für eine fundierte Entscheidungsfindung ist unbestreitbar. Umfangreiche Erfahrungen und Erkenntnisse bei der Implementierung und Einführung von neu entwickelten BI-Systemen sind wichtig. Damit den Anwendern weiterhin aussagekräftige Informationen zur richtigen Zeit und am richtigen Ort geliefert werden (Skyrius, 2021, S. 7). In den ersten beiden der drei nachfolgenden Unterkapiteln werden die Begriffe BI (Unterkapitel 2.1.1) und Intelligence (Unterkapitel 2.1.2) definiert. Zudem wird im dritten Unterkapitel 2.1.3 auf die BI Technologie Konzepte oder BI-Tools eingegangen und die Abgrenzung der Arbeit in dieser Hinsicht wird definiert.

2.1.1 Definition von BI

Viele Autoren haben versucht, BI zu definieren und spezifische Merkmale durch Definitionen festzulegen, welche dabei die Komplexität und Multidimensionalität von BI hervorheben (Luhn, 1958, S. 314; Gluchowski et al., 2008, S. 89; Wixom & Watson, 2010, S. 13; López-Robles et al., 2019, S. 35). Dies wirft die Frage auf, ob es eine perfekte Definition von BI gibt. Im Jahr 1958 hat Hans Peter Luhn (1958, S. 314) als erster Autor den Begriff Business Intelligence in seinem Buch «Business Intelligence System» definiert. Mit der Zeit hat sich BI von einem englischen Schlagwort für fortschrittliche Technologien zu einer innovativen IT-Lösung von Informationstätigkeiten im Unternehmensalltag entwickelt (Skyrius, 2021, S. 7). Mit dem Aufkommen von analyseorientierten Anwendungen und Systemen, die nicht mehr nur auf den Managementeinsatz ausgerichtet sind, hat sich der Begriff «Business Intelligence» als Synonym für innovative IT-Lösungen zur Planung und Steuerung von Unternehmen etabliert (Gluchowski et al., 2008, S. 89). Wixom und Watson (2010, S. 13) sowie López-Robles et al. (2019, S. 35 f.) definieren BI als einen Sammelbegriff für die Datenanalyse, welcher die Technologien, Konzepte, Anwendungen und Prozesse für das Sammeln, Speichern, Zugreifen und Analysieren von Daten im Umfeld der entscheidungsunterstützenden Systeme umfasst. Im Einzelnen handelt es sich hierbei um BI-Komponenten zur Extraktions-, Transformations- und Ladeprozesse (ETL) von unternehmensinterner und -externer Daten (Gluchowski et al., 2008, S. 93). Des Weiteren unterstützt BI mittels leistungsfähiger Werkzeuge bzw. Tool die Analyse und die Visualisierung von geschäftsrelevanten Informationen für Analyse-, Planungs- und Steuerungszwecke (Gluchowski et al., 2008, S. 93; Pospiech & Felden, 2013, S. 1). Martins (2015, S. 16) Definition ist von der betriebswirtschaftlichen Sichtweise geprägt. BI beschreibt die Fähigkeit, Daten in verwertbare Informationen umzuwandeln. Auf dieser Grundlage sollen fundierte Entscheidungen getroffen werden, mit denen das Unternehmen gesteuert und verbessert werden kann. Martin (2015, S. 16) beschreibt BI als ein umfassendes Modell, das alle

Technologien und Prozesse, sowie die Unternehmensstrategie umfasst. Dabei sollen Unternehmen aus den Rohdaten Informationen generieren und Wissen gewinnen. Das Ziel besteht darin, Entscheidungen auf der Grundlage von Fakten zu treffen. Mit diesen Entscheidungen sollen die Geschäftsprozesse und die Unternehmensstrategie effektiver gesteuert und optimiert werden (Martin, 2015, S. 16). Damit in einem modernen Unternehmen wirksame Entscheidungen getroffen werden können, müssen bestimmte Rationalitätsanforderungen erfüllt sein (Mircea et al., 2012, S. 29). Mircea et al. (2012, S. 29) definieren fünf Anforderungen, welche erfüllt sein müssen: Erstens sollten Führungspersonen Verantwortung übernehmen und mit klaren Arbeitsaufgaben befähigt werden, um Entscheidungen zu treffen. Zweitens sollten Entscheidungen auf wissenschaftlichen Fakten, geeigneten Methoden und Techniken sowie auf der Grundlage von Marktmechanismen beruhen. Drittens sollten Entscheidungen mit anderen Entscheidungen innerhalb der Managementsysteme integriert werden, um eine Einheit von Entscheidung und Handlung zu erreichen. Viertens müssen Entscheidungen vorausschauend mit präskriptiven Managementmethoden getroffen und umgesetzt werden (Mircea et al., 2012, S. 29). Darüber hinaus müssen Entscheidungen klar formuliert sein. Dazu sollten gemäss Mircea et al. (2012, S. 29) folgende Indikatoren berücksichtigt werden: die Massnahmenziele, die entscheidende und verantwortliche Person, die bereitgestellten Ressourcen, der Entscheidungsumfang und die Frist.

Die Definition und die Grenzen von BI werden in Zukunft weiter diskutiert werden, jedoch kann BI auch als ein unternehmerisches Feld definiert werden, welches eine umfassende Technologieplattform darstellt. Dieses unternehmerische Praxisfeld wird durch eine kohärente Reihe von Menschen und Prozessen genutzt, um die Bedürfnisse der Unternehmen auf einer mittleren bis hohen Komplexität zu erfüllen (Skyrius, 2021, S. 7). Dabei wird das Ziel verfolgt, den Anwendern in der Organisation wertvolle Einblicke und Erkenntnisse zu liefern (Gluchowski et al., 2008, S. 93; Pospiech & Felden, 2013, S. 1; López-Robles et al., 2019, S. 35; Skyrius, 2021, S. 7). In naher Zukunft wird erwartet, dass der BI Forschungsbereich ein erhebliches Wachstum erfahren wird. Dieses Wachstum wird durch die steigende Nachfrage nach der Analyse und Nutzung grosser Datenmengen angetrieben (López-Robles et al., 2019, S. 36). Ein weiterer Aspekt, welcher in diesem Kapitel nicht thematisiert wurde, ist der Begriff «Intelligence». Eine wörtliche Deutung (Deutsch: Intelligenz) würde den Inhalt nicht korrekt wiedergeben, da Intelligence im Zusammenhang mit BI als «Verständnis» oder «Einsicht» zu verstehen ist. Die Begriffsdeutungen «Verständnis» und «Einsicht» bringen das Ziel der Implementierung von BI deutlicher zum Ausdruck (Gluchowski et al., 2008, S. 89).

2.1.2 Definition von Intelligence

Die Ära der Big Data verdeutlicht die Wichtigkeit von intelligenten Systemen. Das Sammeln, Speichern, Zugreifen und Analysieren von Informationen ist von entscheidender Bedeutung, um die Wettbewerbsfähigkeit eines Unternehmens zu steigern und dessen Angebot zu erweitern (López-Robles et al., 2019, S. 22). In der Vergangenheit wurde der Begriff Intelligence mit militärischer und nationaler Sicherheit verbunden (Bspw.: CIA oder Central Intelligence Agency). Unternehmen haben diesen Begriff übernommen und für verschiedene Zwecke neu definiert (López-Robles et al., 2019, S. 22; Skyrius, 2021, S. 46). Intelligence im Kontext von BI beinhaltet den Wert von Daten, Informationen und organisatorischen Dynamiken zu maximieren (López-Robles et al., 2019, S. 22). Die Studie von López-Robles et al. (2019) hebt zudem hervor, dass Intelligence sich positiv auf die Effizienz des Unternehmens auswirkt. López-Robles et al. (2019, S. 35 f.) haben in ihrer Studie festgestellt, dass mit den am häufigsten verwendeten Definitionen von Intelligence Competitive Intelligence (CI) und BI assoziiert werden. Diese Begriffe werden häufig synonym verwendet und verbinden die Analyse von externen Informationen mit internen Daten (López-Robles et al., 2019, S. 35). Ähnlich wie BI kann Intelligence als ein spezialisierter Informationsdienst definiert werden, dessen Ziel die Verbesserung der Entscheidungsfindung in Unternehmen ist. Dabei sollen Informationen gesammelt, geprüft, verstanden und verteilt werden (Wixom & Watson, 2010, S. 13; López-Robles et al., 2019, S. 35). Im Anschluss sollen die Informationen zum richtigen Zeitpunkt an die richtigen Mitarbeitenden im Unternehmen weitergeleitet werden (Wixom & Watson, 2010, S. 13; López-Robles et al., 2019, S. 36). Hier ist zu erkennen, dass sich die Definition von Intelligence kaum von der Definition von Business Intelligence unterscheidet.

Der Begriff «Competitive Intelligence» hat die Literatur ebenfalls sehr geprägt (Kemper et al., 2010, S. 258; López-Robles et al., 2019, S. 36). CI stellt einen bedeutenden Intelligenz-Ansatz dar, welcher in engem Zusammenhang mit anderen Themenfeldern, wie Unternehmensstrategie, Informations- und Datamanagement und Decision Intelligence steht (López-Robles et al., 2019, S. 36). Der Fokus von CI ist die Durchführung von Markt- und Wettbewerbsanalysen. Mit dem Einsetzen von CI können beispielsweise systematisch Informationen über Wettbewerber und Markttrends erworben und analysiert werden (Kemper et al., 2010, S. 258). CI fungiert als Bindeglied zwischen BI und der Unternehmensstrategie. Dadurch kann es zu einem zentralen Modell im Bereich des strategischen Managements und der Wettbewerbsfähigkeit ausgebaut werden (López-Robles et al., 2019, S. 36).

2.1.3 BI Technologie Konzepte und Werkzeuge

Fortschrittliche Informationsverarbeitung und konstante Innovation formen die technologiegetriebenen BI-Konzepte und BI-Systeme. Die Weiterentwicklung von BI-Konzepten hat dazu geführt, dass Informationsmanagement und Informationssysteme auf die Verbesserung von BI-Systemen ausgerichtet werden (Skyrius, 2021, S. 145). Es besteht zwar kein Konsens über die genauen Kategorien der BI-Funktionalität, jedoch besteht eine allgemeine Übereinstimmung über die breiteren Technologiebereiche, die ihren Funktionen dienen (Skyrius, 2021, S. 146). Dazu gehören unter anderem Werkzeuge (Tools) zur Datensammlung und -speicherung wie: ETL-Tools, Data Warehouses, Data Marts und Data Lakes. Enterprise Information Systeme (EIS) wie: Abfrage- und Berichtssoftware oder OLAP (analytische Online-Verarbeitungstools,), welche multidimensionale Analysen ermöglicht. Seit 2005 gibt es auch Data- und Text-Mining Tools für grosse Datensätze und Big-Data-Analysen, welche künstliche Intelligenz und maschinelle Lerntechniken einsetzen. Hinzu kommen Modellierungs- und Simulationssoftware, Präsentations- und Visualisierungstools sowie Kommunikations- und Kollaborationsplattformen (Sharda et al., 2015, S. 15; Skyrius, 2021, S. 146). Die oben erwähnten BI-Konzepte stellen einen groben Entwicklungsverlauf der Fähigkeiten von BI dar. Ein entscheidender Aspekt hierbei ist die Architektur der BI-Systeme. Dabei ist es relevant bei der Implementierung darauf zu achten, dass die Frontend Tools, wie Transaktionssysteme, mit der Backend Architektur kompatibel sind. Die Backend Architektur besteht dabei aus Data Marts, Data Warehouses, ETL-Tools (Chan et al., 2011, S. 2).

Das ursprüngliche und traditionelle BI ist darauf ausgerichtet, das Data Warehouse zu füllen und zu aktualisieren. Das Ziel des Data Warehouse ist es, vertrauenswürdige Daten zu kreieren und zum «Single Source of Truth» (Quelle der Wahrheit) zu werden (Martin, 2015, S. 104). Die ausgereiftesten BI-Produkte umfassen die meisten dieser Funktionen. Wiederum andere Unternehmen spezialisieren ihr BI-Produkt nur auf einige der erwähnten BI-Konzepte. Diese Arbeit befasst sich nicht mit den einzelnen BI-Produkten. Es werden lediglich Informationen der einzelnen BI-Konzepte analysiert und beschrieben, welche für die Beantwortung der Forschungsfragen relevant sind.

2.2 Business Analytics

Neben dem Begriff BI ist in jüngerer Zeit der Begriff «Business Analytics» in Anbetracht auf IT-basierten Entscheidungsunterstützung relevant geworden (Ereth & Kemper, 2016, S. 458). Für ein besseres Verständnis von BA wird hier vorerst auf den Begriff «Advanced Informing» eingegangen. Advanced Informing bezieht sich auf den Einsatz modernster Technologien zur Bereitstellung fortschrittlicher Produkte, um komplexe Informationsbedürfnisse wiederzugeben (Skyrius, 2021, S. 19). Ein Beispiel hierfür wäre ein Dashboard, welches wichtige Kennzahlen für Unternehmen darstellt (Skyrius, 2021, S. 20). Advanced Informing und BA sind eng miteinander verbunden (Skyrius, 2021, S. 20). BA, welches als ein Teil von BI angesehen wird, macht sich fortgeschrittene Techniken für Advanced Informing zunutze. Beispiele für analytische Konzepte sind komplexe Ereignisverarbeitung, Simulationen, Prognosemodelle, Vorhersagemodelle mit Kausalzusammenhängen sowie das Ausarbeiten von Systemregeln (Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9; Skyrius, 2021, S. 20). Neben den analytischen Funktionen von BA, umfasst Advanced Informing auch nicht-analytische Funktionen wie beispielsweise Überwachung und Informationsbeschaffung (Skyrius, 2021, S. 20). Gemäss Skyrius (2021, S. 44) sind Informationen, die nicht auf der Analyse von Informationen beruhen, als nicht wirklich intelligent zu erachten. Aus diesem Grund ist Skyrius auch der Meinung, dass BA als eine Weiterentwicklung von BI zu betrachten ist (Skyrius, 2021, S. 43). Im ersten der drei nachfolgenden Unterkapiteln 2.2.1 wird der Begriff BA definiert. Danach wird im zweiten Unterkapitel 2.2.2 auf die Entwicklung von BI zu BA eingegangen. Im dritten Unterkapitel 2.2.3 wird auf die Maturität von BI-Systemen eingegangen.

2.2.1 Definition von BA

BA wird in der Literatur als systematische und iterative Anwendung von statistisch-mathematische Methoden zur unternehmerischen Erkenntnisgewinnung definiert (Ereth & Kemper, 2016, S. 458; Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9). Zudem befasst sich BA mit der quantitativen und methodenorientierten Auswertung des Datenmaterials (Ereth & Kemper, 2016, S. 458). Der Fokus liegt dabei auf explorativen Fragestellungen (Ereth & Kemper, 2016, S. 459). Chamoni und Gluchowski (Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9 f.) argumentieren, dass Machine Learning und Statistik, welche unter dem Begriff «Advanced Analytics» zusammengefasst werden können, die Ableitung von Vorhersagemodellen oder «Predictive Analytics» mit Kausalzusammenhängen ermöglichen. Die Vorhersagemodelle weisen eine ausgeprägte algorithmische, mathematische oder regelbasierte Ausrichtung auf. Die Fähigkeiten der Vor-

hersagemodelle geht über die Fähigkeiten von den meisten explorativen und vergangenheitsorientierten Datenanalysen der BI-Systeme hinaus (Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9; Baars & Kemper, 2021, S. 124; Skyrius, 2021, S. 159). Eine Kombination der Vorhersagemodelle mit Simulations- und Optimierungsverfahren sowie semantischen Regeln des Unternehmens ermöglicht eine Transformation zu einem präskriptiv handelnden BA-Modell (Prescriptive Analytics) (Delen & Demirkan, 2013, S. 361; Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 9; Frazzetto et al., 2019, S. 579). Chamoni und Gluchowski (2017, S. 9) bestätigen zudem, dass die Nutzung von BA Unternehmen strategische Vorteile verschafft.

2.2.2 Von BI zu BA

In diesem Kapitel wurden diverse Studien aus der Literatur zusammengetragen, in denen die Entwicklung der deskriptiven Ansätze von BI zu den explorativen Ansätzen von BA aufgezeigt werden. Ereth und Kemper (Ereth & Kemper, 2016, S. 459) haben diese Entwicklung bildlich dargestellt. Die Abbildung von Ereth und Kemper (Ereth & Kemper, 2016, S. 459) ist nachfolgend in dieser Arbeit dargestellt (siehe Abbildung 2.1: Entwicklung von BI bis BA). Die beiden Autoren haben die Disziplinen BI und BA in Einsatzgebiete unterteilt (Ereth & Kemper, 2016, S. 459).

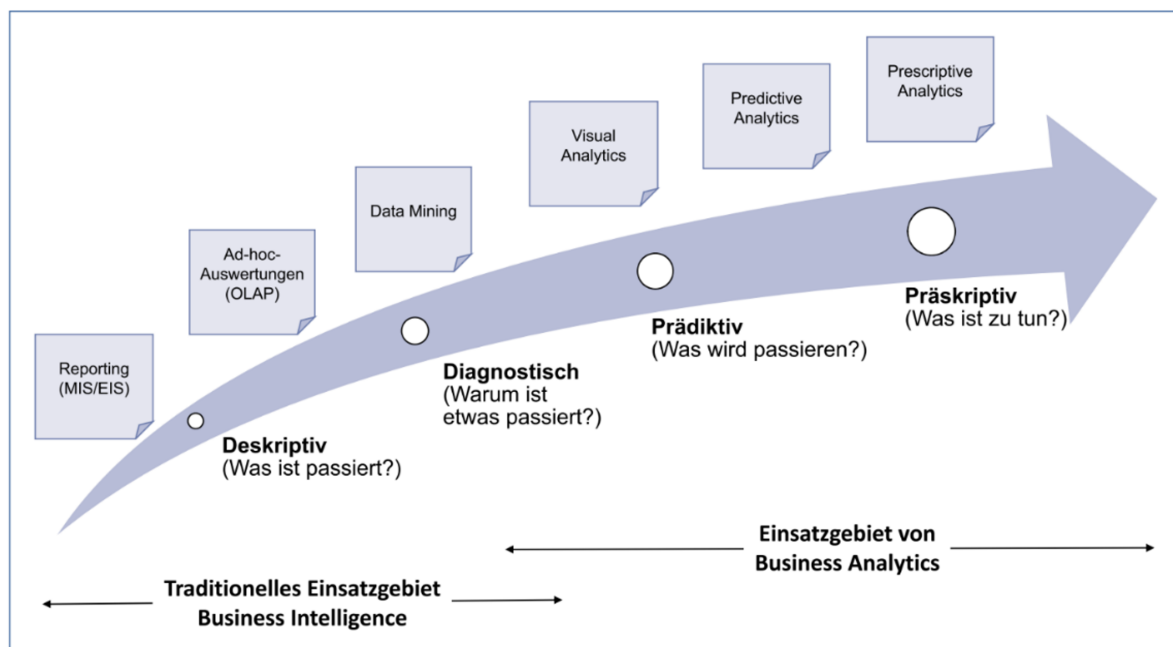


Abbildung 2.1 Entwicklung von BI bis BA (Ereth & Kemper, 2016, S. 459)

Ereth und Kemper (2016, S. 459) klassifizieren BI als traditionelles Einsatzgebiet. Darunter werden die deskriptiven und die diagnostischen BI-Ansätze gezählt (Ereth & Kemper, 2016, S. 459). Descriptive Analytics (Deskriptive Analysen) fasst mit Hilfe von statistischen Methoden die Daten aus der Vergangenheit zusammen und beantwortet die Frage «Was ist passiert?» (Ereth & Kemper, 2016, S. 459; Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 247; Sharda et al., 2018, S. 24; Skyrius, 2021, S. 163). Damit werden Einblicke in vergangene Ereignisse oder den aktuellen Zustand ermöglicht (Skyrius, 2021, S. 163). Der Grossteil der Analysen in einem Unternehmen, welche ein BI-System ausführt, sind deskriptive Analysen. Hier kommen hauptsächlich Reporting Systeme zum Einsatz, wie zum Beispiel ein Management Information System (MIS) oder ein EIS. Management- und Geschäftsberichte mit monatlichen Geschäftszahlen oder auch Berichte zur Unterstützung spezieller Geschäftsentscheidungen, sind Beispiele von deskriptiven Analysen (Ereth & Kemper, 2016, S. 459; Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 247; Skyrius, 2021, S. 163). Unter der Voraussetzung, dass die Qualität der Daten stimmt und dass die korrekte Analysemethode angewendet wurde, kann davon ausgegangen werden, dass die Ergebnisse der Berichterstattung in der Regel zuverlässig sind (Skyrius, 2021, S. 163). Entsprechend spielen bei der deskriptiven Analyse Key Performance Indicator (KPI) eine entscheidende Rolle. Diese stellen zugleich eine Verbindung zwischen grundlegender Berichterstattung und tiefgehender Diagnostik dar (Skyrius, 2021, S. 163).

Diagnostic Analytics (Diagnostische Analysen), welches eine Erweiterung der deskriptiven Analysen ist, beantwortet die Frage «Warum etwas passiert ist?» (Ereth & Kemper, 2016, S. 459; Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 247). Die Gründe für die Ereignisse aus der Vergangenheit können mit diagnostischen Analysen analysiert werden. Diagnostische Fragestellungen sind entsprechend hypothesengetrieben (Ereth & Kemper, 2016, S. 459). Zudem ermöglicht die diagnostische Analytik den Unternehmen, Beziehungen zwischen verschiedenen Arten von Daten zu verstehen (Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 247). Dabei ermöglichen OLAP (analytische Online-Verarbeitungstools) eine multidimensionale Ad-hoc-Auswertung von Unternehmensdaten. So können beispielsweise Berichterstattungen und KPIs auf einzelne Unternehmenseinheiten oder Produkte heruntergebrochen und analysiert werden. Data Mining signalisiert den Übergang von dem BI Einsatzgebiet zum Einsatzgebiet von BA (Ereth & Kemper, 2016, S. 459; Sharda et al., 2018, S. 25). Data Mining ist die Anwendung statistischer Methoden zur explorativen Datenauswertung (Ereth & Kemper, 2016, S. 459).

Der Fokus von BA, welcher sich auf explorative Fragestellungen bezieht, baut auf der Definition von Data Mining auf (Ereth & Kemper, 2016, S. 460). Data Mining ermöglicht durch die Nutzung von systematischen und iterativen Anwendungen, statistisch und mathematischen Methoden sowie intelligenten Algorithmen, Auffälligkeiten und Muster in Daten zu erkennen

(Ereth & Kemper, 2016, S. 460; Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 10; Baars & Kemper, 2021, S. 127). Somit sind grosse Datenmengen ein Haupttreiber für BA (Ereth & Kemper, 2016, S. 460; Baars & Kemper, 2021, S. 127). Die Analyse von Big Data mit explorativen Fragestellungen kann jedoch zu komplexen Datensätzen führen, welche oft nicht zielführend sind. Visual Analytics, welches die visuelle Datenauswertungsmethode beschreibt, wird hier von Unternehmen eingesetzt. Damit können die Nutzenden in Kombination mit kognitiven Fähigkeiten die Resultate von ausgewerteten Informationen und Daten besser deuten (Ereth & Kemper, 2016, S. 460).

Das Einsatzgebiet von BA umfasst Predictive Analytics (prädiktive oder vorhersagende Analysen) und Prescriptive Analytics (präskriptive oder vorschreibende Analysen) (Ereth & Kemper, 2016, S. 460). Mit Predictive Analytics wird die Frage «Was wird oder könnte passieren?» beantwortet. Die Ergebnisse der deskriptiven Analyse werden mit mathematischen und statistischen Modellen analysiert. Zu den mathematischen und statistischen Modellen werden in diesem Zusammenhang Machine Learning und Simulationstechniken gezählt. Dabei werden aus Daten Informationen extrahiert, welche Vorhersagen über zukünftige Szenarios, Verhaltensweisen und Trends geben können (Ereth & Kemper, 2016, S. 460; Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 247; Baars & Kemper, 2021, S. 124; Skyrius, 2021, S. 164). Hinsichtlich der Prognosezwecke ermöglicht ML die Verarbeitung von immensen Datenmengen aus viel vielfältigeren Informationsquellen (Skyrius, 2021, S. 164). Mit Predictive Analytics können Unternehmen Muster in historischen Daten erkennen und daraus automatisierte Modelle zur Vorhersage zukünftiger Chancen und wahrscheinlicher Risiken konzipieren. Machine Learning Methoden, wie Entscheidungsbäume und Neuronale Netze, benötigen für prädiktive Analysen so viel Daten wie möglich. Mehr Daten bedeuten mehr validierte Modelle und damit genauere Vorhersagen (Ereth & Kemper, 2016, S. 460; Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 247; Skyrius, 2021, S. 164). Das Ergebnis der prädiktiven Analytik können mehrere Vorhersagen und ihre entsprechenden Wahrscheinlichkeitswerte sein (Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 247). In der Wirtschaft wäre ein gutes Anwendungsbeispiel für Predictive Analytics die Vorhersage des Konsumverhaltens eines Produkts für eine bestimmte Zielgruppe. Aufgrund von dieser analytischen Vorhersage könnte ein Unternehmen die Produktion von bestimmten Produkten anpassen.

Ereth und Kemper (2016, S. 459) klassifizieren Prescriptive Analytics in das Einsatzgebiet von BA. Prescriptive Analytics liefert Unternehmen adaptive, zeitabhängige, automatisierte und optimale Handlungsempfehlungen (Entscheidungen) (Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 247). Dabei werden die Fragen, «Was zu tun ist?» oder «Was unter diesen Umständen die beste Vorgehensweise ist?» beantwortet (Ereth & Kemper, 2016, S. 460; Skyrius, 2021, S. 164). Prescriptive Analytics ermöglicht somit, dass Analyseergebnisse direkt in Handlungsempfehlungen

umgewandelt werden (Frazzetto et al., 2019, S. 579; Chamoni & Gluchowski, 2017, S. 11). Die Kombination aus den Machine Learning Vorhersagemodellen, des Wissensmanagement und der Simulationsverfahren sowie der Optimierungsverfahren ermöglichen einem Unternehmen präskriptive Ergebnisse und entsprechende Handlungsempfehlungen (Ereth & Kemper, 2016, S. 460; Skyrius, 2021, S. 164). Bei der Analyse werden die Unternehmensdaten ausgewertet und es werden eine oder mehrere Alternativen für bestimmte Handlungsabläufe erstellt (Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 247; Skyrius, 2021, S. 164). Zudem werden die wahrscheinlichen Ergebnisse und Einflüsse der einzelnen Handlungsempfehlung aufgezeigt. Das Ziel dabei ist es, einen Mehrwert für das Unternehmen und die Mitarbeitenden zu generieren und bessere operative und strategische Entscheidungen zu ermöglichen (Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 247; Sharda et al., 2018, S. 26). Die Handlungsanweisungen können den Anwendern vorgelegt werden oder direkt von dem System selbst automatisiert vollzogen werden. Ein Beispiel hierfür wären die vollautomatisierten Preissysteme von Fluggesellschaften (Sharda et al., 2018, S. 27). Ein weiterer wichtiger Aspekt von Prescriptive Analytics ist, dass die Entscheidungen und Rückmeldungen der Entscheidungstragenden in die Analysen von zukünftigen Handlungsempfehlungen einfließen. So kann das System von den getroffenen Entscheidungen lernen und die neuen Handlungsempfehlungen darauf ausrichten (Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 248). Diese Tatsache deutet darauf hin, dass ein ausgereiftes BA-System mit Prescriptive Analytics in gewisser Weise eine Lernkurve aufweist. Diese Lernkurve ist sehr auf die Systembenutzenden angewiesen. Diese Arbeit geht davon aus, dass – solange die getroffenen Entscheidungen einen positiven Einfluss auf die Unternehmensentwicklung haben – diese auch einen fördernden Einfluss auf den Lerneffekt der Mitarbeitenden und des BA-Systems haben können.

2.2.3 BI Maturität

Dieses Kapitel konzentriert sich auf die Maturität von BI-Systemen. Dabei bezieht sich diese Arbeit darauf, wie Unternehmen grundlegend einschätzen können, wie fortgeschritten die BI-Systeme sind. Es wird nicht vertieft auf die verschiedenen Maturitätsmessmodelle eingegangen, welche den genauen Prozess für die Bestimmung des Reifegrads von Informationssystemen definieren.

Unternehmen investieren konstant in die Verbesserung von Informationssystemen und in die Erneuerung von Geschäftsprozessen. BI fällt damit in einen Bereich, in dem konstant investiert wird. Für Unternehmen ist es wichtig Wettbewerbsvorteile gegenüber Konkurrenten zu erzielen und dabei Kosten zu senken (Hribar Rajterič, 2010, S. 47). Hribar Rajterič (2010, S. 48) ist der Meinung, dass das Nachweisen von rentablen Investitionen in BI, eine

grosse Herausforderung für Unternehmen darstellt, da der Einfluss von Entscheidungsprozessen auf das Unternehmensergebnisse schwer messbar ist (Hribar Rajterič, 2010, S. 48). Um den Einfluss zu bewerten, können Maturitätsmodelle, welche vorwiegend für die Softwareentwicklung entwickelt wurden, angepasst und verwendet werden (Hribar Rajterič, 2010, S. 47). Maturitäts- oder Reifegradmodelle beschreiben und bewerten Wachstums- und Veränderungszyklen in verschiedenen Unternehmensbereichen. Die Grundidee dieser Modelle basiert darauf, dass Veränderungen vorhergesehen und gesteuert werden können (Hribar Rajterič, 2010, S. 49). Häufig werden Reifegradmodelle von dem Capability Maturity Model abgeleitet, welches für die Softwareentwicklung konzipiert wurde (Zahran, 1994, S. 216). Reifegradmodelle bestehen im Normalfall aus einem Modell und einem Maturitätsfragebogen, mit welchem der Reifegrad der Entwicklungsumgebung eines Unternehmens bewertet werden kann (Zahran, 1994, S. 216; Hribar Rajterič, 2010, S. 49). Maturitätsmodelle helfen Unternehmen dabei, die Ausgangslage zu bestimmen und potenzielle Verbesserungsstrategien auszuarbeiten (Hribar Rajterič, 2010, S. 50). Im Bereich BI gibt es unterschiedliche Maturitätsmodelle zur Bewertung des Reifegrads. Hribar Rajterič (2010, S. 50 ff.) beschreibt in einem Artikel sechs unterschiedliche Modellansätze. Diese Arbeit wird nicht tiefgründig auf diese sechs BI Maturitätsmodelle eingehen. Einzig auf das Business Information Maturity Model (BIMM) geht diese Arbeit oberflächlich ein, welches auch in der Studie von Williams und Williams thematisiert wird (Williams & Williams, 2006, S. 99; Hribar Rajterič, 2010, S. 50 f.). Damit soll ein besseres Verständnis für die BI-Maturität ermöglicht werden. Das BIMM konzentriert sich auf die zunehmende Bedeutung von BI. Dabei definiert das Modell drei zentrale Erfolgsfaktoren für BI: Ausrichtung, Nutzung und Bereitstellung. Neben den drei zentralen Erfolgsfaktoren werden auch sieben Schlüsselbereiche definiert, mit denen die Bewertung der BI-Architektur vorgenommen werden kann (Williams & Williams, 2006, S. 99; Hribar Rajterič, 2010, S. 50). Zudem definieren Williams und Williams (2006, S. 98 ff.) drei Maturitätsstufen von BI. Diese drei Stufen des BIMM zeigen, wie Unternehmen sich von einer unstrukturierten Nutzung von Informationen hin zu einer vollständigen Integration der Informationen in die Geschäftsprozesse entwickeln können.

Abschliessend kann festgehalten werden, dass mit der Analyse über den Reifegrad der BI-Architektur Unternehmen den Zusammenhang zwischen der IT und den Geschäftsbemühungen verdeutlichen können. Basierend auf den Erkenntnissen kann auch eine Strategie für die Firmenausrichtung definiert werden (Hribar Rajterič, 2010, S. 50). Hribar Rajterič (2010, S. 47) definiert, dass der Nutzen von BI am höchsten ist, wenn der Maturitätsgrad der BI-Systeme so weit wie möglich dem Reifegrad des Unternehmens entspricht. Diese Tatsache erfordert eine Optimierung der BI-Architektur, welche auf die Bedürfnisse der Nutzenden oder Nut-

zergruppen individuell zugeschnitten ist (Hribar Rajterič, 2010, S. 47). Weiterentwicklungen und Implementierungen von BI-Konzepten sollten somit immer an der Unternehmensstrategie ausgerichtet sein. So kann auch der Wert für die Investitionen von BI-Initiativen besser gerechtfertigt werden (Coelho et al., 2010, S. 156). In dieser Arbeit wird davon ausgegangen, dass die Maturität von einem Unternehmen einhergehen sollte mit der Maturität von den BI-Systemen.

2.3 Serviceorientierte BI Referenzarchitektur

Das vorhergehende Kapitel, in welchem BA thematisiert wurde, hat bereits aufgezeigt, dass BA-Systeme in der Lage sind, von den Rückmeldungen der Systembenutzenden zu lernen. In diesem Kapitel der Arbeit soll in erster Linie aufgezeigt werden, was für eine Infrastruktur resp. Architektur benötigt wird, damit sich die BI-Systeme eigenständig weiterentwickeln können oder eigenständig die Lernkurve der BI-Systeme fördern können. Im ersten Unterkapitel 2.3.1 wird die SOA definiert. Im zweiten Unterkapitel 2.3.2 wird auf die Definition der SoBI eingegangen. Im letzten der drei Unterkapitel 2.3.3 geht diese Arbeit auf die SoBI-Referenzarchitektur von Pospiech und Felden ein (Pospiech & Felden, 2013, S. 7). Dabei wurden diverse ähnliche Artefakte und Modelle aus der Literatur analysiert und zu einer ausschlaggebenden SoBI-Referenzarchitektur kombiniert. Das Zusammenführen der diversen Architekturansätze ermöglicht dieser Arbeit eine klare Definition eines Ordnungsrahmens oder Frameworks für SoBI.

2.3.1 Serviceorientierte Architektur

Viele Unternehmen konzentrieren sich derzeit auf die Installation von BI Systemen, welche den Unternehmen dabei helfen, Entscheidungsprozesse zu verbessern (Chan et al., 2011, S. 1). Herkömmliche BI Konzepte umfassen unter anderem folgende Funktionen: Abfrage- und Berichtssoftware, analytische Online-Verarbeitungstools, Präsentations- und Visualisierungstools, Data- und Text-Mining Tools sowie analytische Prognosen (Sharda et al., 2015, S. 15; Skyrius, 2021, S. 146). Die gängigsten BI Architekturen, welche zusammengesetzt werden aus den vorhergehenden BI Konzepten, bauen in der Regel auf einem Data Warehouse auf (Chan et al., 2011, S. 1). Dabei entsteht eine starke Hardware-Software Kopplung, welche wiederum stark an das Unternehmen angebunden wird (Kemper et al., 2010, S. 250). Das Data Warehouse Konzept wurde in den 1990er Jahren entwickelt (Martin, 2015, S. 107). Die Informationen und Daten, welche aus dem Data Warehouse bezogen werden, dienen einem Unternehmen bei der strategischen und taktischen Entscheidungsunterstützung. Dabei werden die Daten in einem Data Warehouse subjektorientiert, durchgängig und zeitbezogen gespeichert (Martin, 2015, S. 184). Das Data Warehouse wird in Unternehmen als «Single Source of Truth» (Quelle der Wahrheit) für Performance Management und Analytik angesehen (Martin, 2015, S. 107). Eine solche Implementierung verhinderte die Anwendung von BI in die operative Umgebung des Unternehmens (Martin, 2015, S. 62). Mit einer Datenintegrationsplattform im Kontext von einer SOA kann wiederum das Datenlager durch ETL-Prozesse in Echtzeit versorgt und zur

operativen Entscheidungsunterstützung genutzt werden (Martin, 2015, S. 107). Dabei stellt die Datenintegrationsplattform Informationsdienste bereit, die sich aus Data Warehouse Daten und operativen Daten zusammensetzen (Martin, 2015, S. 62). Big Data hat die Sicht von Unternehmen hinsichtlich einer starken Anbindung von einem Data Warehouse geändert (Martin, 2015, S. 107). Ein Konzept, welches dieser Kopplung entgegenwirkt, ist die SOA. Mit einer SOA können webbasierte Schnittstellen für die standortunabhängige Integration von Softwarewerkzeugen implementiert werden (Kemper et al., 2010, S. 251). Hier ist zu erwähnen, dass Unternehmen nicht alle Daten und Informationen innerhalb des Data Warehouse über die Serviceschnittstelle zugänglich machen sollten. Das kann zu einem IT-Governance (IT-Führung) Risiko führen. Zudem muss berücksichtigt werden, dass es eine kleine Gruppe von Anwendern innerhalb des Unternehmens geben muss, welche direkten Zugang zum Data Warehouse benötigen, um übergreifende Systemanpassungen durchzuführen (Gordon et al., 2006, S. 30). SOA setzt voraus, dass der Serviceaufruf und die Servicebereitstellung von Diensten in die Infrastrukturen des Unternehmens eingebunden werden kann (Kemper et al., 2010, S. 251). Eine SOA ist eine Methode, welche die Nutzenden dabei unterstützt, Unternehmensanwendungen zu entwickeln und zu implementieren. Somit besteht die SOA aus zwei Hauptkomponenten: den Dienstanbietenden (Service Provider) und den Dienstnutzenden (Service Consumer). Dabei konzentriert sich SOA auf die Verknüpfung von grobkörnigen und verstreuten Unternehmensebenen sowie auf die Verknüpfung von wiederverwendbaren Artefakten oder Diensten (Services oder Web-Services) (Wilkes & Harby, 2004, S. 4; Dinter, 2008, S. 223; Gluchowski et al., 2008, S. 344). Im Kontext des Internets wird die webbasierte Integration von Schnittstellen auf Basis von Web-Services implementiert (Kemper et al., 2010, S. 251). Hier ist zu erwähnen, dass SOA und Web-Services oft synonym verwendet werden, aber nicht dasselbe sind. Web-Services stellen eine Implementierungsmethode für eine SOA dar (Wilkes & Harby, 2004, S. 4). Die SOA stellt somit ein Konzept dar, in welchem eine klar definierte Gruppe von Diensten über die Netzwerke des Unternehmens miteinander kommuniziert, verbindet und bei Bedarf zugänglich macht (Erl, 2005, S. 5; Gluchowski et al., 2008, S. 344). Die grundsätzliche Idee einer SOA orientiert sich demnach am Konzept lose gekoppelter Komponenten, wobei die IT-Infrastruktur als eine Ansammlung von «Bausteinen» aufgefasst werden kann (Dinter, 2008, S. 223; Gluchowski et al., 2008, S. 344). Gleichzeitig wird das Beziehungsgeflecht zwischen den Applikationen aufgehoben (Dinter, 2008, S. 223).

Dienstnutzende sind in der Lage, die Dienste aufzurufen und die Inhalte und Daten zu analysieren. Auf der anderen Seite definieren die Dienstanbietenden, wie der Dienst aussieht und wie dieser über eine implementierungsunabhängige Dienstschnittstelle aufgerufen werden kann. Die Vorgehensweise zum Aufrufen dieser Dienste erfolgt über eine plattformunabhängige

ge Dienstschnittstelle (Wilkes & Harby, 2004, S. 4). Operative Systeme wickeln strukturierte Prozesse im operativen Bereich ab. Das führt dazu, dass die Eignung eines Geschäftsprozesses für eine Realisierung mittels einer SOA mit dem Grad der Strukturiertheit des Prozesses steigt. Das Endprodukt eines strukturierten Prozesses ist häufig eine Information, deren Wertigkeit eine Population im BI-System rechtfertigt. Entsprechend werden bei einer schrittweisen Integration zu einer SOA die BI-Systeme in einem ersten Schritt als Dienstnutzende vorgesehen (Gluchowski et al., 2008, S. 345). Ein wichtiger Aspekt bei SOA ist die Bestimmung der richtigen Granularität oder «Bausteinaufteilung» (Wilkes & Harby, 2004, S. 4). Dabei ist auch zu beachten, dass bei der SOA eine Trennung von Geschäftsprozessen und Geschäftsfunktionen vollzogen wird (Gluchowski et al., 2008, S. 344). Dienste sollten immer nur Operationen anbieten, die den Geschäftsfunktionen entsprechen (Wilkes & Harby, 2004, S. 4). Die Realisierung einer SOA führt zu dieser Trennung der fachlichen Konzepte. Das ermöglicht, dass bei der Änderung eines Geschäftsprozesses lediglich der Kontrollfluss des Aufrufs der Geschäftsfunktionen und der damit verbundene Datenaustausch angepasst werden muss. Mit einer SOA kann diese Anpassung auch schnell und flexibel erledigt werden (Gluchowski et al., 2008, S. 344; Martin, 2015, S. 15).

Insgesamt bietet diese Datenintegrationsplattform ein wertvolles Grundkonzept für Unternehmen, welche die BI-Systemprozesse verbessern wollen. SOA ermöglicht das Weiterleiten von Echtzeitdaten durch das Data Warehouse an Unternehmensanwendungen und an operative Prozesse. Zudem bietet eine SOA die Möglichkeit zur Verbesserung der BI durch einen herstellerunabhängigen Zugriff auf alle Systeme mit Hilfe von Diensten, welche für die Weiterleitung verantwortlich sind (Chan et al., 2011, S. 1; Pospiech & Felden, 2013, S. 1). Unternehmen haben einen geringeren Integrationsaufwand und können die Entscheidungsprozesse effizienter gestalten, flexibler agieren sowie kürzere Latenzzeiten bei der Entscheidungsfindung erreichen (Pospiech & Felden, 2013, S. 1; Martin, 2015, S. 15). Ein weiterer Grund für den Einsatz der SOA bei der Implementierung von BI-Systemen ist die Wiederverwendbarkeit (Gluchowski et al., 2008, S. 344; Chan et al., 2011, S. 1; Dinter, 2008, S. 225). Des Weiteren können Unternehmen von Serviceinnovationen und Geschäftsprozessinnovationen sowie von neuen Qualitätsstandards profitieren (Martin, 2015, S. 15). BA kann in Prozesse eingebettet werden, wodurch die Prozesse mit «Intelligenz» angereichert werden. Was dazu führt, dass diese Prozesse «smarter» werden (Martin, 2015, S. 13). Zudem ermöglicht die Bereitstellung einer flexiblen SOA eine kostengünstige Systementwicklung bei guter Systemqualität (Chan et al., 2011, S. 1). Neue Technologien und Ansätze werden zukünftig dazu führen, dass sich das Konzept der SOA zunehmend verbreiten wird. Cloud Lösungsansätze werden dazu führen, dass physische Standorte von BI-Systemen, an denen die Komponenten betrieben werden, keine Relevanz

mehr haben (Kemper et al., 2010, S. 252). Zusammenfassend kann hier festgehalten werden, dass die Definition der SOA von der historisch gewachsenen operativen Systemwelt gekennzeichnet wurde (Kemper et al., 2010, S. 262). Wenn Unternehmen die Schlüsselprinzipien von SOA verstehen, können sie effizientere und effektivere BI-Systeme schaffen. Ständig ändernde Marktdynamik, die steigende Komplexität von innovativen BI-Lösungen und firmenübergreifende Kooperationsformen verlangen eine SOA (Kemper et al., 2010, S. 262).

Hier ist noch zu vermerken, dass IT-Governance im Hinblick auf die langfristigen und strategischen Aspekte der Implementierung einer SOA zunehmend als eine Hauptaufgabe des IT-Managements angesehen wird (Böhm et al., 2009, S. 9). Der Begriff «IT-Governance» lässt sich in Compliance (Regelkonformität) und Business-IT-Alignment (Unternehmens IT-Ausrichtung) unterteilen (Johannsen & Goeken, 2010, S. 22). Compliance sorgt dafür, dass die Geschäftsaktivitäten den externen regulatorischen Anforderungen entsprechen. Beim Business-IT-Alignment liegt der Fokus auf der Ausrichtung zwischen Geschäfts- und IT-Strategie (Böhm et al., 2009, S. 9; Johannsen & Goeken, 2010, S. 22). Darüber hinaus zielt Business-IT-Alignment auf die Optimierung von Geschäftsprozessen, die Verbesserung geschäftswirksamer Entscheidungen und die leistungsbezogene Prozesseffizienz (Böhm et al., 2009, S. 9; Johannsen & Goeken, 2010, S. 22). Unternehmen unterliegen zahlreichen Vorschriften zur Datenaufbewahrung, zum Schutz von vertraulichen Informationen und zur Datenwiederherstellung im Katastrophenfall (de Haes & van Grembergen, 2009, S. 123). Ein spezifisches IT-Governance-Modell bietet eine Struktur für die Ausrichtung der IT-Strategie und ermöglicht es Unternehmen eine regelkonforme SOA zu implementieren (de Haes & van Grembergen, 2009, S. 123; Kemper et al., 2010, S. 262). IT-Governance ist ein grundlegender Bestandteil der Unternehmensführung. Durch die Befolgung eines angemessenen Rahmens können Organisationen quantifizierbare Ergebnisse zur Erreichung ihrer Strategien und Ziele erreichen (Chen, 2008, S. 3). Gordon et al. (2006, S. 30) unterstützen diese Meinung in Anbetracht auf die SOA. Nur mit der entsprechenden Governance und mit der Unterstützung von organisatorischen Änderungsmanagementprozessen kann eine serviceorientierte Architekturlösung erfolgreich sein (Gordon et al., 2006, S. 30). Somit stellen Governance als auch Compliance wichtige Faktoren für den Erfolg einer SOA oder einer SoBI-Architektur dar (Gordon et al., 2006, S. 27 ff.). Ein aktives Management durch eine Governance-Expertengruppe ist erforderlich, um sicherzustellen, dass das System die serviceorientierten Prinzipien einhält. Dabei sollen unkontrollierte Ausbreitungen von Services verhindert und der Nachrichtenaustausch von Services kontrolliert werden. Für Unternehmen ist es wichtig, dass bei der Umsetzung der Governance Massnahmen die Flexibilität der serviceorientierten Architekturlösung erhalten bleibt (Gordon et al., 2006, S. 30).

2.3.2 Serviceorientierte BI

In diesem Kapitel der Arbeit wird der Begriff «Serviceorientierte Business Intelligence Architektur» oder SoBI-Architektur ausführlich definiert. Grundlegen kann davon ausgegangen werden, dass sich der Begriff aus den beiden Begriffen «Business Intelligence» und «Serviceorientierte Architektur», welche vorhergehend in dieser Arbeit definiert wurden, zusammensetzt.

Damit eine schnelle und bessere Entscheidungsfindung gewährleistet wird, muss unter anderem die Latenzzeit zwischen Datenerfassung und Entscheidung verringert werden. Dabei unterstützt BI mittels leistungsfähiger Werkzeuge die Analyse und die Visualisierung von geschäftsrelevanten Informationen (Gluchowski et al., 2008, S. 93; Pospiech & Felden, 2013, S. 1). Gleichzeitig entwickeln sich die Geschäftsbedingungen von Unternehmen rasant (Chan et al., 2011, S. 2). Die Weiterentwicklung von BI-Konzepten wird von überlasteten Infrastrukturen und heterogenen Systemlandschaften gebremst (Pospiech & Felden, 2013, S. 1). Unternehmen müssen in der Lage sein, mit den Marktentwicklungen Stand zu halten. Dabei ist es für die Organisationen wichtig, zusätzliche Dienste in die Infrastrukturen agil einzubeziehen, zu entfernen oder spontan zu integrieren (Chan et al., 2011, S. 2). Hier bietet die SOA die Möglichkeit zur Verbesserung der BI-Landschaft durch den herstellerunabhängigen Zugriff auf alle Systeme mit Hilfe von Diensten (Kemper et al., 2010, S. 251; Chan et al., 2011, S. 1; Pospiech & Felden, 2013, S. 1). Infolgedessen können Unternehmen die Entscheidungsprozesse effizienter und agiler gestalten. Noch dazu kann eine kürzere Latenzzeit bei der Entscheidungsfindung erreicht werden.

Mangelnde Systemintegration und geringe Systemperformance haben dazu geführt, dass viele Unternehmen, bestehende BI-Konzepte mit einer bestehenden SOA verbunden haben, um eine bessere Systemperformance zu erreichen (Pospiech & Felden, 2013, S. 1). Damit wird eine Verschmelzung der operativen und analytischen Informationssysteme erreicht (Vogt et al., 2008, S. 218; Martin, 2015, S. 62). Dies hat zur SoBI geführt, welche in den folgenden Abschnitten genauer erklärt wird. Vorerst geht diese Arbeit kurz darauf ein, wie aus einer BI-Architektur eine SoBI-Architektur wird.

BI-Architekturen umfassen Prozesse, Anwendungen und verschiedene Systeme in einer Organisation. Zusammengefasst beschäftigt sich eine BI-Architektur mit der Umwandlung von Daten in nützliche Informationen, welche für die Entscheidungstragenden im Unternehmen relevant sind und den Erwerb von Geschäftsvorteilen ermöglicht. Entsprechend wird den Anwendern der Zugriff auf wertvolle Informationen von komplizierten und analytischen Prozessen ermöglicht (Chan et al., 2011, S. 2). Die meisten Grossunternehmen besitzen im Durchschnitt

50 verschiedene IT-Systeme, welche Teil der BI-Architektur sind. Hinzu kommt noch, dass die meisten von diesen IT-Systemen durch manuell kodierte Punkt-zu-Punkt-Verbindungen verknüpft sind (Martin, 2015, S. 28). Die Datenübertragung zwischen Punkt-zu-Punkt verbundenen Systemen führt zu mehr Komplexität und sinkender Datenqualität (Martin, 2015, S. 28). Eine SoBI beseitigt die Schwächen der Punkt-zu-Punkt verbundenen BI-Architektur und bietet den effektiven Ansatz für eine agile IT-Infrastruktur sowie zur Lösung von Integrationsproblemen (Vogt et al., 2008, S. 218). Die Umsetzung der SoBI kann durch das Umsetzen einer SOA, welche dem Unternehmen einzelne BI-Systeme als Services zur Verfügung stellt, ermöglicht werden (Erl, 2005, S. 5; Gluchowski et al., 2008, S. 344; Vogt et al., 2008, S. 218). Zudem stellen moderne BI- und BA-Konzepte eine sinnvolle Ergänzung für die Abbildung von Unternehmensereignissen und Prozessen in Echtzeit dar (Vogt et al., 2008, S. 218). Das Ziel dabei soll es sein, dass Entscheidungen in kürzerer Zeit getroffen werden können und mittels BA (Präskriptive Analytics) bis zu einem gewissen Grad antizipiert werden können (Vogt et al., 2008, S. 218; Soltanpoor & Sellis, 2016, S. 248; Sharda et al., 2018, S. 27).

Seit den Anfängen von SoBI, welche sich auf das Jahr 2005 belaufen, ist der wesentliche Ansatz für eine SoBI-Umsetzung ein Service Bus oder Enterprise Service Bus (Vogt et al., 2008, S. 218; Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Ein Service Bus oder Dienst Bus stellt sinnbildlich einen Nachrichtenkanal dar, welcher alle Infrastruktur Komponenten verbindet (Gluchowski et al., 2008, S. 342; Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Dabei garantiert der Service Bus einen universellen Zugang zur BI-Infrastruktur des Unternehmens (Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Zu den Hauptaufgaben des Service Buses zählen das intelligente Verwalten der Nachrichtenübertragungen und die Datentransformation (Vogt et al., 2008, S. 219; Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Die Geschäftslogik liegt dabei in Form von Services oder Web-Services vor, wobei BI Funktionalitäten in Dienste umgewandelt werden und als initiiierende und resultierende Ereignisse der Prozesskette in Echtzeit dargestellt werden. Der Service Bus dient als zentrale Kommunikationsplattform für Dienstanwender und Dienstanbieter und unterstützt die synchrone, asynchrone und ereignisgesteuerte Interaktion zwischen den Diensten. Das SoBI-Spektrum reicht von der Realisierung einer asynchronen Kommunikation mittels einem Publish und Subscribe Modell, welches ereignisgesteuert ist. Bis hin zur Etablierung von analytischen BA-Services, die über eine synchrone Dienstkommunikation, mittels einem Request und Response Modell, zur Verfügung gestellt werden (Gluchowski et al., 2008, S. 346; Vogt et al., 2008, S. 219; Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Schlussendlich kombiniert ein Service Bus die beiden Kommunikationsmodelle und ermöglicht eine Reaktion in Echtzeit auf alle eintretenden Geschäftsereignisse. Entsprechend können die kombinierten Kommunikationsmodelle mehrere Dienste gleichzeitig auslösen. Somit stellen Dienste, welche auf einem

Service Bus basieren, abstrakte Endpunkte dar, welche auf Ereignisse reagieren oder diese produzieren können (Gluchowski et al., 2008, S. 342; Vogt et al., 2008, S. 219; Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Zudem ermöglichen Dienste einem Unternehmen, die Ausführung, die Integration und die rechtzeitige Bereitstellung von Daten über die Firewalls hinweg (Martin, 2015, S. 111). Martin (2015, S. 111) verdeutlicht, dass Daten und Informationen immer über Dienste bereitgestellt werden sollen. Des Weiteren teilt Martin (2015, S. 111) die Dienste von einem Service Bus in sechs Kategorien ein: Softwaredienste, Datenintegrationsdienste, Übermittlungs- und Zugriffsdienste, Meta- und Stammdatendienste, Infrastrukturdienste und administrative Dienste (Martin, 2015, S. 111). Alle Dienste haben ihre entsprechenden Funktionen, welche anhand der Dienstnamen abgeleitet werden können. Die Softwaredienste sind die fundamentalsten Dienste für die BI Analysen in einem Unternehmen. Mit diesen Diensten werden operative, taktische und strategische Daten bereitgestellt (Gluchowski et al., 2008, S. 345). Die sechs Kategorien von Diensten können flexibel kombiniert werden, um den Geschäftsanforderungen gerecht zu werden (Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Die Softwaredienste beinhalten zudem auch die Dienstleistungen der Datentransformation. Damit sind die Transformationsphasen des ETL-Konzepts gemeint (Gluchowski et al., 2008, S. 345; Pospiech & Felden, 2013, S. 4; Martin, 2015, S. 111).

Ausgehend von der Theorie können eine BI-Infrastruktur und eine SOA als ein integratives, sich ergänzendes Konzept implementiert werden. Dieses Konzept, welches als SoBI bezeichnet wird, steigert den Wert beider Architekturkonzepte, ohne die bestehende IT-Infrastruktur sowie die damit verbundene Komplexität in den Bereichen Systemadministration, Servermanagement und Schulung zu beeinflussen (Vogt et al., 2008, S. 219; Chan et al., 2011, S. 8). Wesentliche Hauptnutzen der SoBI sind die flexible und zuverlässige Entscheidungsunterstützung, die Reaktionsfähigkeit in Echtzeit und das Vorliegen aller Geschäftsereignisse auf einem Service Bus (Vogt et al., 2008, S. 219; Chan et al., 2011, S. 8; Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Dadurch ermöglicht die SoBI eine vollständige Transparenz der Prozesse (Vogt et al., 2008, S. 219). Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass einer SoBI-Architektur andere Anforderungen gestellt werden als den klassischen Data Warehouse Ansätzen. SoBI ermöglicht es einem Unternehmen, nicht nur eine grössere Anzahl an Anwendern mit analytischen Informationen zu versorgen, sondern auch ein höheres Datenvolumen in Echtzeit zu verarbeiten und zu vermitteln (Vogt et al., 2008, S. 219). Zudem integriert die SoBI-Architektur die BI-Services in Unternehmensprozesse, womit redundante Implementierungen vermieden werden können. Weitere Aspekte, wie eine problemlose Integration und verbesserte Skalierbarkeit werden ebenfalls ermöglicht (Pospiech & Felden, 2013, S. 4).

2.3.3 Serviceorientiertes BI Framework

Heterogene Systemlandschaften und Infrastrukturen von Informationssystem in Unternehmen sind überlastet. Aus diesem Grund sind Unternehmen nicht mehr in der Lage, den immer ändernden Anforderungen, die auch die analytischen Dienstleistungen umfassen, nachzukommen (Vogt et al., 2008, S. 226; Pospiech & Felden, 2013, S. 1). Die Literaturrecherche zeigt, dass sich viele Autoren mit dem Konzept des Zusammenführens von einer BI-Architektur mit einer SOA befassen haben. Chan et al. (2011, S. 4 ff.) haben unter anderem ein konzeptionelles SoBI-Architekturmodell basierend auf den in der Literatur berichteten Forschungsergebnissen erstellt. Gordon et al. (2006, S. 26 ff.) haben Gemeinsamkeiten und Unterschiede von BI und einer SOA verglichen. Das Ergebnis von deren Studie war eine SoBI-Architektur, welche die Stärken von BI und einer SOA verbindet und die Prinzipien der Komponentenarchitekturen achtet (Gordon et al., 2006, S. 26 ff.). Vogt et al. (2008, S. 219 ff.) haben ebenfalls eine wissenschaftliche Studie über ein BI-Konzept auf Basis einer ereignisgesteuerten serviceorientierten Architektur verfasst. Diese Herangehensweise kommt einer SoBI-Architektur sehr nahe. Im Jahr 2008 haben Gluchowski et al. (2008, S. 344 ff.) in Ihrem Buch ein Teilkapitel der Kombination von BI mit einer SOA gewidmet. Pospiech und Felden (2013, S. 4 ff.) haben ebenfalls eine wissenschaftliche Studie verfasst, welche hauptsächlich auf den Recherchen von Chan et al. (2011, S. 4 ff.) und Vogt et al. (2008, S. 219 ff.) aufbaut und BI mit einer SOA anhand einer Referenzmodellierung kombiniert. Das Ergebnis ist ein validiertes SoBI-Framework respektive eine SoBI-Referenzarchitektur (Pospiech & Felden, 2013, S. 4 ff.). Das Ziel von diesem Kapitel ist es, die diversen Ansätze aus der Literatur zu vereinen und einen serviceorientierten Ansatz mit den konstant innovierenden BI-Systemen zu kombinieren. Dabei baut dieses Kapitel vorwiegend auf dem SoBI-Referenzmodell von Pospiech und Felden auf (Pospiech & Felden, 2013, S. 4 ff.). Die Zusammenführung der serviceorientierten Architekturansätze mit der BI-Architektur ermöglicht es dieser Arbeit, eine klare Definition eines Frameworks für SoBI darzulegen. Die Umsetzung dieser Referenzarchitektur in Unternehmen soll dabei unterstützen, die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-System zu steigern und zu optimieren, indem unter anderem die BI Dienste für alle Mitarbeitenden im Unternehmen verfügbar gemacht werden.

Bevor diese Arbeit sich dem Referenzmodell von Pospiech und Felden widmet, wird in diesem Abschnitt kurz auf die grundlegende BI Architektur aus der Literatur eingegangen. Davenport und Harris (2007, S. 240) haben eine sechs Schichten BI-Architektur aufgestellt, welche unter anderem von Chan et al. (2011, S. 4 ff.) als Grundlage für deren SoBI-Architekturmodell benutzt wurde. Die sechs vorgeschlagenen BI-Architektur Schichten basieren auf einer Zusammensetzung von diversen Werkzeugen respektive BI-Systemen und lauten wie folgt:

1. Datenmanagementschicht – Werkzeuge zur Datenquellen Erfassung und Verwaltung
2. Transformationsmanagementschicht – ETL-Werkzeuge für die Datenverarbeitung
3. Datenspeicherungsschicht – Werkzeuge zur Speicherung von Daten
4. Anwendungsschicht – Werkzeuge zur Datenanalyse
5. Präsentationsschicht – Werkzeuge zur Datenvisualisierung und Datenmanipulation
6. Operative Datenschicht – Werkzeuge für die Datensicherheit, Archivierung und Fehlerbehandlung

Die sechs Schichten BI-Architektur wird von der aktuelleren Literatur gestützt. Das ist unter anderem in den BI Definitionen von Gluchowski et al., Wixom und Watson sowie López-Robles et al. wiedergegeben (Gluchowski et al., 2008, S. 93; Wixom & Watson, 2010, S. 13; López-Robles et al., 2019, S. 35 f.). Auch die BI-Architektur von Gluchowski et al. (2008, S. 346 f.) ist ähnlich aufgebaut, wie die BI-Architektur von Davenport und Harris (Davenport & Harris, 2007, S. 240). Einzig sind es bei Gluchowski et al. (2008, S. 346 f.) Ebenen statt Schichten. Zudem werden beim Modell von Gluchowski et al. (2008, S. 346 f.), welches eine SOA mit einer klassischen BI-Architektur verbindet, die Operativen Systeme separat ausgewiesen. Die verschiedenen Ebenen werden in Ebenen unterteilt, welche sich primär dynamischen Datenpopulationsprozessen widmen, und in Ebenen, bei denen die statischen Aufgaben der Datenpersistenz im Vordergrund stehen (Gluchowski et al., 2008, S. 346). Neben den BI-Architekturebenen erfolgt die Kommunikation der Dienste beim Modell von Gluchowski et al. (2008, S. 347) über einen Service Bus.

Die vorhergehenden Informationen zeigen, wie sich die Referenzmodelle aus der Literatur von einer grundlegenden BI-Infrastruktur, zu einer Kombination aus einer SOA und BI-Architektur hin orientieren. Nachfolgend geht diese Arbeit auf das SoBI-Referenzmodell von Pospiech und Felden ein. Diese Referenzarchitektur ist eine Kombination aus einer BI-Architektur und einer generischen SOA-Architektur (Chan et al., 2011, S. 4; Pospiech & Fel-

den, 2013, S. 4). Zudem wurden in diesem Zusammenhang diverse andere Quellen für detaillierte Erklärungen und für diverse Erweiterungen der Referenzarchitektur berücksichtigt. Unter anderem sind das dieselben Studien, auf welche zu Beginn von diesem Kapitel eingegangen wurde. Pospiech und Felden haben die Zielanforderungen für das Modell mit einer Anforderungsanalyse definiert. Dabei wurde eine Analyse durch die Wiederverwendung und Konsolidierung von etablierten BI-Kriterienkatalogen durchgeführt (Pospiech & Felden, 2013, S. 3). Die Validierung des konzeptionellen Modells erfolgte durch qualitative Experteninterviews (Pospiech & Felden, 2013, S. 7). Die nachfolgende Abbildung 2.2 stellt die SoBI-Referenzarchitektur von Pospiech und Felden dar (Pospiech & Felden, 2013, S. 7).

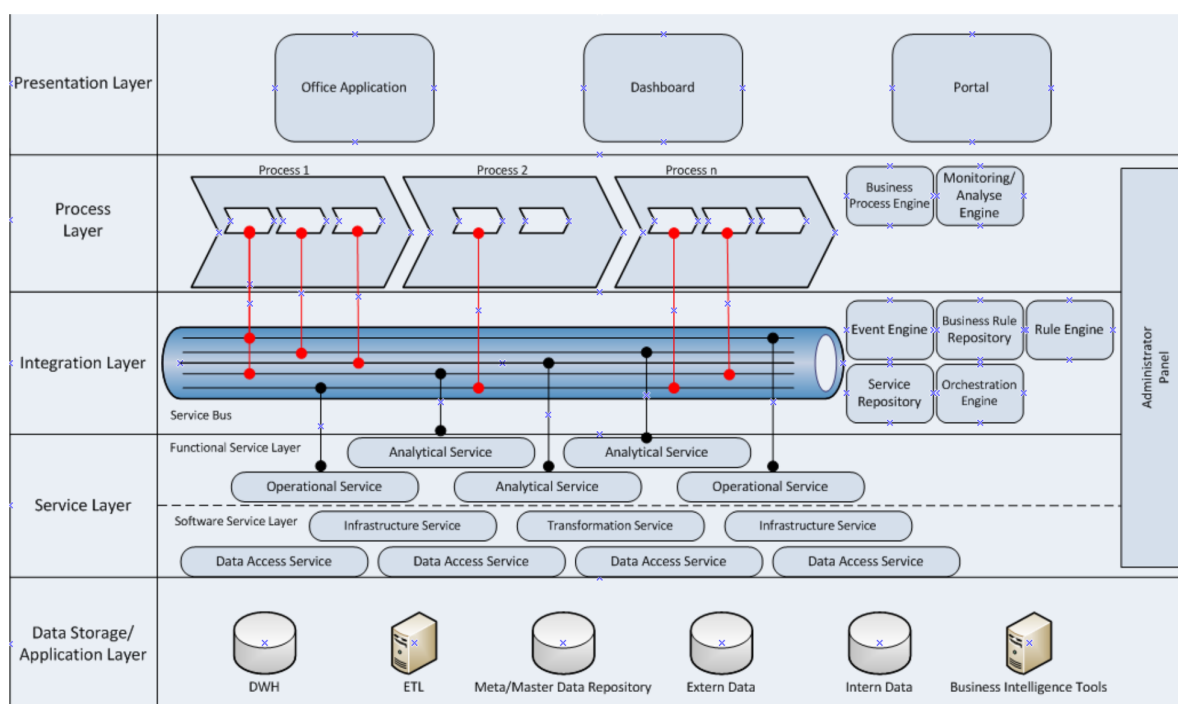


Abbildung 2.2 SoBI-Referenzarchitektur (Pospiech & Felden, 2013, S. 7)

Ähnlich wie bei der BI-Architektur von Gluchowski et al. (2008, S. 346 f.) setzt sich das SoBI-Referenzmodell von Pospiech und Felden aus verschiedenen Ebenen zusammen (Pospiech & Felden, 2013, S. 7). Die zentrale Grundlage für alle nachfolgenden Ebenen ist die Datenspeicher- und Anwendungsschicht (Data Storage/Application Layer). Die Informationssysteme oder Klassen von Informationssystemen beinhalten Operationen, die das Empfangen und Senden von Ereignissen ermöglichen (Pospiech & Felden, 2013, S. 4 f.). Beispiele für solche Systeme sind unter anderem Werkzeuge zur Datensammlung und -speicherung wie: ETL, Data Warehouses, Data Marts und Data Lakes. Dazu werden auch EIS, OLAP und weitere

BI-Tools, wie Data- und Text-Mining Tools gezählt (Pospiech & Felden, 2013, S. 5; Sharda et al., 2015, S. 15; Skyrius, 2021, S. 146).

Informationssysteme, welche in der Datenspeicher- und Anwendungsschicht zusammengefasst werden, können als Dienstanbietende oder als Dienstnutzende agieren (Pospiech & Felden, 2013, S. 5). Somit entsprechen Operationen oder Geschäftslogiken immer einem initiierten und resultierenden Ereignis der Prozesskette. Die Ereignisfunktionseinheit (Event Engine), welche in der Integrationsschicht abgebildet ist, ist Teil des Service Busses. Die Aufgabe der Ereignisfunktionseinheit besteht darin, Ereignisse von Informationssystemen zu senden und zu empfangen (Gluchowski et al., 2008, S. 346; Vogt et al., 2008, S. 218; Pospiech & Felden, 2013, S. 5). Ereignisse sind fundamentale Komponenten der Geschäftslogik und wie in einem späteren Abschnitt in der Prozessschicht beschrieben wird, auch von der Prozesskette. Zudem sind die Komponenten dieser SoBI-Referenzarchitektur in der Lage, Szenarien zu erkennen, Ereignisse zu generieren und diese autonom zu versenden. Dienstnutzende können gleichzeitig analytische Fragestellungen auswerten sowie parallel und asynchron in Echtzeit initiieren. Zudem ist es nicht so, dass Dienste nur von anderen Diensten initiiert werden können. Ereignisse sind selbstständig in der Lage Dienste anzustossen (Vogt et al., 2008, S. 225). Bereits in einem ersten Schritt ist der Unterschied zu dem BI-Architekturmodell von Davenport und Harris (2007, S. 240) deutlich zu erkennen. BI-Tools zur Datensammlung und -speicherung, konkret sind das ETL- und Data Warehouse Tools, werden nicht mehr als eigene Schichten dargestellt. Stattdessen sind diese in eine übergreifende IT-Infrastrukturschicht, der Datenspeicher- und Anwendungsschicht, eingebettet. Die Meta- und Stammdaten Systemspeicherschicht (Meta und Master Data Repository) wird im BI-Architekturmodell von Davenport und Harris (2007, S. 240) ebenfalls als eigene Schicht dargestellt. Dieses Datenspeicherungs- und Archivierungstool ist dafür zuständig, dass die historischen Daten aus dem Data Warehouse mit den Echtzeitdaten aus den operativen Systemen synchronisiert werden. Zudem sollen die synchronisierten Daten in die Prozesse einfließen (Chan et al., 2011, S. 6; Vogt et al., 2008, S. 220; Pospiech & Felden, 2013, S. 5; Martin, 2015, S. 34). Des Weiteren kann eine redundante Datenspeicherung zu individuellen Anwendungsterminologien führen, die in Inkonsistenzen und Duplikaten enden (Martin, 2015, S. 118). Eine Kombination der historischen Datenspeicherung und der Integration von operativen Echtzeitprozessdarstellungen kann zu einem Zielkonflikt bei der Implementierung führen, da der Einsatz von einem Data Warehouse auf langfristige Stabilität ausgerichtet ist und Echtzeitprozessdarstellungen auf Agilität beruht (Vogt et al., 2008, S. 220). Der Meta- und Stammdatenpeicher ist über die Datenzugriffsdienste (Data Access Services) (Abgebildet in der Serviceschicht) und einen Service Bus zugänglich (Vogt et al., 2008, S. 221; Pospiech & Felden, 2013, S. 5).

Nach der Datenspeicher- und Anwendungsschicht kommt die Serviceschicht (Service Layer), welche alle Funktionalitäten der heterogenen Systeme der Datenspeicher- und Anwendungsschicht in Services kapselt (Dinter, 2008, S. 223; Vogt et al., 2008, S. 222). Damit stellen die entkoppelten Dienste wiederverwendbare Funktionalitäten dar. Zusätzlich werden die Anforderungen für systemübergreifende Arbeitsprozesse ermöglicht (Vogt et al., 2008, S. 223; Pospiech & Felden, 2013, S. 5). Verglichen mit einem klassischen Data Warehouse System ist bei diesem SoBI-Architekturmodell ein Entwicklungsprozess zu erkennen. Die Serviceschicht ermöglicht den Entwicklungsprozess von analytischen Anwendungen zu analytischen Services (Dinter, 2008, S. 224; Vogt et al., 2008, S. 223). In der Abbildung 2.2 ist ebenfalls zu erkennen, dass der Softwaredienstschicht (Software Service Layer) folgende Attribute respektive Dienste zugeordnet sind: Datenzugriff, Infrastruktur und Transformation. Der funktionalen Dienstschicht (Functional Service Layer) sind die operativen und analytischen Dienste zuzuordnen. Die Attribute der Softwaredienstschicht sind selbsterklärend und können grundsätzlich von der BI-Architektur von Davenport und Harris (2007, S. 240) abgeleitet werden. Die operationalen Dienste der funktionalen Dienstschicht bieten transaktionale Geschäftslogiken, wie das Anlegen eines neuen Kunden oder die Aufgabe einer Bestellung (Vogt et al., 2008, S. 223; Martin, 2015, S. 64). Damit soll Flexibilität garantiert werden, sodass sich Prozessänderungen auf Softwareebene möglichst leicht umsetzen lassen (Dinter, 2008, S. 224). Die analytischen Dienste wiederum stellen analytische Geschäftslogiken bereit und erhalten transformierte Inhalte, welche prädiktiver oder präskriptiver Natur sein können (Vogt et al., 2008, S. 224; Martin, 2015, S. 65). Die analytischen Dienste, welche in Kapitel 2.2.2 (Von BI zu BA) thematisiert wurden, stellen gleichzeitig den Kern des vorgestellten Referenzmodells dar (Vogt et al., 2008, S. 224; Pospiech & Felden, 2013, S. 5). Beispiele für Analysen auf aggregierter Ebene wären ein Vorhersagemodell für das Kundenverhalten oder ein Prognosedienst für die Verkaufsabteilung (Martin, 2015, S. 65). Die Einbindung von analytischen Diensten in Prozessen führt dazu, dass Prozesse «intelligenter» und «smarter» werden (Martin, 2015, S. 13).

In der Serviceschicht wird das Konzept der SOA auf der Basis von einem Service Bus in die Referenzarchitektur integriert. Somit können die Dienste die Rolle des Dienst anbietenden und die Rolle des Dienstanutzenden einnehmen (Wilkes & Harby, 2004, S. 4; Pospiech & Felden, 2013, S. 5). Die Serviceintegration erfolgt durch die Integrationsschicht (Integration Layer) (Pospiech & Felden, 2013, S. 5). Die Integrationsschicht realisiert die Koordination aller Dienste und Ereignisse im Gesamtsystem der SoBI-Referenzarchitektur. Der Service Bus besteht aus der Ereignisfunktionseinheit (Event Engine), dem Geschäftsregel-Systemspeicher (Business Rule Repository), der Regel Funktionseinheit (Rules Engine), dem Dienst Systemspeicher (Service Repository), der Orchestrierung-Funktionseinheit (Orchestration Engine) und

der Verwaltungskonsole (Administrator Panel) (Pospiech & Felden, 2013, S. 5). Zudem stellt der Service Bus das zentrale Element dar, welches die Komponenten der verschiedenen Ebenen verbindet. Die Überwachung und Regelung der Kommunikation der Ereignisse und Dienste wird mit dem Service Bus sichergestellt (Gluchowski et al., 2008, S. 342; Chan et al., 2011, S. 6; Vogt et al., 2008, S. 221). Somit ist der Service Bus auch in diesem SoBI-Referenzmodell die zentrale Kommunikationsplattform für Dienstnutzende und Dienst anbietende. Dabei unterstützt der Service Bus synchrone, asynchrone und ereignisgesteuerte Interaktionen zwischen den Diensten (Gluchowski et al., 2008, S. 346; Vogt et al., 2008, S. 218; Pospiech & Felden, 2013, S. 4). Beispielsweise ist eine Interaktion der Informationssysteme und Datenbanken der Datenspeicher- und Anwendungsschicht multidirektional und ausschliesslich über den Service Bus möglich (Gordon et al., 2006, S. 32; Vogt et al., 2008, S. 222). Die kontinuierliche Verarbeitung des Datenstroms wird mit dem Verfahren «Continuous Data Integration» erreicht (Vogt et al., 2008, S. 222). Der Dienst Systemspeicher verwaltet und veröffentlicht alle Dienstbeschreibungen, welche in Form von Dienstverträgen dargestellt werden. Die Dienstverträge sind Bestandteile von den Diensten und tragen zum Nachrichtenaustausch bei. Dabei werden Ereignisse für den Austausch im System als Nachrichten definiert (Pospiech & Felden, 2013, S. 5). Bevor die Dienste von der Ereignisfunktionseinheit ausgelöst werden, definiert die Orchestrierung-Funktionseinheit zusammen mit dem Dienst Systemspeicher die sequenzielle Reihenfolge der auszuführenden Dienste (Vogt et al., 2008, S. 223; Pospiech & Felden, 2013, S. 5). Die Zustandsverwaltung, die Protokollierung und die Überwachung der Verarbeitungsläufe werden ebenfalls von der Orchestrierung-Funktionseinheit ermöglicht. Zudem basiert die Ereignis Funktionseinheit auf dem Publish und Subscribe Ansatz. Somit empfängt und verarbeitet die Ereignis Funktionseinheit die Ereignisse aus allen Schichten (Pospiech & Felden, 2013, S. 5).

Die ausgeführten Dienste werden auf der Prozessschicht (Process Layer) modelliert. Das ermöglicht den Anwendern die Bearbeitung von analytischen Fragestellungen. Die Unternehmensprozess Funktionseinheit (Business Process Engine), welche ebenfalls in der Prozessschicht angesiedelt ist, beinhaltet die entsprechenden Mechanismen zur Steuerung und Ausführung von diesen analytischen Prozessen. Des Weiteren ist die Unternehmensprozess Funktionseinheit für die korrekte Abwicklung der Prozesse verantwortlich. Mit den verfügbaren Mechanismen sind die Anwendenden in der Lage, neue Dienste zu entwickeln und zu integrieren (Vogt et al., 2008, S. 223). Zudem werden diese analytischen Prozesse, von welchen die Systemnutzenden Gebrauch machen können, durch Unternehmensereignisse aus der Überwachung und Analyse Funktionseinheit (Monitoring/Analyse Engine) angereichert (Vogt et al.,

2008, S. 223; Pospiech & Felden, 2013, S. 5). Die Überwachung und Analyse Funktionseinheit ist ebenfalls in der Prozessschicht integriert.

Die analytischen Entscheidungsregeln für die Verarbeitung von Unternehmensereignissen werden von der Regel Funktionseinheit definiert (Pospiech & Felden, 2013, S. 5; Martin, 2015, S. 138). Neben den analytischen Entscheidungsregeln basiert die Regel Funktionseinheit auch auf definierte ECA-Regeln (Event, Condition und Action), welche eine automatische Entscheidungsfindung und -ausführung ermöglichen (Vogt et al., 2008, S. 223; Pospiech & Felden, 2013, S. 5; Martin, 2015, S. 138). Damit die Regel Funktionseinheit optimal funktionieren kann, stellt der Geschäftsregel-Systemspeicher die Unternehmensregeln bereit. So können redundante Implementierungen verhindert werden und die Prozesslogik wird von der Entscheidungslogik getrennt ((Pospiech & Felden, 2013, S. 5). Bereits modellierte Prozesse werden ebenfalls im Geschäftsregel-Systemspeicher gespeichert und können von der Regel Funktionseinheit abgefragt werden (Pospiech und Felden 2013, S. 6). Diese Zusammensetzung der verschiedenen Funktionseinheiten ermöglicht es, dass zeitliche, räumliche und kausale Zusammenhänge zwischen den Ereignissen erkannt werden. Zudem können mehrere Mitarbeitende gleichzeitig Ereignisse verarbeiten und präskriptive Problemszenarien können identifiziert werden (Vogt et al., 2008, S. 223; Pospiech & Felden, 2013, S. 6).

Die administrativen Funktionalitäten der SoBI-Architektur bildet die Verwaltungskonsole. Diese ist in der Serviceschicht, der Integrationsschicht und in der Prozessschicht vertreten. Aus der Verwaltungskonsole heraus können Geschäftsregeln und Dienstbeschreibungen, welche sich auf den Geschäftsregel Systemspeicher und den Dienst Systemspeicher beziehen, erstellt werden. Zudem verfügt die Konsole über Funktionen, mit denen Prozessmodellierungen durchgeführt werden können. Zudem stellt die Verwaltungskonsole die Schnittstelle zur Dienstentwicklung dar (Pospiech & Felden, 2013, S. 6).

In diesem Abschnitt der Arbeit wird vertiefter auf die Prozessschicht der SoBI-Referenzarchitektur eingegangen. Die Unternehmensprozess Funktionseinheit steuert und führt die analytischen Prozesse aus. Die Überwachung und Analyse Funktionseinheit hingegen überwacht die analytischen Geschäftsprozesse. Jede Änderungen der Geschäftsprozesse löst ein Ereignis aus, welches von der Ereignis Funktionseinheit an alle Dienstnutzenden weitergeleitet wird. Zudem ermöglicht die Überwachung und Analyse Funktionseinheit allen Dienstnutzenden BI-Analysen von kritischen Prozesskennzahlen in Echtzeit (Vogt et al., 2008, S. 225; Pospiech & Felden, 2013, S. 6). Neben der Unternehmensprozess Funktionseinheit und Überwachung und Analyse Funktionseinheit, sind die Prozesse die zentralen Elemente der Prozessschicht (Pospiech & Felden, 2013, S. 6). Alle einzelnen Dienste können dynamisch und flexibel eingebunden werden (Vogt et al., 2008, S. 224). Somit können Unternehmen bei Änderungen

in den Geschäftsprozessen, mit neuen, schnellen und agilen Kombinationen von Diensten reagieren. Des Weiteren sind die Prozesse von den BI-Tools aus der Datenspeicher- und Anwendungsschicht unabhängig (Vogt et al., 2008, S. 225). Ein Prozess wird durch Aktivitäten gebildet, die technisch oder manuell ausgeführt werden können. Manuelle Aktivitäten werden von Anwendern ausgeführt und technische Aktivitäten werden von Diensten ausgeführt (Pospiech & Felden, 2013, S. 6). Eine weitere Unterteilung der Prozesse besteht zwischen den technischen und geschäftlichen Prozessen. Dabei besteht ein technischer Prozess ausschliesslich aus technischen Aktivitäten. Ein Geschäftsprozess hingegen kann manuelle und technische Aktivitäten enthalten. In diesem Zusammenhang löst die Ereignis Funktionseinheit durch ein Ereignis den Prozess aus. Wodurch die Regel Funktionseinheit über das Ereignis von der Ereignis Funktionseinheit informiert wird und mit Hilfe des Geschäftsregel-Systemspeicher nach Unternehmensregeln sucht. Abschliessend werden die Geschäftsprozesse von der Unternehmensprozess Funktionseinheit ausgeführt. Die technischen Prozesse wiederum werden von der Orchestrierung-Funktionseinheit ausgeführt oder den entsprechenden Geschäftsprozessen zugewiesen, um dann ebenfalls ausgeführt zu werden (Pospiech & Felden, 2013, S. 6). Die Orchestrierung der operativen Prozesse ermöglicht, dass diese mit analytischen Informationen angereichert werden können (Vogt et al., 2008, S. 225).

Die letzte der fünf Schichten ist die Präsentationsschicht (Presentation Layer). In dieser Schicht sind die unterschiedlichen Visualisierungsalternativen vertreten. In diesem Fall sind es analytische Dienste, wie firmenspezifische Anwendungen, Dashboards und Portale. Die Verbindung von analytischen und operativen BI-Systemen ermöglicht eine flexible Integration von analytischen Informationen in Form von grafischen Darstellungen (Vogt et al., 2008, S. 225; Chan et al., 2011, S. 6; Pospiech & Felden, 2013, S. 6). Die Dienstnutzenden können analytische Fragestellungen angehen und empfangen Informationen mittels visuell dargestellter Ereignisse (Pospiech & Felden, 2013, S. 6). In diesem Zusammenhang können BI Dienste sehr vielen Mitarbeitenden im Unternehmen ermöglicht werden.

Die Implementierung von diesem agilen SoBI-Framework ermöglicht einem Unternehmen, schnell, flexibel und gestützt auf analytischen Entscheidungen zu reagieren. Zudem sind die zugrundeliegenden Informationen, welche für die Entscheidungen genutzt werden, immer mit der strategischen und operativen Unternehmensrichtung abgestimmt (Vogt et al., 2008, S. 227). Eine Automatisierung von repetitiven Entscheidungen wird ebenfalls durch die Regel Funktionseinheit ermöglicht. Vogt et al. (2008, S. 227) bestätigen, dass durch die Kombination von der Regel Funktionseinheit und Complex Event Processing prädiktive Szenarien noch besser erkannt werden können. Zudem werden mit dieser Kombination bessere präskriptive Handlungsempfehlungen und Handlung der BI-Systeme ermöglicht (Vogt et al., 2008, S. 227).

Damit wird eine Infrastruktur kreiert, welche dem SoBI-Framework ermöglicht, selbst Zusammenhänge zu erkennen und aus den Eingaben analytische Schlüsse zu ziehen sowie daraus zu lernen. Ausgehend von den beschriebenen Tatsachen in diesem Kapitel, ist der Autor dieser Arbeit der Meinung, dass ein agiles SoBI-Framework einen fördernden Effekt auf die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Systeme im Unternehmen haben kann.

2.4 Lernkurve und BI

Bevor in diesem Kapitel der Arbeit auf die diversen Zusammenhänge zwischen der Lernkurventheorie und BI eingegangen wird, wird vorerst kurz auf den Begriff «Data Literacy» oder auch «Digital Literacy» eingegangen. Das deutsche Wort für «Literacy» lautet Kompetenz. Lanham (1995, S. 200) definiert Data/Digital Literacy als die Fähigkeit, Technologie als Werkzeug zu nutzen, um Informationen in verschiedenen digitalen Formaten wie Bildern, Tönen und Texten zu verstehen und zu verarbeiten. Mit den Werkzeugen der Technologie soll Information recherchiert, bewertet, organisiert und kommuniziert werden können. Damit ist die Data/Digital Literacy eine entscheidende Fähigkeit in der heutigen Welt, welche über die Fähigkeiten von lesen und schreiben hinausgeht. Zudem definiert der Begriff, dass ein grundlegendes Verständnis in Bezug auf die Sicherheit zum Zugang und der Nutzung von Informationen entwickelt wird (Lanham, 1995, S. 200; Lankshear & Knobel, 2006, S. 9). Des Weiteren beinhaltet Data/Digital Literacy die Fähigkeit sich an die neuen Medien anzupassen und zwischen den verschiedenen Arten von Medien wechseln zu können (Lanham, 1995, S. 200; Pool, 1997, S. 6; Lankshear & Knobel, 2006, S. 9).

Nachfolgend geht es in diesem Kapitel der Arbeit mit den diversen theoretischen Zusammenhängen zwischen der Lernkurventheorie und BI. Wenige Studien haben über ähnliche Aspekte hinsichtlich des Effektes von BI auf die Lernkurve der Mitarbeitenden recherchiert (Lepeniotti et al., 2020, S. 68). Jedoch gibt es keine ausschlaggebende Literatur darüber, wie sich die Lerneffekte von BI auf die Lernkurve der Mitarbeitenden und auf die BI-Systeme auswirkt bzw. wie die Lernkurve der Mitarbeitenden mit einem SoBI-Architekturmodell gefördert werden kann. Aus diesem Grund geht diese Arbeit in den nachfolgenden Unterkapiteln auf Literaturrecherchen ein, welche sich an dieses Thema annähern. In dem ersten Unterkapitel 2.4.1 wurde die Lernkurventheorie definiert. Im zweiten Unterkapitel 2.4.2 wurde nacheinander auf die folgenden Themen eingegangen: Qualität der Informationen, BI Maturität und auf die Rolle des Geschäftswissens. Das dritte Unterkapitel 2.4.3 definiert die Themen Data Mining und Wissensmanagement. Das vierte Unterkapitel 2.4.4 befasst sich mit den Themen BI, Artificial Intelligence und Decision Intelligence.

2.4.1 Theorie der Lernkurve

Nachfolgend wird die Lernkurventheorie und die Berechnungslogik beschrieben, welche hinter der Lernkurventheorie steckt. In dieser Arbeit werden keine Berechnungen der Lernkurve von Mitarbeitenden oder Systemen erstellt. Ein solches Unterfangen würde den Rahmen dieser Arbeit sprengen.

Die Lernkurve ist eine grafische Darstellung der Beziehung zwischen dem Ergebnis und der Erfahrung. Je effizienter eine Person durch das persönliche «tun» wird, desto mehr lernt diese und desto bessere Resultate wird diese Person erreichen (Waldman & Yourstone, 2016, S. 48). Die klassische Lernkurventheorie prognostiziert Arbeitskosten (vertikale Axe) und Arbeitszeiten respektive Erfahrung (horizontale Axe) auf der Grundlage sich wiederholender Zyklen mit ähnlichen Bedingungen (Infrastruktur, Wetter, Arbeitskraft) und ohne Verzögerungen. Die Zeit für die Produktion der nächsten Einheit ($i+1$) ist immer kürzer als die der vorherigen (i) und wird Zykluszeit genannt (Waldman & Yourstone, 2016, S. 48; Mályusz & Varga, 2017, S. 731). Diese zeitliche Verringerung folgt einer abnehmenden Exponentialkurve, wie sie durch das Modell von Wright (1936, S. 124 ff.) beschrieben wird. Bei der Berechnung werden die folgenden Variablen berücksichtigt: x als die Zykluszahl, y als die Zeit pro Zyklus in Arbeitszeit, a als die Zeit für den ersten Zyklus, b als Lernkoeffizient und r als die Lernrate. Eine Lernrate von 90 Prozent ($r=0.9$) würde gemäss Wright (1936, S. 124) in diesem Fall einem Lernkoeffizienten von -0.151 ($b=-0,151$) entsprechen. Die Lernrate stellt die konstante Rate dar, mit der die Zeit bzw. die Kosten bei einer Verdoppelung der Produktion abnehmen. Dies gilt nur für das Modell von Wright, das von einem logarithmischen Modelverhalten ausgeht (Wright, 1936, S. 124; Mályusz & Varga, 2017, S. 731). Zudem wurde 1936 die 80-prozentige Lernkurven Faustregel von Wright entdeckt. Wright (1936, S. 125) hat beobachtet, wie die Kosten für die Montage von Flugzeugen mit jeder Wiederholung sanken. Die Kostensenkung folgte einer konstanten Rate, während sich die Anzahl der montierten Flugzeuge verdoppelte. Dies führte zu einer in der Luftfahrtindustrie weit verbreiteten Faustregel, wonach die kumulierten Montagekosten bei einer Verdoppelung der Stückzahl im Durchschnitt um 20 Prozent sinken (Wright, 1936, S. 125; Anzanello & Fogliatto, 2011, S. 574). Der Lernkurveneffekt gilt nur, wenn sich der Prozess wiederholt und die Arbeitenden ohne Unterbrechung weiterarbeiten. Abrupte Unterbrechungen können dazu führen, dass die abnehmende Exponentialkurve ansteigt (Mályusz & Varga, 2017, S. 732). Diese Arbeit untersucht, wie Konstrukte oder Implementierungen, die ein verbessertes Zusammenspiel der BI-Systeme ermöglichen, die Lernkurve der Mitarbeitenden und der SoBI-Architektur fördern können.

2.4.2 Datenqualität, BI Maturität und Geschäftswissens

In den vorhergehenden Kapiteln wurde der Nutzen von BI-Systemen verdeutlicht. Ein breites Spektrum an Analysefähigkeiten und eines datengestützten Entscheidungsumfelds ermöglichen den Mitarbeitenden auf verschiedenen Organisationsebenen, wertvolle Informationen für ihre Entscheidungsfindung zu beziehen (Gluchowski et al., 2008, S. 93; Wixom & Watson, 2010, S. 13; López-Robles et al., 2019, S. 35 f.). Die Qualität der Daten, die Nutzung der Informationen und die Bereitstellung der Informationen spielen in diesem Zusammenhang eine wesentliche Rolle (Coelho et al., 2010, S. 148). Aus diesem Grund ist es wichtig, die Kompetenzen von BI-Systemen zu verstehen, welche die Informationsqualität verbessern. Zudem ist es wichtig, die Faktoren zu verstehen, welche die Fähigkeit zur Steigerung des Erfolgs von BI-Systemen in Bezug auf die Verbesserung der Informationsqualität haben (Coelho et al., 2010, S. 148). BI Initiativen sollen dazu beitragen, dass die Lücke zwischen dem Geschäftswissen und der Informationsqualität geschlossen wird (Coelho et al., 2010, S. 149). Zudem erachten Eriksson und Ferwerda (2021, S. 434) Schulungen für Mitarbeitende als einen wichtigen Faktor für die Nutzererfahrung mit BI-Systemen. Die Mitarbeitenden werden bei der Nutzung von BI-Systemen mit einer Lernkurve und mit einem gewissen Grad an Komplexität konfrontiert. Die Gefahr dabei ist, dass die Benutzenden das BI-System falsch verwenden und es dadurch als langsam und schwerfällig empfinden. Dies kann sich negativ auf die Benutzungserfahrung auswirken. Schulungen können zu einer effizienteren Systemnutzung führen und einen positiven Effekt auf die Benutzererfahrung ausüben (Eriksson & Ferwerda, 2021, S. 434).

Ein wesentliches Problem bei wissensintensiven Tätigkeiten ist die inhaltliche Qualität von Daten und Informationen und weniger die Qualität des Zugangs zu diesen Daten (Davenport et al., 1995, S. 2; Coelho et al., 2010, S. 148). Aus diesem Grund müssen Unternehmen in erster Linie die Bedürfnisse der Wissensarbeitenden ermitteln. Damit die Lücke zwischen den Anforderungen der Mitarbeitenden an die Datenqualität bei der Nutzung von Informationen und der von BI-Systemen bereitgestellten Informationsqualität aufgedeckt wird (Coelho et al., 2010, S. 149). Diese Aufgabe erfordert ein grundlegendes Verständnis der Unternehmensprozesse. Sowie Wissen über die unternehmerischen Strategiekonzepte und BI-Konzepte, welche die operativen Geschäftsprozesse verbessern können (Coelho et al., 2010, S. 149). Coelho et al. (2010, S. 150) haben diverse Vorteile von BI-Systemen verglichen und sind zum Schluss gekommen, dass die verbesserte Informationsqualität der greifbarste Nutzen für Anwendende ist. Dieser Nutzen ist zudem derjenige, welcher am besten gemessen werden kann. Andere Nutzen, wie Prozessverbesserungen, höhere Marktanteile und bessere Entscheidungsfindung, basieren auf der Implementierung von BI-Konzepten, welche die Informationsqualität verbes-

sern (Coelho et al., 2010, S. 150 f.). Somit kann hier abgeleitet werden, dass die verbesserte Informationsqualität der Daten in BI-Systemen, welche auch in den Begriff Wissensmanagement einfließen, zu einem fördernden Effekt hinsichtlich der Lernkurve der Mitarbeitenden führen kann.

BI Maturitätsmodelle reichen von geringwertigen, kostenintensiven Tools zu hochwertigen, analytischen BI-Konzepten, welche die Unternehmensleistung steigern (Coelho et al., 2010, S. 150). Die BI Maturität wurde bereits in Kapitel 2.2.3 dieser Arbeit ausführlich thematisiert. In diesem Kapitel wird auf die grundlegende Relevanz von den Maturitätsmodellen eingegangen. Coelho et al. (2010, S. 149) haben BI Maturitätsmodelle untersucht und dabei zwei Hauptschwerpunkte für Unternehmen abgeleitet. Unternehmen sind sich bewusst, dass extrahierte Daten bereinigt werden müssen und dass die Vielfalt der Quellen, aus welchen die Datenmengen integriert werden, von grosser Bedeutung ist (Elbashir et al., 2008, S. 150; Coelho et al., 2010, S. 149). Der zweite Hauptschwerpunkt bezieht sich darauf, dass Unternehmen sich mit verschiedenen BI-Konzepten ausstatten, um bei der Datenanalyse verschiedene Daten aus unterschiedlichen Quellsystemen zu beziehen (Coelho et al., 2010, S. 149). Auf der Grundlage der untersuchten Reifegradmodelle für BI-Systeme haben Coelho et al. (2010, S. 149 f.) herausgefunden, dass die steigende Implementierung durch Datenintegration und Analytik zu einer steigenden Nutzung und zu einem erhöhten Vertrauen der BI-Systeme führt. Coelho et al. (2010, S. 155) haben zudem herausgefunden, dass Unternehmen, welche BI-Systeme mit einem höheren Reifegrad betreiben, sich stärker auf die Qualität des Informationszugangs als auf die Qualität des Inhalts konzentrieren. Für Unternehmen ist der qualitative Zugang zu den Daten wichtiger als die grundlegende Qualität der Daten. Wenn Unternehmen diesen Fokus umkehren möchten, dann müssen sie die Bedürfnisse der Mitarbeitenden genauer analysieren und definieren (Coelho et al., 2010, S. 155).

Das Geschäftswissen hat in diesem Zusammenhang einen positiven Einfluss auf die Beziehung von dem Reifegrad der BI-Systeme und der Qualität der Daten (Coelho et al., 2010, S. 156). Ein höheres Mass an Geschäftswissen für BI-Initiativen führt zu einer ausgereifteren BI-Architektur. Entsprechend hat auch ein reiferes BI Modell eine positive Auswirkung auf die Datenqualität in einem Unternehmen (Coelho et al., 2010, S. 156). Des Weiteren ist es für die Optimierung des Geschäftswissen wichtig die Bedürfnisse der Mitarbeitenden zu verstehen und zu definieren. Dadurch können auch die Informationsflüsse im Unternehmen verbessert werden (Coelho et al., 2010, S. 156). Weiterentwicklungen und Implementierungen von BI-Konzepten sollten somit immer an der Unternehmensstrategie ausgerichtet sein. Damit kann der Wert für die Investitionen von BI-Initiativen besser gerechtfertigt werden (Chen, 2008, S. 3; Coelho et al., 2010, S. 156; Hribar Rajterič, 2010, S. 47).

2.4.3 Data Mining und Wissensmanagement

In diesem Kapitel der Arbeit soll aufgezeigt werden, wie BI theoretisch in der Lage wäre die optimalen und besten Prozesse sowie Entscheidungen selbst zu definieren, die Entscheidungen dem Mitarbeitenden vorzubereiten oder diese selbst zu vollführen. Hierfür werden die Themen Data Mining, Machine Learning und Wissensmanagement (Knowledge Management) beschrieben. Damit wird dargestellt, dass BI theoretisch in der Lage wäre, mittels Data Mining und basierend auf präskriptiven Analysemethoden, dem Anwendenden zielgerichtete Entscheidungen und Optionen hinsichtlich deren Hypothesen zu liefern.

Data Mining ist in der Lage komplexe und modellgestützte Datenauswertungen, welche eine ausgeprägte mathematische, regelbasierte und algorithmische Ausrichtung aufweisen, auszuführen (Ereth & Kemper, 2016, S. 459; Baars & Kemper, 2021, S. 124). Baars und Kemper (2021, S. 124) haben neben Data Mining auch Machine Learning in diese Kategorie eingestuft, welche als Advanced Analytics oder Predictive Analytics definiert wird. Wenn in diesem Zusammenhang aus den Analyseergebnissen zukunftsbezogene Entscheidungen vorbereitet oder direkt ausgeführt werden, dann wird auch von der Prescriptive Analytics Kategorie gesprochen (Baars & Kemper, 2021, S. 124). Data Mining ist eine Methode zur automatischen Mustererkennung oder zur Erkennung von unbekanntem Beziehungen in komplexeren Datenbeständen (Wang & Wang, 2008, S. 622; Baars & Kemper, 2021, S. 124). Zudem wird Data Mining als ein BI-Tool angesehen, welches für die Wissensentdeckung im Unternehmen genutzt werden kann (Wang & Wang, 2008, S. 622). Die Zusammenarbeit und der Wissensaustausch im Unternehmen sind wesentliche Bestandteile für den erfolgreichen Einsatz von Data Mining (Wang & Wang, 2008, S. 623). Dabei macht sich das Data Mining das maschinelle Lernverfahren zu nutzen. Machine Learning stellt ein statistisches Verfahren dar, welches Modelle algorithmisch aus Daten ableitet. Hier ist zu vermerken, dass Machine Learning als Kernbestandteil von künstlicher Intelligenz eingesetzt wird (Baars & Kemper, 2021, S. 124).

Neben der Wissensentdeckung ist auch das Wissensmanagement wichtig für Unternehmen. Wissensmanagement zielt darauf aus, die Leistung des Unternehmens und das Verständnis von Mitarbeitenden in bestimmten Interessengebieten zu verbessern (Wang & Wang, 2008, S. 623; Rostami, 2014, S. 30). Dabei verbindet das Wissensmanagement verschiedene Prozesse und Praktiken zur Entwicklung und Anwendung von Wissen (Wang & Wang, 2008, S. 623). Wang und Wang (2008, S. 623) artikulieren, dass Data Mining das Bindeglied zwischen BI und Wissensmanagement darstellt. Des Weiteren steigert der Einbezug von Wissensarbeitenden die Relevanz von Data Mining für BI (Wang & Wang, 2008, S. 623). Die Integration von Data Mining und gezieltem Wissensmanagement in einer SoBI-Architektur kann dazu führen,

dass der qualitative und quantitative Wert von Entscheidungen gesteigert und die Leistung der Unternehmung verbessert wird (Wang & Wang, 2008, S. 623; Rostami, 2014, S. 30). Durch die Integration wird auch die effektive Entscheidungsfindung, das organisatorische Lernen und die organisatorische Effizienz verbessert (Wang & Wang, 2008, S. 623; Rostami, 2014, S. 38). Zudem kann dadurch die Wissenssteigerung für die Organisation gemessen und die Effektivität von BI nachgewiesen werden (Wang & Wang, 2008, S. 624).

Damit wird dargestellt, dass BI theoretisch in der Lage wäre, mittels Data Mining und basierend auf Machine Learning und präskriptiven Analyseverfahren, dem Mitarbeitenden zielgerichtete Entscheidungen und Optionen hinsichtlich deren Hypothesen zu liefern. Entsprechend geht diese Arbeit davon aus, dass die effiziente Implementierung von BI, Data Mining und Wissensmanagement die Lernkurve der Mitarbeitenden und des BI-Konzepts fördert.

2.4.4 BI, Artificial Intelligence und Decision Intelligence

In diesem Kapitel der Arbeit wird ebenfalls aufgezeigt, wie BI theoretisch in der Lage wäre die optimalen und besten Entscheidungen selbst zu definieren, die Entscheidungen dem Mitarbeitenden zu präsentieren oder diese selbst auszuführen. Hierfür wird in diesem Unterkapitel auf die Themen Artificial Intelligence (AI, künstliche Intelligenz) und Decision Intelligence eingegangen. Damit wird der Einfluss von AI und Decision Intelligence auf BI dargestellt.

Zohuri, Moghaddam (2020, S. 237) und O'Callaghan (2023, S. 1) sind der Meinung, dass der Einbezug von künstlicher Intelligenz in BI ein wichtiger und relevanter Schritt für zukunftsorientierte Unternehmen ist. Das weltweite Datenvolumen an strukturierten und unstrukturierten Daten steigt konstant an. Gleichzeitig wird für viele Unternehmen das «Internet der Dinge» immer wichtiger. Das führt dazu, dass AI und dessen Komponenten (unter anderem Machine Learning) immer relevanter und wichtiger für die Aufrechterhaltung von Betrieben werden (Zohuri & Moghaddam, 2020, S. 237). AI ist in der Lage menschliche Entscheidungsfindung in gewisser Weise zu imitieren (Phillips-Wren et al., 2008, S. 1). Aktuelle Fortschritte in der Technologie haben auch verdeutlicht, dass AI in der Lage ist Menschen in Echtzeit und in komplexen Situationen bei der Entscheidungsfindung zu unterstützen sowie deren Entscheidungsfindungsprozess zu verbessern (Phillips-Wren et al., 2008, S. 1; O'Callaghan, 2023, S. 1).

Komplexe Unternehmensfelder und Umweltbedingungen machen die Entscheidungsfindung für Unternehmen kompliziert. Aus diesem Grund benötigen Unternehmen und Mitarbeitende diversifizierte Kompetenzen, fortgeschrittene technologische Fähigkeiten sowie effektive Frameworks. Hierbei bietet Decision Intelligence, welche eine Kombination aus AI, Machine Learning und Automatisierung bildet, einen Lösungsansatz (O’Callaghan, 2023, S. 2). Decision Intelligence nutzt die technologischen und analytischen Fähigkeiten von AI in Verbindung mit Werkzeugen und Techniken, um intelligente Systeme, oder in diesem Zusammenhang BI-Systeme, zu schaffen. Diese BI-Systeme ermöglichen es Unternehmen einheitliche oder individuelle Entscheidungen effizient zu treffen (O’Callaghan, 2023, S. 1). Somit ermöglicht Decision Intelligence schnellere, akkurate und wirkungsvollere Entscheidungen, die zu effektiven Ergebnissen führen (O’Callaghan, 2023, S. 2). O’Callaghan (2023, S. 3 f.) beschreibt die Herausforderungen von AI getriebener Decision Intelligence, wie folgt:

«Decision Intelligence is a framework that integrates human and machine intelligence to enhance the outcomes of all individual, team and organizational decisions. It allows sharing the human decision-making load with AI-powered solutions and technologies. While AI deals with more routine and programmable tasks, humans will be able to channel their resources into making decisions that are more critical, complex, and require unique human capabilities such as creative problem solving, critical thinking, system thinking, and emotional intelligence.»

(O’Callaghan, 2023, S. 3 f.)

In diesem Kapitel wird ebenfalls deutlich, dass ein BI Framework theoretisch in der Lage wäre, mittels Decision Intelligence und basierend auf AI sowie Machine Learning, den Anwendern schnellere, akkurate und effektivere Ergebnisse zu liefern. Mircea et al. (2012, S. 29) bestätigen in der Hinsicht, dass eine Kombination aus BI, Decision Intelligence und einer serviceorientierten Architekturlösungen zu einem «intelligenten» Unternehmen führen kann. Diese Zusammensetzung kann dem Unternehmen langfristige Vorteile bringen (Mircea et al., 2012, S. 29). Entsprechend geht diese Arbeit davon aus, dass die Integration von Decision Intelligence in ein serviceorientiertes BI-Framework die Lernkurve der Mitarbeitenden und des BI-Konzepts fördert.

3 | Methodischer Ansatz

Dieses Kapitel konzentriert sich auf den methodischen Ansatz der Masterarbeit. Dabei wird das Projektvorgehen beschrieben und die erreichten Meilensteine werden dargelegt. Im folgenden Unterkapitel 3.1 wird das Forschungsdesign dieser Arbeit erklärt. Danach wird im Unterkapitel 3.2 die Literaturrecherche erläutert. Anschliessend wird im Unterkapitel 3.3 auf die Umfragerhebung bzw. auf die Mixed-Methods (qualitative und quantitative) Forschungsmethode eingegangen. Im vierten Unterkapitel 3.4 wird das Verfahren der Strukturgleichungsmodellierung beschreiben.

3.1 Forschungsdesign

Die Forschung wurde anhand des Information Systems Research Frameworks nach Hevner et al. (2004, S. 80) aufgebaut (siehe Abbildung 3.1: Information Systems Research Framework). Das Framework kombiniert Methoden aus dem Bereich der Designwissenschaft und der Verhaltenswissenschaft (Hevner et al., 2004, S. 79). Das Modell basiert auf einem iterativen Ansatz zur Erstellung, Überprüfung und Verbesserung von IT-Artefakten und Theorien. Es wurde zur Unterstützung von Forschungsarbeiten im Bereich der Informationssysteme entwickelt. Sowohl die Relevanz wie auch die Rigorosität werden dabei berücksichtigt (Hevner et al., 2004, S. 80). Die Rigorosität wird durch die angemessene Anwendung bestehender empirischer Methoden und theoretischer Grundlagen erreicht (Hevner et al., 2004, S. 80). Die Relevanz wird durch eine einheitliche und klare Struktur für die Planung, Durchführung und Auswertung von Forschungsarbeiten erreicht. Dabei wird eine systematische Herangehensweise an die Forschung aufgezeigt, um eine hohe wissenschaftliche Qualität und Validität der Ergebnisse zu gewährleisten (Hevner et al., 2004, S. 83).

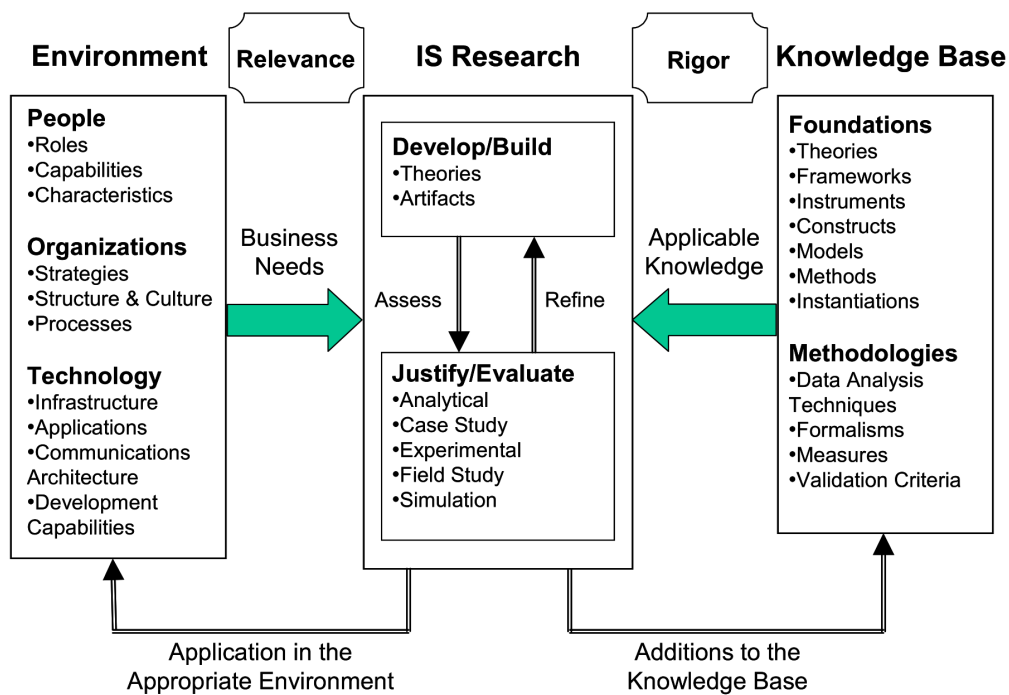


Abbildung 3.1 Information Systems Research Framework (Hevner et al., 2004, S. 83)

3.2 Literaturrecherche

Im Rahmen der qualitativen Literaturrecherche wurden die Grundlagen, die Begriffsdefinitionen und Zusammenhänge von Thematiken untersucht und erarbeitet. Dabei wurde die Wichtigkeit der Forschungsfragen und der Hypothesen aufgezeigt. Das Ziel der Literaturrecherche war es, über die diverseren Begriffsdefinitionen und Thematiken, welche damit in Verbindung gebracht werden, den aktuellen Stand der Forschung ausführlich darzulegen. Die qualitative Forschungsmethode der Literaturlauswertung dient dem Nachweis und der Sicherung von Qualität und Rigorosität (Hevner et al., 2004, S. 80). Dabei wurden bei der Literaturrecherche wissenschaftliche Studien, gemäss iterativen Ansatz von Hevner et al. (2004, S. 80), überprüft und in eigenen Worten wiedergegeben. Durch den Einbezug von weiterer Literatur und von diversen IT-Artefakten (in diesem Zusammenhang weitere SoBI-Modell und BI-Frameworks) wurde ein aktuelleres IT-Artefakt bzw. ein aktuelleres SoBI-Framework erarbeitet.

Für die Literaturrecherche wurden unter anderem folgende akademische Datenbanken verwendet: Science Direct, IEEE Xplore, ProQuest, Semantic Scholar, SpringerLink, Business Source Premier, Elsevier Engineering Village, JSTOR und Sage Journals.

3.3 Umfrageerhebung

In diesem Kapitel wird die Umfrageerhebung dieser Arbeit beschrieben, welche in Form einer Mixed-Methods Forschungsmethode ausgeführt wurde. Im ersten Unterkapitel [3.3.1](#) wird auf grundlegende Aspekte, wie das ausgewählte Unternehmen, die Teilnehmenden und den Ablauf der durchgeführten Umfrageerhebung eingegangen. Das zweite Unterkapitel [3.3.2](#) beschreibt den simulierten Entscheidungsprozess der Teilnehmenden auf eine Situation (Vignettenforschung). Im dritten Unterkapitel [3.3.3](#) wird der zweite Teil der durchgeführten Umfrageerhebung beschrieben. Dieser basiert auf einer Likert Skala, die zugleich eine quantitative Forschungsmethode darstellt. Mit diesen beiden Unterkapiteln wird die Relevanz der Arbeit verdeutlicht. Dabei wird eine einheitliche und klare Struktur für die Planung, Durchführung und Auswertung aufgezeigt. Zudem wird eine systematische Herangehensweise an die Forschung beschrieben. Gemäss Hevner et al. (2004, S. 83) wird dadurch eine hohe wissenschaftliche Qualität und Validität der Ergebnisse gewährleistet (Hevner et al., 2004, S. 83).

3.3.1 Erhebungsdesign

In dieser Arbeit besteht das ausgearbeitete Erhebungsdesign (Mixed-Methods Forschungsmethode) aus einer qualitativen Vignettenforschungsmethode und einer quantitativen Likert Skala. Den Teilnehmenden wurde mitgeteilt, dass es sich bei diesem Mixed-Methods Forschungsansatz um eine «Umfrage» handelt. Das wurde von dem Autor bewusst so gewählt, damit die Teilnehmenden nicht voreingenommen an der Erhebung teilnehmen. Die experimentelle Erhebung wurde nur in einem in der Schweiz tätigen Grossunternehmen durchgeführt, welches sich hauptsächlich mit Wirtschaftsprüfungstätigkeiten befasst. Das Unternehmen ist global tätig und beschäftigt in der Schweiz mehr als 2'000 Personen. Der Autor dieser Arbeit ist ebenfalls in diesem Unternehmen tätig. Die Unternehmenssprache ist Englisch. Aus diesem Grund wurde die Erhebung in englischer Sprache verfasst und durchgeführt. Die Rohdaten der Umfrageerhebung sind im Anhang [A.1](#), [A.2](#) und [A.3](#) (Daten der Umfrageerhebung) zu finden.

Für die Umfrageerhebung wurden insgesamt 37 Individuen aus dem in der Schweiz tätigen Grossunternehmen angefragt. Das Ziel der Erhebung war es insgesamt 20 Umfrageergebnisse zu erhalten. Entsprechend wurde auch die Erhebung nach 20 Teilnahmen eingestellt. Die Auswahl der 37 Individuen wurde, unter Berücksichtigung einzelner Kriterien, willkürlich getroffen. Die Kriterien die dabei berücksichtigt wurden, waren die Positionen (Karrierestufen), die Alters- und Geschlechtsverteilung und die Abteilungen der Teilnehmenden. Die Positionen der einzelnen Mitarbeitenden im Unternehmen können auf der Unternehmenswebseite abge-

rufen werden. Dadurch konnte garantiert werden, dass die Auswahl der Positionen der Beteiligten gestreut wurde. Das Alter und das Geschlecht konnten bis zu einem gewissen Grad anhand der Profilbilder als Kriterium berücksichtigt werden. Dabei wurde auf eine realistische Geschlechter- und Altersverteilung geachtet. Das Alter der Personen konnte zusätzlich anhand der Position abgeleitet werden. Das wichtigste Kriterium war die Abteilung in der die Beteiligten tätig sind. Hierbei wurde in erster Linie darauf geachtet, dass die Teilnehmenden in Fachbereichen tätig sind, welche mit dem Bereich BI oder generell IT zu tun haben. Dabei wurden unter anderem folgende Abteilungen berücksichtigt: Management Consulting, Assurance Technologie, IT-Security, IT-Audit, Digital Business Technologie, Kommunikation und Financial Services. Zusätzlich wurden nach der willkürlichen Bestimmung der Teilnehmenden, unter Berücksichtigung der Kriterien, die Qualifikationen jedes einzelnen Individuums vorhergehend gründlich überprüft. Die Tatsache, dass alle Mitarbeitenden einen internen Lebenslauf führen müssen, machten diese Überprüfung möglich. Die Antwortrate der Umfrageerhebung lag bei 54%. Hier ist zu erwähnen, dass vier Beteiligte sich nach Erhalt der E-Mail gemeldet haben und erklärt haben, dass deren Fachwissen nicht ausreicht, um bei dieser Umfrageerhebung mitzuwirken. Daraufhin wurden vier neue Individuen ausgesucht und kontaktiert.

Hinsichtlich der demografischen Aspekte haben sich 60% der Teilnehmenden als männlich und 40% als weiblich identifiziert. Das Durchschnittsalter der Teilnehmenden lag bei 31.6 Jahren und im Durchschnitt haben die 20 Individuen 5.25 Jahre beim Unternehmen gearbeitet. Mit 30% war die am häufigsten angegebene Position die Consultant Rolle. Mit jeweils 15% , somit jeweils drei Teilnehmende pro Position, wurden die Rollen Senior Consultant, Assistant Manager und Manager angegeben. Die restlichen 25% der Positionen setzten sich zusammen aus den Karrierestufen: Partner, Direktor und Senior Manager. Ein Individuum hat bei der Positionsfrage IT Auditer und Data Analyst angegeben. Die 20 Teilnehmenden beurteilen das eigene Fachwissen zum Thema BI im Durchschnitt mit 3.3. Dabei konnten die Probanden von «1 = nicht existent» bis «5 = sehr hoher» Wissensstand wählen. Die Mehrheit der Befragten verfügt über ausreichend Erfahrung im Bereich BI und BI-Systeme. Somit kann festgehalten werden, dass die Befragten ausreichend qualifiziert waren, um diese Umfrageerhebung zu absolvieren. Die demografischen Angaben, welche erfragt wurden, wie Alter, Position, Anzahl Jahre beim Unternehmen und Selbsteinschätzung über das Fachwissen zum Thema BI, sind ebenfalls im Anhang [A.1](#) (Daten der Umfrageerhebung - Demografische Angaben) aufgeführt.

3.3.2 Vignettenforschung

Das Ziel des Mixed Methods Ansatz dient dem Nachweis der praxisbezogenen Relevanz (Hevner et al., 2004, S. 80). Bei der qualitativen und experimentellen Forschungsmethode der Vignetten- und Anekdotenforschung wird den Teilnehmenden ein (oder mehrere) hypothetisches Szenario (Vignette) präsentiert. Die Szenarien stellen eine bestimmte Entscheidungssituation dar (Rossi, 1979, S. 177). Dabei werden individuelle Urteile untersucht. Diese Methode basiert auf der Annahme, dass Menschen danach streben, die Ursachen von Dingen zu verstehen und Dinge als positiv oder negativ zu klassifizieren (Rossi, 1979, S. 177; Lavrakas, 2008, S. 2). Die Vignette der Erhebung war für alle 37 Teilnehmenden identisch und simulierte eine Unternehmensentscheidung.

Nachdem die Umfrageerhebung erstellt wurde, wurde diese in das webbasierte Umfrage-tool (Google Formulare) von Google übertragen. Die Teilnehmenden haben eine E-Mail mit dem entsprechenden Hyperlink zur Umfrage erhalten. Dabei wurde die Thematik grob erklärt. Zudem wurde deutlich darauf hingewiesen, dass die Antworten anonym und vertraulich behandelt, sowie nur für akademische Forschungszwecke verwendet werden. Das Wort «Vignette» oder «Vignettenforschung» wurde in der Erhebung nicht benutzt, damit es von den Teilnehmenden nicht falsch suggeriert wird. Stattdessen wurden die 37 Individuen gebeten sich in die nachfolgende Situation hineinzusetzen. Für die Sicherstellung, dass die Umfrageerhebung eine praxisbezogene Relevanz aufweist, wurde ein Pilottest mit vier Probanden durchgeführt. Die Probanden wurden auf der Grundlage der Berufserfahrung in den Bereichen IT und BI rekrutiert. Zwei der vier Probanden sind als Consultants in einem Schweizer Grossunternehmen tätig. Die Dritte der vier Probanden arbeitet als Business Partnerin in einer Schweizer Grossbank. Der vierte Proband, welcher den Pilottest absolviert hat, ist ein Senior Data Analyst in einem Schweizer Startup. Mit den vier Probanden wurden Rücksprachen gehalten und die Erhebung konnte verbessert und optimiert werden. Somit konnte ein reibungsloser Erhebungsablauf sichergestellt werden.

Bei der Entscheidungssituation geht es darum, dass das Unternehmen X CHF 1'100'000.- in eine Marketingkampagne investiert. Der Umsatz wird auf CHF 1'500'000.- geschätzt. Dabei wird von dem Unternehmen ein Profit von CHF 200'000.- und ein Return of Investment (ROI, resultierender Kapitalerfolg einer Investition) von 18% bestimmt. Für jeden Franken, der investiert wird, erhält die Firma X zusätzlich 18 Rappen. Nachdem die 20 Teilnehmenden aus dem in der Schweiz tätigen Grossunternehmen die Ausgangslage verstanden haben, mussten sie sich für eine der drei aufgelisteten Aussagen entscheiden. Dabei wurde klar formuliert, dass

die Teilnehmenden eine Aussage auswählen sollen, der sie am meisten vertrauten oder welcher sie am meisten zustimmten.

Die drei Aussagen A, B und C, welche zur Auswahl standen, lauteten wie folgt:

Aussage A: Ich vertraue den Berechnungen des Unternehmens und ich stimme der ROI-Berechnung des Unternehmens zu.

Aussage B: Sie verwenden alle Unternehmenstools, um eine eigene Prognose zu erstellen. Sie schätzen, dass die neue Marketingkampagne 22% weniger Gewinn einbringen wird als von dem Unternehmen X angenommen. Dies entspricht einem Gesamtgewinn von CHF 156'000.- und einem ROI von 14%. Ich vertraue meiner eigenen Berechnung.

Aussage C: Sie nutzen ein internes Business Intelligence (BI) Tool, das mit künstlicher Intelligenz (Artificial Intelligence) und präskriptiver Analytik arbeitet. Das BI-Tool schätzt, dass die neue Marketingkampagne einen Gesamtverlust von CHF 165'000.- generieren wird. Der ROI beträgt in diesem Fall -15%. Ich vertraue der Berechnung des BI-Tools.

Das webbasierte Umfragetool wurde so konfiguriert, dass immer nur eine Antwort ausgewählt werden konnte. Nachdem die beteiligten Personen sich für eine der drei Aussagen entschieden haben, wurde eine Folgefrage gestellt. Die Folgefrage lautete wie folgt: «Würden Sie auf der Grundlage Ihrer Entscheidung handeln?» Hier konnten die Teilnehmenden zwischen den Antwortmöglichkeiten «Ja» und «Nein» wählen.

Hier ist festzuhalten, dass beim ersten Teil der Vignettenforschungsmethode der Einfluss von BI und Prescriptive Analytics auf einen bestimmten Unternehmensentscheid simuliert wurde. In erster Linie war herauszufinden, wie stark das Vertrauen der Mitarbeitenden in BI-Konzepte ist. Das zweite Ziel war herauszufinden, wie stark die Handlungsbereitschaft der Teilnehmenden ist, welche in diesem Umfeld tätig sind und BI-Konzepte nutzen. Zusammenfassend liefert der erste Teil diese Untersuchung neues Licht auf das Verhalten von Mitarbeitenden in Schweizer Grossunternehmen in Anbetracht auf ein vorhersageorientiertes BI-Framework. Die detaillierte Zusammenfassung der Antworten, des ersten Teil der Umfrageerhebung mittels Vignettenforschung, ist im Anhang [A.2](#) (Daten der Umfrageerhebung - Vignettenforschung) zu finden.

3.3.3 Likert Skala

Für diese Arbeit wurde im Anschluss auf der qualitativen Vignettenforschungsmethode eine quantitative Likert Skala Umfrage durchgeführt. Das Ziel der Likert Skala Erhebung war es, die quantifizieren Daten zusammenzutragen und als Grundlage für die Strukturgleichungsmodellierung zu verwenden. Damit die Relevanz in diesem Kapitel verdeutlicht wird, wird nachfolgend die systematische Herangehensweise von dieser Forschungsmethode aufgezeigt (Hevner et al., 2004, S. 83). Die Fragen der Likert Skala wurden auf der Grundlage des vorangegangenen theoretischen Rahmen konzipiert. Dadurch wurde die inhaltliche Gültigkeit und die Validität gewährleistet. Alle 20 Teilnehmenden, welche sich bei der Entscheidungssituation für eine der drei Aussagen entschieden haben, wurden zur Likert Skala weitergeleitet und haben diese ebenfalls ausgefüllt. Es wurden fünf Konstrukte (oder latente Variablen) mit jeweils zwischen fünf bzw. sieben Items definiert, welche auf reflektierenden Skalen beruhen. Die Items sind spezifische Fragen, welche das jeweilige Konstrukt beschreiben und somit feste Variablen darstellen. Diese wurden auf der Grundlage der Literaturrecherche konzipiert. Bei der Likert Skala wurde für jedes Item eine 5-stufige Antwortreihe definiert. Diese ging von «1 = stimme überhaupt nicht» zu bis «5 = stimme voll zu». Die fünf Konstrukte, welche in dieser Arbeit synonym als latente Variablen bezeichnet werden, lauten wie folgt: (1) Analytics und Data (A&D, Daten über den Reifegrad der BI-Systeme), (2) Data und Information Quality (DQ, Daten- und Informationsqualität), (3) Data Integration (DI, Datenintegration im Unternehmen), (4) Business Impact (BIM, Einfluss auf das Unternehmen) und (5) User Experience (UE, Wahrnehmung der Anwendenden). Das Ziel der Umfrageerhebung war es, mittels Likert Skala Auskunft über diese fünf latenten Variablen zu erhalten. Die vier Probanden, welche die Piloterhebung gelöst haben, haben auch diesen Teil der Umfrage ausgefüllt. Dabei wurden die vier Probanden gebeten die Likert Skala durchzulesen und zu kommentieren, ob die Items mit den unbekanntenen Variablen konsistent sind. Die daraus entstandenen Rückmeldungen wurden vorhergehend in die Umfrageerhebung eingebaut. Nachfolgend ist die Likert Skala in der Tabelle 3.1 (Likert Skala der Umfrageerhebung) dargestellt.

Tabelle 3.1 Likert Skala der Umfrageerhebung

Label	Erklärungen der einzelnen Labels
DI1	Data is scattered –in spreadsheets, in files, in databases or in Enterprise Resource Planning applications
DI2	Data migration and transfer processes are seamless
Fortsetzung auf der nächsten Seite	

Tabelle 3.1 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Label	Erklärungen der einzelnen Labels
DI3	Data blending and transformation processes are seamless
DI4	Data is integrated well with our other enterprise systems
DI5	Data is completely integrated, enabling real-time reporting and analysis
A&D1	The Business Intelligence system of my company provides useful insights and recommendations
A&D2	The Business Intelligence system of my company allows us to predict future trends and behaviours
A&D3	Data is provided and presented in real-time and with accurate visualization
A&D4	Data is available or presented in reports
A&D5	Data is available and accessible for Analytical Applications which allow us to perform complex data analysis
A&D6	Data is available or presented in Dashboards with Key Performance Indicators
DQ1	The data/information (used in our Business Intelligence system) is accurate and reliable
DQ2	The data/information in our company is consistent across different sources
DQ3	The data/information (used in our BI system) is complete, comprehensive, and precise
DQ4	The data/information (used in our BI system) is timely, up-to-date, and close enough to reality
DQ5	The data/information (used in our BI system) is easy to access and use by the target group
DQ6	The data/information (used in our BI system) is contradictory
DQ7	The data/information (used in our BI system) is free of distortion or error
BIM1	The information from our Business Intelligence system has helped me make better decisions
BIM2	The Business Intelligence system supports me in collaborating and sharing knowledge with my co-workers
BIM3	Our Business Intelligence system is widely adopted across the organization
BIM4	Our Business Intelligence system enables effective communication between different teams and departments
BIM5	The information from our Business Intelligence system has improved our business processes
Fortsetzung auf der nächsten Seite	

Tabelle 3.1 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Label	Erklärungen der einzelnen Labels
BIM6	The Business Intelligence system enables me to make data-driven decisions that align with our business strategy
UE1	Our company provides adequate training and support for using the Business Intelligence system
UE2	Our company encourages continuous learning and development of Business Intelligence skills
UE3	The Information and Data that is offered corresponds to the needs and habits of the users
UE4	Our Business Intelligence system is accessible to all users, regardless of technical skills
UE5	I am able to share and discuss data insights using the Business Intelligence system with my co-workers
UE6	I am able to use the Business Intelligence system to identify and address business problems with my co-workers together

Die detaillierte Zusammenfassung der Antworten des zweiten Teils der Umfrageerhebung mittels Likert Skala ist im Anhang [A.3](#) (Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala) in den Tabellen [A.3](#) bis [A.7](#) zu finden.

3.4 Structural Equation Modeling

In diesem Kapitel der Arbeit wird die Analyse der Erhebungsdaten mittels Strukturgleichungsmodellierung, auch bekannt als PLS-Pfadmodellierung (Partial Least Squares Pfadmodellierung), beschrieben. Die Datenanalyse zur Erstellung eines Structural Equation Model (Strukturgleichungsmodell, SEM) wurde mit der SmartPLS Software durchgeführt. Die SmartPLS ist eine GmbH, dessen Kernprodukt das SmartPLS Tool ist. Eine weltweit anerkannte Software für die Datenanalyse mit der PLS-SEM Methode (SmartPLS GmbH, [2023](#)). Die Strukturgleichungsmodellierung ist eine statistische Methode, die im Bereich der IT und der Informationssysteme verwendet wird. Die Methode untersucht Beziehungen zwischen einer oder mehreren latenten (unabhängigen Variablen) und einer oder mehreren abhängigen Variablen. Dabei können die latenten und die abhängigen Variablen, Faktoren oder gemessene Variablen sein (Ullman & Bentler, [2013](#), S. 661). Durch die Anwendung der Strukturgleichungsmodellierung wird die Qualität und Rigorosität von Forschungsarbeiten verbessert (Bowen & Guo, [2011](#), S. 3). Dabei wird eine einheitliche und klare Struktur für die Auswertung aufgezeigt

und die Relevanz der Arbeit wird verdeutlicht (Hevner et al., 2004, S. 83). Bowen und Guo (2011, S. 3) bestätigen zudem, dass durch die Anwendung von Strukturgleichungsmodellierung die Glaubwürdigkeit der Ergebnisse erhöht und der Beitrag zur Literatur gestärkt wird. Das SEM wird unter anderem auch als Pfadanalyse, Kausalanalyse, Kausalmodellierung oder Analyse von Kovarianzstrukturen bezeichnet (Ullman & Bentler, 2013, S. 661). Das Modellieren von Strukturgleichungen ermöglicht es komplexe Modelle zu erstellen. Es können Fragen beantwortet werden, welche mehrere Regressionsanalysen von Faktoren umfassen. So können aus einer Kombination von Regressionsanalysen und Faktorenanalysen Hypothesen über die Zusammenhänge zwischen Variablen getestet werden (Ullman & Bentler, 2013, S. 661). Damit die Datenanalyse durchgeführt werden kann, wurden die Ergebnisse aus dem webbasierten Umfragetool als CSV-Datei (durch Kommas getrennte Werte) heruntergeladen. Die Daten wurden in ein Excel Dokument übertragen und so formatiert, dass diese den Anforderungen der SmartPLS Software entsprechen.

4 | Empirische Ergebnisse

In diesem Kapitel der Masterarbeit werden die empirischen Ergebnisse analysiert, welche anhand der Umfrageerhebung generiert wurden. Im ersten Kapitel 4.1 wird die Vignettenforschungsmethode evaluiert. Das zweite Kapitel 4.2 befasst sich mit der Evaluation des SEM.

4.1 Evaluation der Vignettenforschung

In diesem Unterkapitel der Arbeit wurde die qualitative und experimentelle Forschungsmethode evaluiert, welche anhand der Vignetten- und Anekdotenforschung aufgestellt wurde. Die 20 Teilnehmenden haben ein hypothetisches Szenario analysiert und sich für eine der drei Situationen (Aussage A, B oder C) entschieden. Die Hälfte und somit zehn Teilnehmende haben sich für die Aussage B entschieden. Entsprechend vertrauen 50% der Personen den eigenen Berechnungen mehr, als den Profitberechnungen des Unternehmens und den des auf präskriptiver Analytik basierenden BI-Systems. 40% und somit acht Teilnehmende würden sich das interne BI-Tool zu Nutze machen und auf die Berechnungen des BI-Tools vertrauen (Aussage C). Diese Aussage ist die einzige, bei der ein negativer ROI angegeben wurde. Die verbleibenden zwei Personen und somit 10%, vertrauen den Profitberechnungen des Unternehmens und stimmen der entsprechenden ROI-Berechnung zu (Aussage A). Die Folgefrage: «Würden Sie auf der Grundlage Ihrer Entscheidung handeln?», wurde ebenfalls von allen Beteiligten beantwortet. 80% und somit 16 Teilnehmende haben bei dieser Frage mit «Ja» geantwortet. Die anderen 20% bzw. 4 Personen haben mit «Nein» geantwortet. Von den 20% der Befragten, welche mit «Nein» geantwortet haben, haben zwei Teilnehmende bei der ersten Frage mit der Aussage A geantwortet. Diese beiden Personen würden entsprechend nicht handeln und vertrauen den Profitberechnungen des Unternehmens. Die anderen beiden Teilnehmenden, welche ebenfalls mit «Nein» geantwortet haben, haben jeweils einmal die Aussage C und einmal die Aussage B gewählt.

4.2 Evaluation des Structural Equation Model

In diesem Kapitel der Arbeit wird das SEM evaluiert. Das erste Unterkapitel 4.2.1 beschreibt die deskriptiv statistische Analyse. Das zweite Unterkapitel 4.2.2 bewertet die Reliabilität und die Validität des SEM. Das dritte Unterkapitel 4.2.3 evaluiert die Ergebnisse des ausgearbeiteten SEM.

4.2.1 Deskriptiv statistische Analyse

Das ausgearbeitete SEM umfasste 30 Items bzw. feste Variablen, welche auf die jeweiligen fünf latenten Konstrukte geladen wurden: (1) Analytics und Data (A&D), (2) Data und Information Quality (DQ), (3) Data Integration (DI), (4) Business Impact (BIM) und (5) User Experience (UE). Die fünf Konstrukte mit den jeweiligen Items wurden aufgrund der Forschungsfragen, den dazu aufgestellten Hypothesen und basierend auf dem theoretischen Rahmen ausgewählt. Analytics und Data (A&D, BI-System Maturity) wurde als zentrales Konstrukt gewählt. Diese Arbeit geht davon aus, dass die Fähigkeit Daten zu analysieren und effektive Entscheidungen zu treffen entscheidend ist für Unternehmen. Zudem wurde diese Variable als bedeutend angesehen, weil davon ausgegangen wird, dass die Maturität eines BI-Systems die BI-Implementierung und den Erfolg der anderen Variablen beeinflusst. Data und Information Quality bezieht sich auf die Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Daten und Informationen, die von den BI-Systemen verwendet werden. Diese Arbeit geht aus, dass schlechte Datenqualität zu fehlerhaften Ergebnissen und ineffektiven Entscheidungen führen kann. Aus diesem Grund wurde Datenqualität als eine entscheidende Herausforderung für den Erfolg der BI-Systeme definiert. Data Integration wurde ausgewählt, weil es einem BI-System ermöglicht Daten aus verschiedenen Quellen und Formaten zu integrieren. Business Impact hingegen wurde in dieser Arbeit als zentraler Einfluss des BI-Systems auf das Unternehmen betrachtet. Business Impact stellt somit ein zentrales Ziel der BI-Implementierung von Unternehmen in diesem SEM dar. User Experience bezieht sich auf die Benutzerfreundlichkeit der BI-Systeme. Dabei wurden Items erfragt, welche beispielsweise die Erreichbarkeit der BI-Systeme oder die Zugänglichkeit von BI-Schulungen bewerten. Hier wurde davon ausgegangen, dass eine positive User Experience für den Erfolg des BI-Systems bzw. der BI-Implementierung mitentscheidend ist.

Nachfolgend wird das ursprünglich erstellte SEM beschrieben. Das finale SEM wiederum ist unter der Abbildung 4.1 (Finales Structural Equation Model) aufzufinden. Im ursprünglichen SEM wurden die Konstrukte so dargestellt, dass in erster Linie Data und Information Quality und Data Integration von den jeweiligen Items geladen wurden. Anschliessend wur-

den die daraus entstandenen festen Variablen auf das latente Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) geladen. Zudem wurden auch die jeweiligen Items auf das Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) geladen. Als nächstes wurde im ursprünglichen Modell das geladene Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) auf die latente Variable Business Impact geladen, zusammen mit den ursprünglichen sechs Business Impact Items. Das Konstrukt User Experience wurde im ursprünglichen Modell als Moderatorvariable, mit einer moderierenden Wirkung, dargestellt. Diese Variable wurde ebenfalls im Vorfeld von den ursprünglichen sechs User Experience Items geladen. Als festes bzw. geladenes Konstrukt beeinflusst User Experience die Wirkung von dem geladenen Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) auf die latente Variable Business Impact. In Kapitel 4.2.2 werden die einzelnen Schritte beschrieben, welche aufzeigen, wie das ursprüngliche Modell verändert wurde und wie das finale Modell konzipiert wurde.

Vor der eigentlichen Bewertung und Evaluation des finalen SEM, wurden die Mittelwerte und Standardabweichungen der ursprünglichen Variablen bzw. des ursprünglichen Modell berechnet. Die entsprechenden Werte sind in der Tabelle 4.1 (Mittelwerte und Standardabweichungen des ursprünglichen SEM) ersichtlich. Diese Auswertung wurde durchgeführt, um zu bestimmen, welche Werte für das finale SEM ungeeignet sind. Die ausgewerteten Datensätze in der Tabelle 4.1 zeigen, dass sich die Mittelwerte der einzelnen Items zwischen 4.50 (A&D4 – Data is available or presented in reports sowie DI1 – Data is scattered –in spreadsheets, in files, in databases or in ERP applications) und 2.25 (DI5 – Data is completely integrated, enabling real-time reporting and analysis) bewegen. Den kumulativ tiefsten Mittelwert der latenten Variablen teilen sich Business Impact und User Experience. Beide Variablen haben jeweils einen kumulativen Mittelwert von 2.83. Den kumulativ höchsten Mittelwert von 3.27 hat das Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity). Die Standardabweichung wurde für diese Datensätze ebenfalls berechnet. Diese gibt an, wie weit die Messwerte im Durchschnitt von dem Mittelwert entfernt sind. Die höchste gemessene Standardabweichung beträgt 1.19 und wurde beim Item A&D5 (Data is available and accessible for Analytical Applications which allow us to perform complex data analysis) gemessen. Die tiefste gemessene Standardabweichung hingegen beträgt 0.59 und wurde beim Item DI1 (Data is scattered –in spreadsheets, in files, in databases or in ERP applications) gemessen. Die Indikatoren für die User Experience sind diejenigen, die insgesamt die höchste durchschnittliche Standardabweichung aufweisen. Die geringste Validität und somit auch die geringste durchschnittliche Standardabweichung ist bei den Items der Data Integration zu finden.

Tabelle 4.1 Mittelwerte und Standardabweichungen des ursprünglichen SEM

Latente Variabel	Label	Mittelwert	Standardabweichung
Analytics & Data (BI-System Maturity)	A&D1	3.30	0.78
	A&D2	2.70	1.05
	A&D3	2.50	1.07
	A&D4	4.50	0.67
	A&D5	2.70	1.19
	A&D6	3.90	0.62
Data and Information Quality	DQ1	3.55	0.80
	DQ2	3.35	0.91
	DQ3	3.25	0.70
	DQ4	2.75	0.89
	DQ5	2.80	1.03
	DQ6	2.30	1.00
	DQ7	2.55	0.92
Data Integration	DI1	4.50	0.59
	DI2	2.95	0.74
	DI3	2.90	0.70
	DI4	2.75	0.89
	DI5	2.25	0.89
Business Impact	BIM1	3.10	0.83
	BIM2	2.80	0.87
	BIM3	2.30	0.78
	BIM4	2.75	0.70
	BIM5	3.10	0.70
	BIM6	2.95	0.86
User Experience	UE1	2.50	1.02
	UE2	2.55	1.02
	UE3	3.00	0.84
	UE4	3.20	0.93
	UE5	2.85	0.85
	UE6	2.90	0.99

4.2.2 Bewertung des gemessenen SEM

Bei der Evaluation des ursprünglichen SEM wurden zunächst die Reliabilität und die Validität untersucht. Die entsprechenden Werte sind in der Tabelle 4.2 (SEM-Evaluation - Reliabilität und Validität) ersichtlich. Im ursprünglichen Modell, welches aus allen Daten konfiguriert wurde, waren die konvergenten Validität- und Reliabilitätswerte nicht zufriedenstellend. Einige Items bzw. feste Variablen haben eine Itemladung von unter 0.5 aufgewiesen. Hulland (1999, S. 198) hat festgestellt, dass Items mit einer Ladung von grösser oder gleich 0.7 optimal sind. Dadurch gibt es zwischen dem Konstrukt und dessen Werten weniger Fehlvarianz und eine höhere gemeinsame Varianz (Chin, 1998, S. 10; Hulland, 1999, S. 198). Die meisten Items im ursprünglichen SEM weisen eine sehr hohe Ladung auf. Andere wiederum haben negative Ladungen aufgewiesen. Aus diesem Grund wurde in dieser Arbeit entschieden, dass die minimale Itemladung 0.65 betragen soll. Zudem definiert Kline (2018, S. 191), dass nicht signifikante Koeffizienten bei der Modellanpassung zu entfernen sind. Alle Werte mit einem P-Wert von von $<5\%$ ($\alpha = <0.05$) sind als Signifikant einzustufen (Kline, 2018, S. 191).

Die folgenden vier Items wurden entfernt, weil diese eine negative Ladung oder ein zu geringes Signifikanzniveau aufgewiesen haben: A&D4 (Data is available or presented in reports), A&D6 (Data is available or presented in Dashboards with Key Performance Indicators), DI1 (Data is scattered –in spreadsheets, in files, in databases or in Enterprise Resource Planning applications), DQ6 (The data/information (used in our BI system) is contradictory). Von diesen vier negativ geladenen Items waren drei nicht signifikant. Einzig das Item A&D6, welches eine negative Ladung aufgewiesen hat, war mit einem Signifikanzniveau von 1% ($\alpha = 0.01$) sehr signifikant. Der P-Wert von A&D6 lag bei 0.00. Vier weitere Items wurden ebenfalls entfernt, weil diese eine zu schwache (<0.65) Ladung zu den jeweiligen latenten Konstrukten aufgewiesen haben: DQ7 (The data/information (used in our BI system) is free of distortion or error), UE2 (Our company encourages continuous learning and development of Business Intelligence skills), UE4 (Our Business Intelligence system is accessible to all users, regardless of technical skills) und BIM3 (Our Business Intelligence system is widely adopted across the organization). DQ7 und UE2 waren nicht signifikant. UE4 hingegen war signifikant mit einem Signifikanzniveau von 1% ($\alpha = 0.01$) und einem P-Wert von 0.01. BIM3 war ebenfalls signifikant, mit einem Signifikanzniveau von 1% ($\alpha = 0.01$) und einem P-Wert von 0.00. Abschliessend kann festgehalten werden, dass die meisten Items im finalen Modell über dem Schwellenwert der Itemladung von 0.7 sind. Mit der Ausnahme von A&D3 0.65 (Data is provided and presented in real-time and with accurate visualization) und UE1 0.66 (Our company provides adequate training and support for using the Business Intelligence system).

Alle ungeeigneten Variablen wurden entfernt und die Werte für das finale Modell ausgewählt. Danach wurde das finale Modell erneut ausgeführt. In der nachfolgenden Tabelle 4.2 (SEM-Evaluation – Reliabilität und Validität) sind die Ladungen und die P-Werte des ursprünglichen Modells und die des finalen Modells gegenübergestellt.

Tabelle 4.2 SEM-Evaluation – Reliabilität und Validität

Konstrukt	Feste Variable	Ursprüngliches Modell		Finales Modell	
		Ladung	P-Wert	Ladung	P-Wert
Analytics & Data (BI-System Maturity)	A&D1	0.80	0.00	0.82	0.00
	A&D2	0.75	0.02	0.72	0.01
	A&D3	0.67	0.01	0.65	0.00
	A&D4	-0.23	0.64	-	-
	A&D5	0.76	0.00	0.79	0.00
	A&D6	-0.04	0.00	-	-
Data and Information Quality	DQ1	0.68	0.10	0.71	0.03
	DQ2	0.82	0.04	0.82	0.01
	DQ3	0.76	0.05	0.75	0.03
	DQ4	0.74	0.07	0.75	0.03
	DQ5	0.83	0.05	0.84	0.02
	DQ6	-0.27	0.56	-	-
	DQ7	0.60	0.07	-	-
Data Integration	DI1	-0.59	0.20	-	-
	DI2	0.68	0.17	0.72	0.04
	DI3	0.77	0.09	0.79	0.01
	DI4	0.81	0.05	0.82	0.01
	DI5	0.82	0.00	0.79	0.00
Business Impact	BIM1	0.92	0.00	0.91	0.00
	BIM2	0.87	0.00	0.90	0.00
	BIM3	0.62	0.00	-	-
	BIM4	0.85	0.00	0.85	0.00
	BIM5	0.92	0.00	0.92	0.00
	BIM6	0.78	0.00	0.80	0.00

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 4.2 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Konstrukt	Feste Variabel	Ursprüngliches Modell		Finales Modell	
		Ladung	P-Wert	Ladung	P-Wert
User Experience	UE1	0.67	0.00	0.66	0.00
	UE2	0.59	0.01	-	-
	UE3	0.67	0.01	0.70	0.01
	UE4	0.61	0.01	-	-
	UE5	0.82	0.00	0.84	0.00
	UE6	0.79	0.00	0.84	0.00

Das finale Modell wurde mit einem Signifikanzniveau von 5% ($\alpha = 0.05$) berechnet. Gemäss der Tabelle 4.2 (SEM-Evaluation – Reliabilität und Validität) ist zu erkennen, dass die P-Werte alle kleiner sind als α . Somit ist die Zuverlässigkeit und konvergente Validität des SEM gegeben und es wird von einem statistisch signifikanten Ergebnis ausgegangen. 17 der 22 Items sind sogar auf dem Signifikanzniveau von 1% ($\alpha = 0.01$) signifikant.

In der Tabelle 4.3 (Gegenüberstellung der Reliabilitäts- und die Validitätswerte) wurden die Reliabilitäts- und die Validitätswerte des ursprünglichen Modells und des finalen Modelles gegenübergestellt.

Tabelle 4.3 Gegenüberstellung der Reliabilitäts- und die Validitätswerte

Konstrukt	Ursprüngliches Modell			Finales Modell		
	Cronbach Alpha	Composite reliability	AVE	Cronbach Alpha	Composite reliability	AVE
Analytics & Data (BI-System Maturity)	0.51	0.66	0.38	0.75	0.83	0.56
Data and Information Quality	0.71	0.83	0.48	0.84	0.88	0.60
Data Integration	0.46	0.73	0.55	0.79	0.86	0.61
Business Impact	0.91	0.93	0.69	0.92	0.94	0.77
User Experience	0.78	0.85	0.48	0.76	0.85	0.58

Alle Cronbach Alpha Werte im finalen SEM sind über dem Schwellenwert von 0.7 (Cronbach & Shavelson, 2004, S. 394; Barbera et al., 2021, S. 258). Somit ist das finale SEM als zuverlässig bzw. reliabel zu bewerten. Beim Cronbach Alpha handelt es sich um einen statisti-

schen Zuverlässigkeitskoeffizient (Reliabilitätskoeffizient), welcher die Messgenauigkeit der Likert Skala bewertet. Der Koeffizient stellt eine Korrelation mit einer möglichen Spanne von 0 bis 1.00 dar (Cronbach & Shavelson, 2004, S. 394). Dabei wird ein Alpha-Wert von über 0.7 im Allgemeinen als akzeptabel gewertet (Cronbach & Shavelson, 2004, S. 394; Barbera et al., 2021, S. 258). Die zusammengesetzten Reliabilitäten (Composite reliability) der latenten Konstrukte liegen bei über 0.80. Dieser Werte bestätigt ebenfalls die Reliabilität der Konstrukte und deutet auf eine hohe interne Konsistenz der Indikatoren zur Messung des finalen Modells hin (Werts et al., 1974, S. 31). Die durchschnittliche extrahierte Varianz (AVE, Average Variance Extracted) definiert die statistische und operative Bedeutung für die zu prüfende Theorie und garantiert somit die konvergente Validität der Konstrukte. Die Kennzahl gibt an in welchem Mass die latenten Variablen durch die zugrunde liegenden Items repräsentiert werden (Fornell & Larcker, 1981, S. 49; Elbashir et al., 2008, S. 145). Damit die Konstruktvalidität garantiert wird, sollte die durchschnittliche extrahierte Varianz über dem Schwellenwert von 0.5 liegen (Fornell & Larcker, 1981, S. 49; Coelho et al., 2010, S. 148). Die kleinste durchschnittliche extrahierte Varianz von dem finalen Modell liegt bei 0.56, womit die konvergente Validität in dieser Arbeit gegeben ist. Die dargestellten P-Werte bestätigen ebenfalls die konvergente Validität des Modells, da alle Messgrößen auf dem Signifikanzniveau von 5% ($\alpha = 0.05$) signifikant sind. Zudem liegen alle Items über dem vordefinierten Itemladung-Schwellenwert von 0.65. In dem finalen Modell ist zu erkennen, dass die Entfernung der acht Items zu einer Erhöhung des Cronbach Alpha, der zusammengesetzten Reliabilität und der durchschnittlich extrahierten Varianz für fast alle Konstrukte geführt. Einzig beim Konstrukt User Experience ist das Cronbach Alpha um 0.02 gesunken und die zusammengesetzte Reliabilität ist gleich geblieben.

Die Abbildung 4.1 (Finales Structural Equation Model) zeigt die grafische Darstellung des finalen SEM. Die grossen blauen Kreise stellen die latenten Konstrukte dar und die gelben Rechtecke definieren die einzelnen Items. Die Pfeile, welche von den einzelnen Konstrukten ausgehen und auf die Items zeigen, definieren wie hoch die Ladung der einzelnen Items auf die latenten Konstrukte ist. Ein Pfeil, welcher von einer latenten Variable zu einer anderen latenten Variable verläuft, repräsentiert eine gerichtete Beziehung und gibt an, wie viel Prozent der Varianz in der zweiten latenten Variable durch die erste latente Variable erklärt wird. Hier wären das bspw. die beiden Pfeile, welche von den Konstrukten Data und Information Quality und Data Integration zum Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) verlaufen. Das geladene Konstrukt Data und Information Quality hat einen direkten Einfluss von 0.270 auf die latente Variable Analytics und Data (BI-System Maturity). Das geladene Konstrukt Data Integration hingegen hat einen direkten Einfluss von 0.230 auf die latente Variable Analytics und

Data (BI-System Maturity). Die Moderatorvariable User Experience hat einen moderierenden Einfluss von 0.030 auf die Verbindung von den Konstrukten Analytics und Data (BI-System Maturity) und Business Impact.

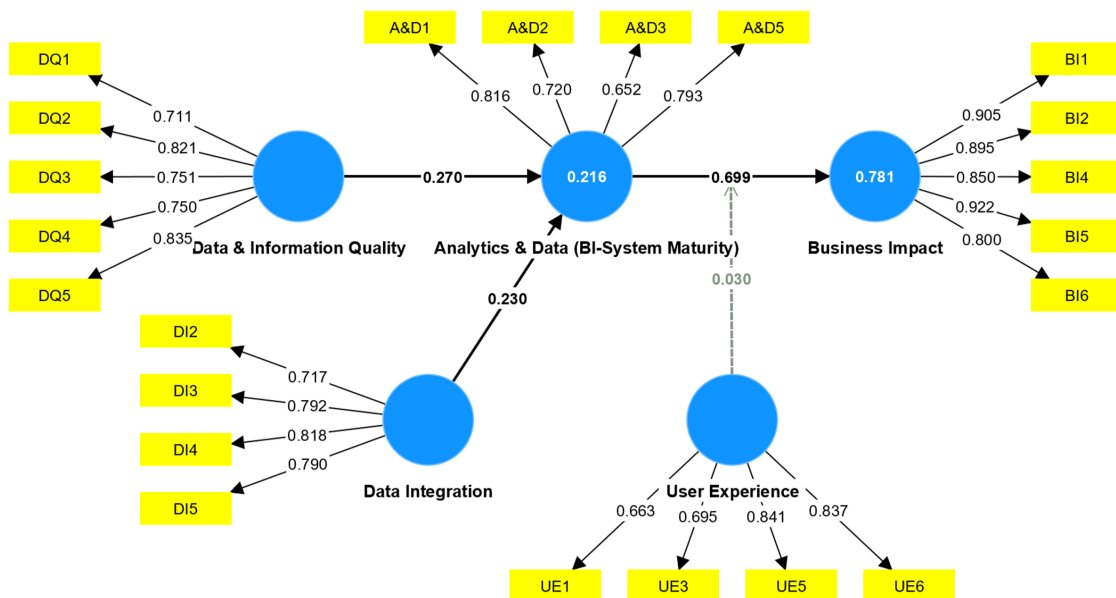


Abbildung 4.1 Finales Structural Equation Model (Eigene Darstellung)

Die Kennzahlen, welche in den Konstrukten Analytics und Data (BI-System Maturity) und Business Impact abgebildet sind, definieren R^2 (R-Quadrat). Dieser Messwert liegt zwischen 0 und 1 und gibt an, wie viel Prozent der Varianz in den abhängigen Variablen durch das Modell erklärt wird (Chin, 1998, S. 13). In der Abbildung 4.1 (Finales Structural Equation Model) ist zu erkennen, dass das Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) von den eigenen Items und von den folglich geladenen Konstrukten Data und Information Quality und Data Integration geladen wurde. Das R^2 von dem Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) liegt bei 0.216. Daraus lässt sich ableiten, dass 21.6% der Varianz von Analytics und Data (BI-System Maturity) durch das Modell erklärt wird. Der Einfluss der anderen 78.4% Prozent kann nicht mit diesem finalen SEM erklärt werden. Die folglich geladene Variabel Analytics und Data (BI-System Maturity) hat einen Einfluss von 0.699 auf die latente Variable Business Impact. Dabei wurde auch der moderierende Einfluss der Variabel User Experience einkalkuliert und berücksichtigt. Das R^2 von dem Konstrukt Business Impact liegt bei 0.781. Daraus lässt sich ableiten, dass 78.1% der Varianz von Business Impact durch das Modell erklärt wird, genauer durch die fünf BIM Items, dem moderierenden Einfluss von dem geladenen Konstrukt User Experience und dem geladenen Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity). Der Einfluss der anderen 21.9% kann nicht mit diesem Modell erklärt werden.

Zur Bewertung der diskriminanten Validität (discriminant validity) wurden als erstes die Kreuzladungen der Items in Zusammenhang mit den Korrelationen zu den einzelnen Konstrukten verglichen. Damit die diskriminante Validität gewährleistet werden kann, sollte jede Messgröße eine höhere Ladung für das anfänglich zugeordnete Konstrukt, als für die anderen Konstrukte, aufweisen (Gefen et al., 2000, S. 37; Elbashir et al., 2008, S. 145).

Tabelle 4.4 Vergleich der Kreuzladungen der Items

Feste Variabel	Konstrukte des finalen Modell				
	Analytics & Data (BI-System Maturity)	Business Impact	Data & Information Quality	Data Integration	User Experience
A&D1	0.82	0.70	0.40	0.43	0.38
A&D2	0.72	0.49	0.48	0.53	0.18
A&D3	0.65	0.43	0.13	-0.09	0.12
A&D5	0.79	0.79	0.18	0.23	0.44
BIM1	0.64	0.91	0.36	0.32	0.51
BIM2	0.69	0.90	0.26	0.17	0.60
BIM4	0.72	0.85	0.47	0.39	0.60
BIM5	0.83	0.92	0.35	0.25	0.46
BIM6	0.69	0.80	0.31	0.45	0.46
DI2	0.27	0.37	0.72	0.55	0.18
DI3	0.25	0.25	0.79	0.64	0.10
DI4	0.35	0.28	0.82	0.64	0.05
DI5	0.41	0.35	0.79	0.48	0.28
DQ1	0.30	0.40	0.46	0.71	0.40
DQ2	0.37	0.18	0.54	0.82	0.29
DQ3	0.12	0.03	0.57	0.75	0.20
DQ4	0.30	0.25	0.70	0.75	0.03
DQ5	0.45	0.38	0.60	0.84	0.22
UE1	0.10	0.36	0.24	0.16	0.66
UE3	0.38	0.41	0.07	0.40	0.70
UE5	0.28	0.44	0.12	0.24	0.84
UE6	0.41	0.58	0.21	0.14	0.84

Die diskriminante Validität wurde getestet, indem sichergestellt wurde, dass alle Items auf dem ihnen zugeordneten Konstrukten eine höhere Ladung aufweisen als auf den anderen Faktoren. Die Ergebnisse aus Tabelle 4.4 (Vergleich der Kreuzladungen der Items) zeigen, dass die Ladungen (**fett** formatiert) grösser sind als die Kreuzladungen in denselben Zeilen. Alle Ladungen der Items erfüllten die Anforderungen des ersten Verfahrens zur Bewertung der diskriminanten Validität. Hier ist jedoch zu erwähnen, dass die Items von den Konstrukten Analytics und Data (BI-System Maturity) und Business Impact sehr stark auf das jeweils anderen Konstrukt geladen haben. Das kann darauf zurückgeführt werden, dass die Items möglicherweise nicht in der Lage waren zwischen den beiden Konstrukten zu unterscheiden. Nachfolgend wird auf die beiden Items A&D5 (Data is available and accessible for Analytical Applications which allow us to perform complex data analysis) und BIM5 (The information from our Business Intelligence system has improved our business processes) eingegangen. Bei der festen Variabel A&D5 (**fett** und *kursiv* formatiert) ist zu erkennen, dass diese mit 0.79 auf das Konstrukt Business Impact geladen hat. Somit korreliert A&D5 gleich hoch auf das Konstrukt Business Impact und auf das vordefinierte Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity). Das Item BIM5 (**fett** und *kursiv* formatiert) hingegen hat mit 0.92 auf das korrekte Konstrukt Business Impact geladen. Gleichzeitig hat das Item mit einem hohen Wert von 0.83 auf das Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) geladen. Die beiden Items waren nicht in der Lage zwischen den beiden Konstrukten zu unterscheiden, weil der Inhalt von A&D5: «Daten sind verfügbar und zugänglich für analytische Anwendungen, die es uns ermöglichen, komplexe Datenanalysen durchzuführen» auch dem Konstrukt Business Impact zugeordnet werden kann. Das gleiche trifft auch auf den Inhalt von BIM5 zu. Dieser lautet wie folgt: «Die Informationen aus unserem Business Intelligence System haben unsere Geschäftsprozesse verbessert». Hier ist es ebenfalls so, dass dieses Item auf die Maturität von BI-System zurückgeführt werden kann. Auf die anderen Items des Konstrukts Analytics und Data (BI-System Maturity), welche ebenfalls hoch auf die latente Variable Business Impact geladen haben, wird nicht weiter eingegangen. Diese Items haben mindestens 0.10 Punkte stärker auf das eigenen Konstrukte geladen.

Die diskriminante Validität wurden mit einem weiteren Verfahren bewertet. Dabei wurde überprüft, ob die Werte der Quadratwurzel von der durchschnittlich extrahierten Varianz jedes Konstrukts grösser als dessen Korrelation mit den anderen Konstrukten ist (Gefen et al., 2000, S. 37; Elbashir et al., 2008, S. 146). Die Ergebnisse in der Tabelle 4.5 (Korrelationen zwischen latenten Variablen und den AVE Quadratwurzeln) zeigen genau diese Werte und wie diese mit den anderen Konstrukten korrelieren.

Tabelle 4.5 Korrelationen zwischen latenten Variablen und den AVE Quadratwurzeln

Konstrukt	AVE Quadratwurzeln des finalen Modell				
	Analytics & Data (BI-System Maturity)	Business Impact	Data & In- formation Quality	Data Inte- gration	User Experience
Analytics & Data (BI-System Maturity)	0.79				
Business Impact	0.80	0.88			
Data & Information Quality	0.44	0.36	0.78		
Data Integration	0.43	0.40	0.73	0.78	
User Experience	0.40	0.60	0.30	0.21	0.76

Diese Ergebnisse deuten deutlich darauf hin, dass die Werte (**fett** formatiert) eine zufriedenstellende diskriminante Validität garantieren. Es gibt jedoch eine Ausnahme, wobei die Korrelation zwischen den Konstrukten Analytics und Data (BI-System Maturity) und Business Impact nicht ausreichend unterscheidbar ist (**fett** und *kursiv* formatiert). Diese Quadratwurzel von der durchschnittlich extrahierten Varianz zwischen den Konstrukten Analytics und Data (BI-System Maturity) und Business Impact beträgt 0.80. Dabei sollte in dieser Spalte zwischen dem Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) und der Quadratwurzel der durchschnittlich extrahierten Varianz des Konstrukts Analytics und Data (BI-System Maturity) die höchste Korrelation (0.79) bestehen. Diese Tatsache war zu erwarten, da die Kreuzladungen der Items in Zusammenhang mit den Korrelationen zu den einzelnen Konstrukten darauf hingedeutet haben (siehe Tabelle 4.5). Die Items von Analytics und Data (BI-System Maturity) haben einen hohen Messwert in Bezug auf die Kreuzladung zum Konstrukt Business Impact. Andersrum ist es genauso. Aus diesem Grund geht diese Arbeit davon aus, dass die diskriminante Validität für das finale SEM gegeben ist und dass alle Konstrukte eine akzeptable Validität aufweisen.

4.2.3 Strukturelle Modell Evaluation

Nachdem das Modell validiert wurde, wurden die hypothetischen Beziehungen der Konstrukte mittels Bootstrapping getestet. Das Ergebnis des Bootstrapping wurde in der Abbildung 4.2 (Bootstrapping des finalen SEM mit den Pathkoeffizienten) dargestellt. Die P-Werte der Pathkoeffizienten sind jeweils in Klammern in der Abbildung 4.2 dargestellt. Das Bootstrapping wurde anhand der gleichen Software mit einer Stichprobengrösse von 5'000 durchgeführt. Zudem liefert das Bootstrapping wichtige Erkenntnisse darüber, wie die verschiedenen Konstrukte im finalen Modell miteinander zusammenhängen und wie die Konstrukte aufeinander geladen haben. Das definierte SEM wurde durch die Untersuchung der Pfadkoeffizienten und deren Signifikanzniveaus bewertet. Dieses Vorgehen garantiert, dass alle Hypothesen mit einer Fehlerwahrscheinlichkeit von weniger als 0.1% ($\alpha = 0.001$) bestätigt werden können. Der Messwert der Fehlerwahrscheinlichkeit kann je nach vordefiniertem Signifikanzniveau auch auf 5% ($\alpha = 0.05$) umgestellt werden. Hier ist erneut zu vermerken, dass die Kennzahlen R^2 die Erklärungskraft des SEM bewertet (Chin, 1998, S. 13). Mit anderen Worten wird damit aufgezeigt, wie viel Prozent der Varianz in den abhängigen Variablen durch das Modell erklärt wird. Die nachfolgende Abbildung 4.2 zeigt, dass die standardisierten Pfadkoeffizienten zwischen 0.017 und 0.709 liegen. Wenn jedoch der moderierende Pfadkoeffizient von dem Konstrukt User Experience nicht berücksichtigt wird, liegen die standardisierten Pfadkoeffizienten zwischen 0.23 und 0.709. Somit zeigen die verschiedenen standardisierten Pfadkoeffizienten die Stärke und Richtung der Zusammenhänge zwischen den verschiedenen Konstrukten in dem abgebildeten SEM an (Chin, 1998, S. 13). Gemäss Chin (1998, S. 13) sollten die standardisierten Pfadkoeffizienten mindestens 0.20 und idealerweise über 0.30 betragen, um als aussagekräftig zu gelten. Aus diesem Grund wurde der standardisierte Pfadkoeffizient von 0.017 als schwach und nicht aussagekräftig bewertet. Während ein standardisierter Pfadkoeffizient von 0.709 auf eine sehr starke Beziehung zwischen den beiden Konstrukten hindeutet. Das R^2 von dem Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) lag bei dieser Messung bei 0.2. Während das R^2 von dem Konstrukt Business Impact bei 0.786 lag. Das R^2 von dem Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) zeigt an, dass 20% der Varianz in diesem Konstrukt durch die anderen Konstrukte (Data Integration und Data und Information Quality) in diesem Modell erklärt werden konnten. Das R^2 von 0.786 von dem Konstrukt Business Impact zeigt hingegen, dass 78.6% der Varianz des Konstrukts durch die anderen Konstrukte (hauptsächlich durch Analytics und Data (BI-System Maturity)) in diesem Modell erklärt werden können. Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass Business Impact stärker durch die anderen Konstrukte beeinflusst wird als Analytics und Data (BI-System Maturity).

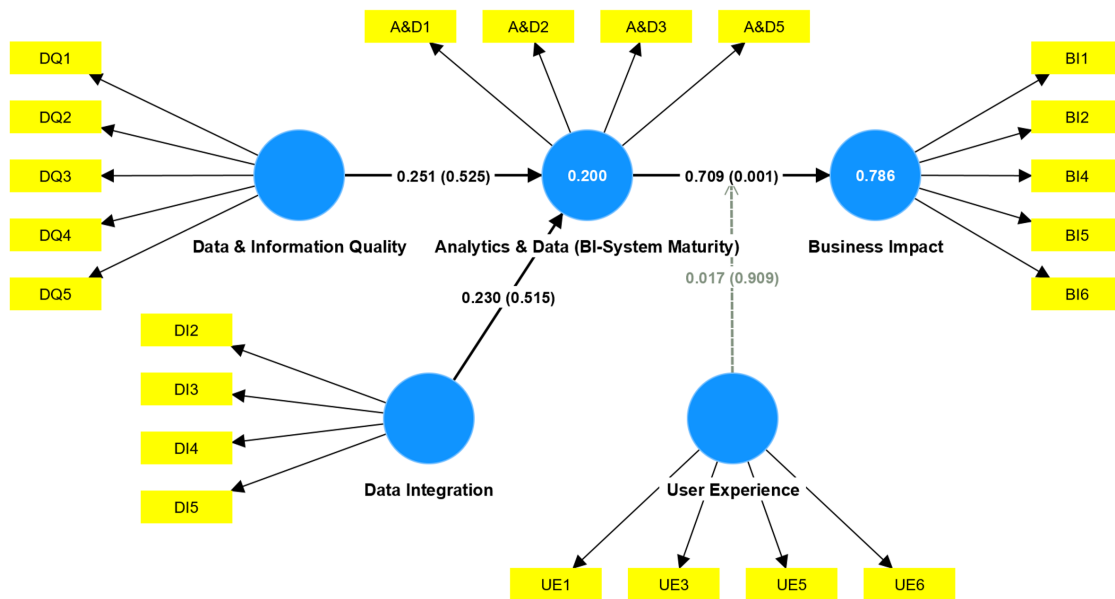


Abbildung 4.2 Bootstrapping des finalen SEM mit den Pathkoeffizienten (Eigene Darstellung)

Aus den Werten in der Abbildung 4.2 kann abgeleitet werden, dass die beiden Konstrukte Data Integration und Data und Information Quality keinen signifikanten Einfluss auf die Variable Analytics und Data (BI-System Maturity) haben. Beim Bootstrapping wurde der Pfadkoeffizienten auf einem Signifikanzniveau von 0.1% ($\alpha = 0.001$) berechnet. Der P-Wert von Data Integration beträgt 0.515 und der P-Wert von Data und Information Quality beträgt 0.525. Das zeigt ebenfalls auf, dass beide Konstrukte nicht signifikant sind. Das moderierenden Konstrukt User Experience hat ebenfalls keinen signifikanten moderierenden Einfluss auf den Pfadkoeffizienten von den Variablen Analytics und Data (BI-System Maturity) und Business Impact. Der P-Wert von User Experience beträgt 0.909. Dieser hohe P-Wert deutet darauf hin, dass der Einfluss des Konstrukts User Experience nicht signifikant ist. Bei dem Einfluss von dem Konstrukt Analytics und Data (BI-System Maturity) auf das Konstrukt Business Impact sieht es etwas anders aus. Hier beträgt der P-Wert 0.001. Daraus kann abgeleitet werden, dass der Einfluss von der festen Variable Analytics und Data (BI-System Maturity) auf das Konstrukt Business Impact statistisch sehr signifikant ist. Diese Ergebnisse bestätigen somit die theoretischen Erwartungen und unterstützen die folgenden Hypothesen: H1, H2 und H4. Hinsichtlich der Hypothese H3 kann keine direkte Unterstützung mit diesen Ergebnissen bestätigt werden.

5 | Fazit

In diesem Kapitel der Masterarbeit werden die wichtigsten Ergebnisse noch einmal zusammengefasst und die Forschungsfragen beantwortet. In dem ersten Unterkapitel 5.1 werden die Ergebnisse dieser Masterarbeit interpretiert und in Bezug auf die Forschungsfragen und Hypothesen eingeordnet. Auch mögliche Implikationen für die Praxis werden diskutiert. Im zweiten Unterkapitel 5.2 geht diese Arbeit auf die Limitationen der Arbeit ein. Abschliessend wird im letzten Unterkapitel 5.3 ein Ausblick für weitere Forschungen gegeben.

5.1 Schlussfolgerung und Diskussion

Dieses Kapitel geht als erstes auf die beiden Forschungsfragen ein. Die erste Forschungsfrage besteht aus zwei Teilfragen und lautet wie folgt: *Was sind die Herausforderungen für ein Unternehmen bei der Implementierung eines SoBI-Frameworks und wie kann dieses Unternehmen sicherstellen, dass die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Systeme bei der BI-Konzeptumsetzungen gefördert wird?* Die zweite Forschungsfrage lautet: *Welche Effekte hat die aktuelle BI Architektur auf die Data Literacy der Mitarbeitenden in einem in der Schweiz tätigen Grossunternehmen?*

Die Literaturrecherche von BI und BA hat im Kapitel 2.2.2 verdeutlicht, dass durch die Nutzung von ausgereiften BA-System mit prädiktiven Analysemethoden in gewisser Weise die Lernkurve des Systems trainiert und gefördert werden kann. Aus diesem Grund unterstützt diese Arbeit die Meinung, dass intelligente Entscheidungen von den Systemanwendern einen positiven Einfluss auf die Unternehmensentwicklung haben. Zudem unterstützt diese Arbeit die Meinung, dass intelligente Entscheidungen von den Systemanwendern einen fördernden Einfluss auf die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Systemarchitektur haben. Des Weiteren fördert die intelligente Systemnutzung und die Optimierung der BI-Architektur den Maturitätsgrad der BI-Systeme. In dem Kapitel 2.2.3 wurde dargelegt, dass der Nutzen von BI am höchsten ist, wenn der Maturitätsgrad der BI-Systeme stark an der Unternehmensstrategie ausgerichtet wird (Coelho et al., 2010, S. 156; Hribar Rajterič, 2010, S. 47). Das Ziel dieser Arbeit

war es durch die Integration einer SoBI-Referenzarchitektur unter anderem aufzuzeigen, wie Unternehmen die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Systeme fördern können. In der Literaturrecherche wurden die verschiedenen Implementierungsansätze für ein SoBI-Framework analysiert und kombiniert. Das Zusammenführen der diversen Architekturansätze in Kapitel 2.3.3 hat dieser Arbeit ermöglicht, ein IT-Artefakt für eine SoBI-Framework zu definieren. Das konzipierte SoBI-Framework ermöglicht es den BI-Konzepten selbst Zusammenhänge zu erkennen und aus den Systemeingaben analytische Ergebnisse zu evaluieren. Zusammenfassend kann bestätigt werden, dass die Herausforderungen für ein Unternehmen bei der Implementierung eines SoBI-Frameworks deutlich in dem Kapitel 2.3.3 dargestellt wurden. Dementsprechend wurde mit diesen Erkenntnissen der erste Teil der ersten Forschungsfrage beantwortet.

In den Kapiteln 2.4.2 bis 2.4.4 wurden die verschiedenen Ansätze beschreiben, welche BI mit anderen IT-Ansätzen kombinieren und Unternehmen dabei aufzeigen, wie die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Implementierung gefördert werden kann. Diese Arbeit hat in Kapitel 2.4.2 aufgezeigt, dass eine verbesserte Informationsqualität der Daten in BI-Systemen, zu einem positiven Effekt hinsichtlich der Lernkurve der Mitarbeitenden führen kann. In Kapitel 2.4.3 von dieser Arbeit wurde aufgezeigt, dass BI theoretisch in der Lage wäre, mittels Data Mining und basierend auf Machine Learning und präskriptiven Analyseverfahren, den Anwendern zielgerichtete und entscheidungsunterstützende Ergebnisse hinsichtlich deren Fragestellungen zu liefern. In Kapitel 2.4.4 wurde ebenfalls verdeutlicht, dass das richtige BI Framework theoretisch in der Lage wäre, mittels Decision Intelligence und basierend auf Artificial Intelligence sowie Machine Learning, den Anwendern schnellere, akkurate und effektivere Ergebnisse zu liefern. Diese Feststellung bestätigen die Autoren Mircea et al. (Mircea et al., 2012, S. 29). Eine Kombination aus BI, Decision Management (Decision Intelligence) und einer serviceorientierten Architekturlösung kann zu einem «intelligenten» Unternehmen führen und langfristige Vorteile bringen (Mircea et al., 2012, S. 29). Entsprechend wurde mit diesen Erkenntnissen der zweite Teil der ersten Forschungsfrage beantwortet. Durch die Umsetzung von BI mit den in den Kapiteln 2.4.2 bis 2.4.4 behandelten Datenanalysemethoden kann ein serviceorientiertes BI-Framework konzipiert werden, welches die Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Konzepte in einem Unternehmen fördern kann.

Für die Beantwortung der zweiten Forschungsfrage und zur Unterstützung der ersten Forschungsfrage, wurde eine Umfrageerhebung durchgeführt. Die Evaluation der Vignetten- und Anekdotenforschung hat ergeben, dass 50% der Teilnehmenden den eigenen Berechnungen am meisten vertrauen würden. 40% der Teilnehmenden würden sich das interne BI Tool zu Nutze machen, um eigene Berechnungen zu machen und auf diese zu vertrauen. Die restlichen 10% vertrauen auf die Profitberechnung des Unternehmens. Diese Evaluation hat aufgezeigt, dass

die aktuelle BI-Architektur einen Einfluss auf die Datenkompetenz der Mitarbeitenden hat. Die Hälfte der Teilnehmenden vertraut bevorzugt der eigenen Berechnung. Somit deuten die Ergebnisse der Vignetten- und Anekdotenforschung von dieser Arbeit darauf hin, dass die Mitarbeitenden möglicherweise spezifische Fähigkeiten oder Kenntnisse benötigen, um das volle Potenzial der BI-Systeme auszuschöpfen und die Datenkompetenz zu verbessern. Coelho et al. (2010, S. 149 f.) bestätigen, dass die steigende Implementierung durch Datenintegration und Analytik zu einer steigenden Nutzung und zu einer erhöhten Vertrauensbereitschaft in die BI-Systeme führen. Zudem kann die Implementierung eines SoBI-Frameworks und die IT-Ansätze aus Kapitel 2.4, welche die Lernkurve des BI-Systems fördern, die Mitarbeitenden dabei unterstützen die Data Literacy zu verbessern.

Die Evaluation des SEM hat ergeben, dass die Ergebnisse die theoretischen Erwartungen bestätigen und die folgenden drei Hypothesen direkt unterstützt werden:

H1: Ein Unternehmen, welches eine serviceorientierte BI-Architektur aufgebaut hat, kann neue Prozesse viel einfacher umsetzen und diese dem System schneller anlernen.

H2: Ein Unternehmen, welches eine serviceorientierte BI-Architektur aufgebaut hat, ermöglicht es Mitarbeitenden, die Prozesse besser und schneller zu lernen und zu verstehen.

H4: Ein Unternehmen, welches eine serviceorientierte BI-Architektur aufgebaut hat, kann davon ausgehen, dass der Prozess als Ganzes in einer höheren Qualität und zudem wahrscheinlich auch schneller abläuft.

Die Ergebnisse der Evaluation bestätigen, dass die Maturität der BI-Architektur und der BI-Systeme, einen signifikanten Einfluss auf die Auswirkungen des BI-Systems des Unternehmens hat. Abgeleitet auf die Hypothesen, deuten die Ergebnisse darauf hin, dass Unternehmen, die ein SoBI-Framework implementiert haben, in der Lage sind neue Prozesse einfacher umzusetzen und diese schneller im Unternehmen zu integrieren. Des Weiteren ermöglicht eine SoBI-Architektur den Mitarbeitenden, die Prozesse besser und schneller zu lernen und zu verstehen. Abschliessend bestätigt die SEM-Evaluation, dass die Unternehmensprozesse als Ganzes in höherer Qualität und wahrscheinlich auch schneller durchgeführt werden können. Aus diesem Grund ist diese Arbeit der Meinung, dass Unternehmen in die Entwicklung einer SoBI-Architektur investieren sollten, um sicherzustellen, dass die BI-Systeme effektiv und effizient genutzt werden. Insgesamt bietet die SoBI-Architektur Unternehmen einen klaren Wettbewerbsvorteil, indem die Effizienz, Qualität und Geschwindigkeit der Prozesse und der Entscheidungsfindung verbessert werden kann (Gluchowski et al., 2008, S. 344; Vogt et al., 2008,

S. 219; Chan et al., 2011, S. 8; Pospiech & Felden, 2013, S. 4). In Kapitel 2.3.2 dieser Arbeit wurde detailliert auf die Vorteile eines SoBI-Frameworks eingegangen. Bei der Evaluation des SEM kam ebenfalls heraus, dass die Hypothese H3 nicht bestätigt wurde:

H3: Ein Unternehmen, welches eine serviceorientierte BI-Architektur aufgebaut hat, kann davon ausgehen, dass die eingegebenen Daten eine höhere Qualität haben.

Obwohl das SEM die Hypothese H3 nicht bestätigt hat, hat die Literaturrecherche ergeben, dass die Implementierung einer SoBI-Architektur zu einer höheren Datenqualität führen kann (Coelho et al., 2010, S. 156; Martin, 2015, S. 28). Gleichzeitig geht diese Arbeit davon aus, dass eine höhere Datenqualität die SoBI-Architektur indirekt fördert. Auch wenn die Hypothese H3 nicht durch das SEM bestätigt wurde, sollten Unternehmen weiterhin bestrebt sein, die Datenqualität durch die Implementierung einer SoBI-Architektur zu verbessern. Die Erkenntnisse der Umfrageerhebung, der Vignettenforschung und des SEM verdeutlichen die Effekte einer BI-Architektur auf die Data Literacy der Mitarbeitenden in einem, in der Schweiz tätigen Grossunternehmen. Infolgedessen wurde die zweite Forschungsfrage dieser Masterarbeit ebenfalls beantwortet.

5.2 Limitation der Arbeit

In dieser Arbeit konnten durch die theoretischen Erkenntnisse der Literaturrecherche und der Evaluation der Umfrageerhebung einige Resultate und Tendenzen aufgezeigt werden. Jedoch liessen sich damit nur pauschale Handlungsempfehlung für Unternehmen ableiten. Das war darauf zurückzuführen, dass diese Masterarbeit einige Limitationen hatte, welche die Aussagekraft einschränkten. Zunächst wurde keine Modellvalidierung für das SoBI-Framework durchgeführt. Hier ist jedoch zu vermerken, dass die erstellte SoBI-Referenzarchitektur auf die Zusammenführung der diversen bestehenden Architekturansätze aus der Literatur basiert. Aus diesem Grund kann davon ausgegangen werden, dass die Wirksamkeit und die Validität des IT-Artefakts bis zu einem gewissen Grad gegeben ist. Die zweite Limitation war, dass die IT-Ansätze zur Förderung der Lernkurve der Mitarbeitenden und der BI-Implementierung mehrheitlich auf die Literaturrecherche beruhen. Die Ergebnisse dieser Arbeit geben nur eine begrenzte Stichprobengrösse wieder. Aus diesem Grund sind die Ergebnisse dahingehend limitiert, da die Umfrageerhebung mit lediglich 20 fachkundigen Individuen durchgeführt wurde. Obwohl die Teilnehmenden aufgrund der Erfahrung mit den betreffenden Themen ausgewählt

wurden, kann diese Arbeit keinen formellen Anspruch auf die Repräsentativität des Fachwissens der Teilnehmenden erheben. Dennoch ist diese Arbeit der Meinung, dass das Wissen der Befragten vielfältig genug war, um an der Umfrageerhebung teilzunehmen. Zudem beruhen die Ergebnisse der Arbeit auf den spezifischen Merkmalen des untersuchten, in der Schweiz tätigen, Grossunternehmens. Die Tatsache, dass alle Befragten im gleichen Unternehmen arbeiten, erhöht wiederum die interne Validität dieser Arbeit erheblich (Purvis et al., 2001, S. 130).

5.3 Weiterführende Forschung

Weitere Forschung ist erforderlich, um die Limitationen der vorliegenden Arbeit zu eliminieren. Zukünftige Arbeiten und Forschungen können die Ergebnisse dieser Arbeit bestätigen und eine grössere und vielfältigere Stichprobe, sowie zusätzlichen Kriterien untersuchen. Zudem sind empirische Untersuchungen erforderlich, um die Wirksamkeit des SoBI-Frameworks und die Ansätze zur Förderung der Lernkurve der Mitarbeitenden, sowie die der BI-Implementierung zu bestätigen. Mit einer umfangreicheren Erhebung können allgemeingültige Ergebnisse gewährleistet werden. Im besten Fall sollte ein Unternehmen bei der Implementierung einer SoBI-Architektur begleitet und analysiert werden. Ausserdem sollte nicht ausser Acht gelassen werden, dass die Technologie weiter voranschreitet und so möglicherweise vereinfachtere empirische Untersuchungen und Umsetzungen ermöglicht. Des Weiteren ist es wahrscheinlich, dass sich der Nutzen von BI-Systemen im Laufe der Zeit, mit der Weiterentwicklung von BI-Technologien und deren Verbreitung und innovativer Nutzung, durch Unternehmen verändert.

Literaturverzeichnis

- Anzanello, M. J., & Fogliatto, F. S. (2011). Learning curve models and applications: Literature review and research directions. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 41(5), 573–583. <https://doi.org/10.1016/j.ergon.2011.05.001> (Siehe S. 37)
- Baars, H., & Kemper, H.-G. (2021). *Business Intelligence & Analytics – Grundlagen und praktische Anwendungen: Ansätze der IT-basierten Entscheidungsunterstützung* (4., überarbeitete und erweiterte Auflage). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-8348-2344-1> (Siehe Seiten 3, 14, 16, 40)
- Barbera, J., Naibert, N., Komperda, R., & Pentecost, T. C. (2021). Clarity on Cronbach’s Alpha Use. *Journal of Chemical Education*, 98(2), 257–258. <https://doi.org/10.1021/acs.jchemed.0c00183> (Siehe Seiten 59, 60)
- Böhm, M., Goeken, M., & Johannsen, W. (2009). Compliance und Alignment: Vorgabenkonformität und Strategieabgleich als Erfolgsfaktoren für eine wettbewerbsfähige IT. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 46(5), 7–17. <https://doi.org/10.1007/bf03340394> (Siehe S. 23)
- Bowen, N. K., & Guo, S. (2011). *Structural Equation Modeling*. Oxford University Press. (Siehe Seiten 51, 52)
- Chamoni, P., & Gluchowski, P. (2017). Business Analytics - State of the Art. *Controlling & Management Review*, 61(4), 8–17. <https://doi.org/10.1007/s12176-017-0030-6> (Siehe Seiten 1, 3, 13, 14, 16, 17)
- Chan, L.-K., Sim, Y.-W., & Yeoh, W. (2011). A SOA-Driven Business Intelligence Architecture. *Communications of the IBIMA*, 1–8. <https://doi.org/10.5171/2011.216423> (Siehe Seiten 12, 20, 22, 24, 26–28, 30, 32, 34, 70)
- Chen, H.-M. (2008). *Towards Service Engineering: Service Orientation and Business-IT Alignment*. In HICSS (Hrsg.), *Proceedings of the 41st Annual Hawaii International Conference on System Sciences* (S. 1–10). IEEE. <https://doi.org/10.1109/HICSS.2008.462> (Siehe Seiten 23, 39)
- Chin, W. W. (1998). Commentary: Issues and Opinion on Structural Equation Modeling. *MIS Quarterly*, 22(1), 7–16 (Siehe Seiten 57, 61, 65)
- Coelho, P. S., Popovič, A., & Jaklič, J. (2010). *The Role of Business Knowledge in Improving Information Quality Provided by Business Intelligence Systems*. In J. E. Quintela Va-

- rajão, M. M. Cruz-Cunha, G. D. Putnik & A. Trigo (Hrsg.), *ENTERprise Information Systems, Part II* (S. 148–157). Springer. (Siehe Seiten 19, 38, 39, 60, 67, 69, 70)
- Cronbach, L. J., & Shavelson, R. J. (2004). My Current Thoughts on Coefficient Alpha and Successor Procedures. *Educational and Psychological Measurement*, 64(3), 391–418. <https://doi.org/10.1177/0013164404266386> (Siehe Seiten 59, 60)
- Davenport, T., & Harris, J. (2007). *Competing on Analytics: The New Science of Winning*. Harvard Business School Press. (Siehe Seiten 28, 30, 31)
- Davenport, T., Jarvenpaa, S., & Beers, M. (1995). Improving Knowledge Work Processes. *Sloan Management Review*, 37(4), 53–65 (Siehe S. 38)
- de Haes, S., & van Grembergen, W. (2009). An Exploratory Study into IT Governance Implementations and its Impact on Business/IT Alignment. *Information Systems Management*, 26(2), 123–137. <https://doi.org/10.1080/10580530902794786> (Siehe S. 23)
- Delen, D., & Demirkan, H. (2013). Data, information and analytics as services. *Decision Support Systems*, 55(1), 359–363. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.05.044> (Siehe Seiten 3, 14)
- Dinter, B. (2008). *Einsatzmöglichkeiten serviceorientierter Architekturen in der Informationslogistik*. In J. Töpfer & R. Winter (Hrsg.), *Active Enterprise Intelligence* (S. 221–241). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-78498-2> (Siehe Seiten 21, 22, 31)
- Dittmar, C., Ossendoth, V., & Schulze, K.-D. (2013). Business Intelligence: Status quo in Europa. *Europäische biMA®-Studie 2012/13*, 13(1), 1–75 (Siehe S. 4)
- Elbashir, M. Z., Collier, P. A., & Davern, M. J. (2008). Measuring the effects of business intelligence systems: The relationship between business process and organizational performance. *International Journal of Accounting Information Systems*, 9(3), 135–153. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2008.03.001> (Siehe Seiten 39, 60, 62, 63)
- Ereth, J., & Kemper, H.-G. (2016). Business Analytics und Business Intelligence. *Controlling*, 28(8-9), 458–464. <https://doi.org/10.15358/0935-0381-2016-8-9-458> (Siehe Seiten 1–3, 13–17, 40)
- Eriksson, M., & Ferwerda, B. (2021). Towards a User Experience Framework for Business Intelligence. *Journal of Computer Information Systems*, 61(5), 428–437. <https://doi.org/10.1080/08874417.2019.1693936> (Siehe S. 38)
- Erl, T. (2005). *Service-oriented Architecture: Concepts, Technology, and Design*. Prentice Hall PTR. (Siehe Seiten 21, 25)
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50. <https://doi.org/10.1177/002224378101800104> (Siehe S. 60)
- Frazzetto, D., Nielsen, T. D., Pedersen, T. B., & Šikšnys, L. (2019). Prescriptive analytics: a survey of emerging trends and technologies. *The VLDB Journal*, 28(4), 575–595. <https://doi.org/10.1007/s00778-019-00539-y> (Siehe Seiten 3, 14, 17)

- Gefen, D., Straub, D., & Boudreau, M.-C. (2000). Structural Equation Modeling and Regression: Guidelines for Research Practice. *Communications of the Association for Information Systems*, 4(7), 1–77. <https://doi.org/10.17705/1cais.00407> (Siehe Seiten 62, 63)
- Gluchowski, P., Gabriel, R., & Dittmar, C. (2008). *Management Support Systeme und Business Intelligence: Computergestützte Informationssysteme für Fach- und Führungskräfte* (2. Auflage). Springer. (Siehe Seiten 2–4, 9, 10, 21, 22, 24–30, 32, 38, 69)
- Gordon, S., Grigg, R., Horne, M., & Thurman, S. (2006). Service-Oriented Business Intelligence. *The Architecture Journal*, 6(1), 23–32 (Siehe Seiten 21, 23, 27, 32)
- Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design Science in Information Systems Research. *MIS Quarterly*, 28(1), 75–105. <https://doi.org/10.2307/25148625> (Siehe Seiten 43–45, 47, 49, 52)
- Hribar Rajterič, I. (2010). Overview of Business Intelligence Maturity Models. *Management: Journal of Contemporary Management Issues*, 15(1), 47–67 (Siehe Seiten 17–19, 39, 67)
- Hulland, J. (1999). Use of Partial Least Squares (PLS) in Strategic Management Research: A Review of Four Recent Studies. *Strategic Management Journal*, 20(2), 195–204. [https://doi.org/10.1002/\(sici\)1097-0266\(199902\)20:2](https://doi.org/10.1002/(sici)1097-0266(199902)20:2) (Siehe S. 57)
- Johannsen, W., & Goeken, M. (2010). *Referenzmodelle für IT-Governance: methodische Unterstützung der Unternehmens-IT mit COBIT, ITIL & Co.* (2. Aufl.). dpunkt. (Siehe S. 23)
- Kemper, H.-G., Baars, H., & Mehanna, W. (2010). *Business Intelligence – Grundlagen und praktische Anwendungen: Eine Einführung in die IT-basierte Managementunterstützung* (3. Aufl.). Springer. (Siehe Seiten 11, 20, 21, 23, 24)
- Kline, R. B. (2018). Response to Leslie Hayduk’s Review of Principles and Practice of Structural Equation Modeling, 4th Edition. *Canadian Studies in Population*, 45(3-4), 188–195. <https://doi.org/10.25336/csp29418> (Siehe S. 57)
- Lanham, R. A. (1995). Digital Literacy. *Scientific American*, 273(3), 198–200 (Siehe S. 36)
- Lankshear, C., & Knobel, M. (2006). Digital Literacy and Digital Literacies: Policy, Pedagogy and Research Considerations for Education. *NORDIC JOURNAL OF DIGITAL LITERACY*, 10(1), 8–20. <https://doi.org/10.18261/ISSN1891-943X-2006-01-03> (Siehe S. 36)
- Lavrakas, P. J. (2008). *Encyclopedia of Survey Research Methods*. Sage Publications, Inc. <https://doi.org/10.4135/9781412963947> (Siehe S. 47)
- Lepenioti, K., Bousdekis, A., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2020). Prescriptive analytics: Literature review and research challenges. *International Journal of Information Management*, 50(1), 57–70. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.04.003> (Siehe Seiten 5, 36)

- López-Robles, J. R., Otegi-Olaso, J. R., Porto Gómez, I., & Cobo, M. J. (2019). 30 years of intelligence models in management and business: A bibliometric review. *International Journal of Information Management*, 48(1), 22–38. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.013> (Siehe Seiten 9–11, 28, 38)
- Luhn, H. P. (1958). A Business Intelligence System. *IBM Journal of Research and Development*, 2(4), 314–319. <https://doi.org/10.1147/rd.24.0314> (Siehe Seiten 2, 9)
- Mályusz, L., & Varga, A. (2017). An Estimation of the Learning Curve Effect on Project Scheduling with Calendar Days Calculation. *Procedia Engineering*, 196, 730–737. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.08.001> (Siehe S. 37)
- Martin, W. (2015). *Performance Management and Analytics: Business Intelligence and the Digital Enterprise: BI and the digital enterprise* (12. Aufl.). S.A.R.L. Martin. (Siehe Seiten 9, 10, 12, 20–22, 24–26, 30, 31, 33, 70)
- Mircea, M., Ghilic-Micu, B., & Stoica, M. (2012). *An Agile Architecture Framework that Leverages the Strengths of Business Intelligence, Decision Management and Service Orientation*. In M. Mircea (Hrsg.), *Business Intelligence - Solution for Business Development*. InTech. <https://doi.org/10.5772/35477> (Siehe Seiten 10, 42, 68)
- O’Callaghan, M. (2023). *Decision Intelligence: Human–Machine Integration for Decision-Making*. CRC Press. (Siehe Seiten 41, 42)
- Phillips-Wren, G., Ichalkaranje, N., & Jain, L. C. (2008). *Intelligent Decision Making: An AI-Based Approach*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-76829-6> (Siehe S. 41)
- Pool, C. R. (1997). A New Digital Literacy: A Conversation with Paul Gilster. *Educational Leadership*, 55(3), 6–11 (Siehe S. 36)
- Pospiech, M., & Felden, C. (2013). *Service-Oriented Business Intelligence Reference Architecture in Face of Advanced BI Concepts*. In AIS (Hrsg.), *19th Americas Conference on Information Systems, (AMCIS-2013); Chicago, Illinois, USA, 15 - 17 August 2013* (S. 1–11). Curran. (Siehe Seiten 3–5, 9, 10, 20, 22, 24–34, 70)
- Purvis, R. L., Sambamurthy, V., & Zmud, R. W. (2001). The Assimilation of Knowledge Platforms in Organizations: An Empirical Investigation. *Organization Science*, 12(2), 117–135. <https://doi.org/10.1287/orsc.12.2.117.10115> (Siehe S. 71)
- Rossi, P. H. (1979). *Vignette Analysis: Uncovering the normative structure of complex judgments*. In P. H. Rossi (Hrsg.), *Qualitative and Quantitative Social Research: Papers in Honor of Paul F. Lazarsfeld* (S. 176–189). Free Press. (Siehe S. 47)
- Rostami, N. A. (2014). Integration of Business Intelligence and Knowledge Management – A literature review. *Journal of Intelligence Studies in Business*, 4(2), 30–40. <https://doi.org/10.37380/jisib.v4i2.95> (Siehe Seiten 40, 41)
- Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2015). *Business Intelligence and Analytics: Systems for Decision Support* (10. Aufl.). Pearson. (Siehe Seiten 12, 20, 30)

- Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2018). *Business Intelligence, Analytics, and Data Science: A Managerial Perspective* (4. Aufl.). Pearson. (Siehe Seiten 8, 15, 17, 25)
- Skyrius, R. (2021). *Business Intelligence: A Comprehensive Approach to Information Needs, Technologies and Culture*. Springer. (Siehe Seiten 1, 8–17, 20, 30)
- SmartPLS GmbH. (2023). Company - SmartPLS. Zugriff 11. Mai 2023 unter <https://smartpls.com/company/> (Siehe S. 51)
- Soltanpoor, R., & Sellis, T. (2016). *Prescriptive Analytics for Big Data*. In M. A. Cheema, W. Zhang & L. Chang (Hrsg.), *Databases Theory and Applications* (S. 245–256). Springer. (Siehe Seiten 15–17, 25)
- Ullman, J. B., & Bentler, P. M. (2013). *Structural Equation Modeling*. In I. B. Weiner (Hrsg.), *Handbook of Psychology* (S. 661–690). Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/9781118133880.hop202023> (Siehe Seiten 51, 52)
- Vogt, T., Neuhaus, S., Linden, M., & Chamoni, P. (2008). *Business-Intelligence-Konzept auf Basis einer Event-Driven Service-Oriented Architecture*. In B. Dinter (Hrsg.), *Synergien durch Integration und Informationslogistik* (S. 217–228). Gesellschaft für Informatik. (Siehe Seiten 4, 24–27, 30–34, 69)
- Waldman, D. J., & Yourstone, S. A. (2016). *Learning and Thinking Systems*. In M. Y. Jaber (Hrsg.), *Learning Curves: Theory, Models, and Applications* (S. 37–56). CRC Press. (Siehe S. 37)
- Wang, H., & Wang, S. (2008). A knowledge management approach to data mining process for business intelligence. *Industrial Management & Data Systems*, 108(5), 622–634. <https://doi.org/10.1108/02635570810876750> (Siehe Seiten 40, 41)
- Werts, C. E., Linn, R. L., & Jöreskog, K. G. (1974). Intraclass Reliability Estimates: Testing Structural Assumptions. *Educational and Psychological Measurement*, 34(1), 25–33. <https://doi.org/10.1177/001316447403400104> (Siehe S. 60)
- Wilkes, S., & Harby, J. (2004). SOA Blueprints Concepts - A move to drive industry standardization of SOA. *Middleware Research*, 4(1), 1–9 (Siehe Seiten 3, 21, 22, 31)
- Williams, S., & Williams, N. (2006). *The Profit Impact of Business Intelligence* (1. Aufl.). Morgan Kaufmann. (Siehe S. 18)
- Wixom, B. H., & Watson, H. J. (2010). The BI-Based Organization. *International Journal of Business Intelligence Research*, 1(1), 13–28. <https://doi.org/10.4018/jbir.2010071702> (Siehe Seiten 9, 11, 28, 38)
- Wright, T. P. (1936). Factors Affecting the Cost of Airplanes. *Journal of the Aeronautical Sciences*, 3(4), 122–128. <https://doi.org/10.2514/8.155> (Siehe S. 37)
- Zahran, S. (1994). The Software Process - What It Is, And HowTo Improve It. *WIT Transactions on Information and Communication Technologies*, 8(1), 215–231. <https://doi.org/10.2495/SQM940161> (Siehe S. 18)

Zohuri, B., & Moghaddam, M. (2020). From Business Intelligence to Artificial Intelligence. *Modern Approaches on Material Science*, 2(3), 231–240. <https://doi.org/10.32474/MAMS.2020.02.000137> (Siehe S. 41)

A | Anhang

Der Anhang dieser Arbeit wurde in drei Anhänge unterteilt. Die Daten aus der Umfrageerhebung sind in sieben Tabellen abgebildet. Anhang [A.1](#) stellt die demografischen Angaben der Teilnehmenden dar. Anhang [A.2](#) definiert die Daten der Vignettenforschung und Anhang [A.3](#) die Daten der Likert Skala.

A.1 Anhang 1 - Daten der Umfrageerhebung - Demografische Angaben

Tabelle A.1 Daten der Umfrageerhebung - Demografische Angaben

Nummer der Teilnehmenden	Geschlecht	Alter	Position	Jahre im Unternehmen	Wissen über BI (1 = nicht vorhanden, 5 = sehr hoch)
1	Männlich	24	Consultant	0.5	2
2	Männlich	28	Consultant	1	4
3	Weiblich	26	Consultant	2	5
4	Männlich	27	Consultant	1	4
5	Männlich	27	IT-Auditor & Data Analyst	0.5	2
6	Männlich	30	Assistant Manager	2	3
7	Weiblich	22	Consultant	1	3
8	Weiblich	40	Manager	4	3
9	Männlich	37	Assistant Manager	10	2

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle A.1 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Nummer der Teilnehmenden	Geschlecht	Alter	Position	Jahre im Unternehmen	Wissen über BI (1 = nicht vorhanden, 5 = sehr hoch)
10	Weiblich	44	Director	12	3
11	Männlich	35	Senior Manager	9	5
12	Weiblich	31	Assistant Manager	5	3
13	Männlich	49	Partner	16	3
14	Männlich	29	Senior Consultant	5.5	4
15	Weiblich	30	Senior Consultant	6	2
16	Männlich	28	Consultant	3.5	4
17	Weiblich	32	Manager	7.5	3
18	Weiblich	34	Manager	7	4
19	Männlich	25	Senior Consultant	3.5	5
20	Männlich	34	Senior Manager	8	2

A.2 Anhang 2 - Daten der Umfrageerhebung - Vignettenforschung

Tabelle A.2 Daten der Umfrageerhebung - Vignettenforschung

Nummer der Teilnehmenden	Gewählte Aussage bei der Entscheidungssituation	Handeln auf Grundlage der Entscheidung
1	B	Ja
2	C	Ja
3	B	Ja
4	C	Ja
Fortsetzung auf der nächsten Seite		

Tabelle A.2 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Nummer der Teilnehmenden	Gewählte Aussage bei der Entscheidungssituation	Handeln auf Grundlage der Entscheidung
5	C	Ja
6	B	Ja
7	C	Ja
8	B	Ja
9	C	Nein
10	B	Ja
11	C	Ja
12	B	Ja
13	A	Nein
14	C	Ja
15	B	Nein
16	C	Ja
17	A	Nein
18	B	Ja
19	B	Ja
20	B	Ja

A.3 Anhang 3 - Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala

Tabelle A.3 Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala A&D

Nummer der Teilnehmenden	Analytics & Data (BI-System Maturity)					
	A&D1	A&D2	A&D3	A&D4	A&D5	A&D6
1	3	3	3	4	1	3
2	3	1	1	5	2	4
3	4	4	3	3	5	2
4	4	2	5	5	4	4
5	2	3	3	4	3	4

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle A.3 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Nummer der Teilnehmenden	Analytics & Data (BI-System Maturity)					
	A&D1	A&D2	A&D3	A&D4	A&D5	A&D6
6	4	4	4	3	3	4
7	3	4	3	4	3	3
8	3	4	3	4	2	4
9	2	2	1	4	1	4
10	4	4	2	5	2	4
11	4	3	3	5	4	5
12	2	1	2	5	1	4
13	4	4	3	5	4	5
14	4	2	1	5	2	4
15	3	2	3	5	2	4
16	4	3	3	5	4	4
17	4	3	3	5	3	4
18	4	1	1	5	4	4
19	3	2	2	4	1	4
20	2	2	1	5	3	4

Tabelle A.4 Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala DQ

Nummer der Teilnehmenden	Data & Information Quality						
	DQ1	DQ2	DQ3	DQ4	DQ5	DQ6	DQ7
1	3	4	3	2	2	2	4
2	3	4	4	2	2	2	2
3	4	4	3	2	4	3	2
4	3	2	3	1	2	4	2
5	3	3	3	3	3	1	1
6	3	4	4	3	3	3	2
7	4	4	4	4	4	3	3
8	2	2	2	3	2	4	2

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle A.4 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Nummer der Teilnehmenden	Data & Information Quality						
	DQ1	DQ2	DQ3	DQ4	DQ5	DQ6	DQ7
9	4	4	4	3	3	3	3
10	4	4	4	4	5	2	3
11	4	3	2	3	3	2	2
12	2	1	2	1	1	4	2
13	4	4	4	4	4	2	4
14	5	4	4	2	3	2	4
15	3	3	3	3	2	1	3
16	4	4	3	3	2	3	3
17	4	4	4	4	4	1	4
18	5	4	3	2	1	1	2
19	4	3	3	3	3	2	2
20	3	2	3	3	3	1	1

Tabelle A.5 Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala DI

Nummer der Teilnehmenden	Data Integration				
	DI1	DI2	DI3	DI4	DI5
1	4	2	3	2	2
2	5	3	2	3	1
3	4	2	2	2	2
4	5	2	2	2	2
5	5	3	3	2	2
6	4	3	3	4	4
7	4	3	3	4	3
8	5	2	2	2	2
9	3	3	3	3	3
10	5	3	3	4	2
11	5	4	3	4	2
12	5	2	2	2	2
Fortsetzung auf der nächsten Seite					

Tabelle A.5 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Nummer der Teilnehmenden	Data Integration				
	DI1	DI2	DI3	DI4	DI5
13	4	4	4	4	4
14	5	3	4	3	2
15	5	2	2	2	2
16	4	4	4	3	2
17	4	4	4	3	4
18	5	4	3	1	1
19	4	3	3	3	2
20	5	3	3	2	1

Tabelle A.6 Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala BIM

Nummer der Teilnehmenden	Business Impact					
	BIM1	BIM2	BIM3	BIM4	BIM5	BIM6
1	1	1	2	2	2	1
2	2	2	1	2	2	2
3	4	4	2	4	4	5
4	3	4	1	3	4	3
5	3	2	2	2	3	3
6	4	3	3	3	4	4
7	3	3	2	3	3	3
8	3	3	3	3	3	3
9	2	2	2	2	2	2
10	3	2	2	2	3	4
11	4	4	3	3	4	3
12	2	2	1	2	2	2
13	4	4	3	4	4	4
14	3	3	2	3	3	3
15	3	2	2	2	3	3
16	4	3	4	3	4	3
Fortsetzung auf der nächsten Seite						

Tabelle A.6 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Nummer der Teilnehmenden	Business Impact					
	BIM1	BIM2	BIM3	BIM4	BIM5	BIM6
17	3	3	3	4	3	3
18	4	4	3	3	3	2
19	4	3	3	3	3	3
20	3	2	2	2	3	3

Tabelle A.7 Daten der Umfrageerhebung - Likert Skala UE

Nummer der Teilnehmenden	User Experience					
	UE1	UE2	UE3	UE4	UE5	UE6
1	1	3	2	3	2	1
2	1	1	3	2	3	2
3	3	4	5	4	5	4
4	2	4	3	2	3	5
5	2	2	3	3	2	2
6	3	4	3	5	4	4
7	2	3	3	2	2	3
8	3	4	3	3	3	3
9	4	3	4	4	4	4
10	2	3	3	4	2	2
11	3	3	4	2	2	2
12	2	2	1	2	2	2
13	2	2	2	4	3	3
14	1	1	2	4	4	4
15	1	1	3	3	2	2
16	3	2	3	4	3	4
17	4	3	4	4	3	3
18	4	1	3	2	3	3
19	4	3	3	4	3	3
20	3	2	3	3	2	2