

MASTERARBEIT

BUSINESS INTELLIGENCE & ANALYTICS IN KLEIN- UND KLEINSTUNTERNEHMEN

STANDAUFNAHME DER EINFÜHRUNG UND DESSEN EINFLUSSFAKTOREN

ausgeführt am



Studiengang

Informationstechnologien und Wirtschaftsinformatik

Georg Edegger

Personenkennzeichen: 1912320040

Graz, am 19. März 2021

.....
Unterschrift

EHRENWÖRTLICHE ERKLÄRUNG

Ich erkläre ehrenwörtlich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne fremde Hilfe verfasst, andere als die angegebenen Quellen nicht benützt und die benutzten Quellen wörtlich zitiert sowie inhaltlich entnommene Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

.....

Unterschrift

DANKSAGUNG

An dieser Stelle möchte ich mich bei all jenen bedanken, die mich bei der Erstellung dieser Masterarbeit unterstützt und motiviert haben. Ein herzliches Dankeschön gilt Herrn DI Dr. Selver Softic der diese Masterarbeit betreut und mich durch sein konstruktives Feedback unterstützt hat.

KURZFASSUNG

Business Intelligence und Analytics (BI&A) Systeme umfassen eine Vielzahl an Techniken, um Daten für eine faktengestützte Entscheidungsfindung in Unternehmen aufzubereiten und Informationen grafisch darzustellen. Das Ziel dieser Arbeit ist es herauszufinden, inwiefern BI&A Systeme von Klein- und Kleinstunternehmen sowie Ein-Personen-Unternehmen in Österreich eingesetzt werden und welche Faktoren einen Einsatz beeinflussen. Die Literaturrecherche umfasst Eigenschaften von BI&A, analysiert Chancen und Herausforderungen für kleine Unternehmen und stellt das empirische Forschungsmodell vor. Das Forschungsmodell kategorisiert Unternehmen in eine von drei Einführungsstufen und analysiert die Zusammenhänge von sieben Faktoren mit den Einführungsstufen. Insgesamt nahmen 94 Unternehmen an der Onlineumfrage teil. Die Datenanalyse umfasst eine Analyse des Einführungsstandes und der Einflussfaktoren sowie die Auswertung der Hypothesen mittels der Rangkorrelation nach Spearman. Sechs Hypothesen konnten verifiziert und eine musste verworfen werden. Der Einführungsstand von BI&A Systemen in kleinen österreichischen Unternehmen kann als niedrig angesehen werden. Die höchsten signifikanten Zusammenhänge mit dem Stand der Einführung bestehen mit den Faktoren wahrgenommener Wettbewerbsvorteil ($r_s=0,58^{**}$), interne Readiness ($r_s=0,55^{**}$) und der Unterstützung für BI&A durch das Management ($r_s=0,51^{**}$). Eine hohe Bewertung der Datenqualität in den Unternehmen und eine positive Tendenz, zahlenbasierte Entscheidungen zu treffen, können als Chancen für zukünftige BI&A Projekte gesehen werden. Die größten Herausforderungen für eine Einführung von BI&A in kleinen Unternehmen sind fehlende Ressourcen und ein fehlendes Verständnis für BI&A. Unternehmen, welche BI&A bereits verwenden, bewerten den relativen Vorteil und die Kostenersparnis durch BI&A auch für kleine Unternehmen positiv. Weiterführende Forschungen können das Forschungsmodell auf weitere Zielgruppen und Branchen anwenden und somit den Stand der Einführung und dessen Einflussfaktoren vergleichen.

ABSTRACT

Business Intelligence and Analytics (BI&A) systems are a variety of techniques to process data for data-driven decision making in companies and to visualize information. This thesis investigates the extent BI&A systems are used by small companies in Austria and the factors influencing their use. The literature review describes characteristics of BI&A systems and the opportunities and challenges for small companies. The empirical research model categorizes companies into three adoption stages and analyses the correlations of seven factors with the adoption stages. Ninety-four companies participated in the online survey. The data analysis includes an analysis of the adoption stages and the factors and the evaluation of the hypotheses using Spearman's rank correlation coefficient. Six hypotheses are verified, and one is rejected. The implementation of BI&A in small companies can be considered low. The highest correlations with the adoption stages are with the factors perceived competitive advantage ($r_s=0.58^{**}$), readiness ($r_s=0.55^{**}$) and management support for BI&A ($r_s=0.51^{**}$). High quality of data and a positive tendency to make data-driven decisions are opportunities for future BI&A adoptions. The major challenges to BI&A adoption in small companies are a lack of resources and a lack of understanding for BI&A techniques. Companies already using BI&A rate the relative advantage and cost savings of BI&A even for small companies positively. Further research could apply the research model to other sectors or countries and thus compare the state of BI&A adoption.

INHALTSVERZEICHNIS

1	EINLEITUNG	1
1.1	Ausgangslage	1
1.2	Fragestellung und Zielsetzung	1
1.3	Methodik und Vorgehen	2
2	TECHNISCHE GRUNDLAGEN	3
2.1	Daten, Information, Wissen	3
2.2	Business Intelligence	4
2.2.1	Historie.....	4
2.2.2	Definition.....	5
2.2.3	Ordnungsrahmen.....	6
2.2.4	Data Warehouse.....	7
2.2.5	ETL Prozess	8
2.2.6	Online Analytical Processing (OLAP).....	9
2.3	Business Analytics.....	10
2.3.1	Definition.....	10
2.3.2	Analyseverfahren.....	10
2.3.3	Abgrenzung zu Business Intelligence	12
2.3.4	Big Data	13
2.3.5	Data Mining.....	14
2.3.6	Explorative Business Intelligence und Business Analytics.....	16
2.4	Zusammenfassung	17
3	BUSINESS INTELLIGENCE & ANALYTICS IN KMU	18
3.1	KMU in Österreich	18
3.1.1	Charakteristika.....	19
3.1.2	Digitalisierung als Enabler	19
3.1.3	Digitalisierung in österreichischen KMU	19
3.2	Kennzahlen in KMU	20
3.3	Mehrwert durch Business Intelligence und Analytics	20
3.3.1	Verbesserte Daten- und Informationstransparenz	21

3.3.2	Erhöhte Datenqualität	21
3.3.3	Effizientere Entscheidungsfindung	21
3.3.4	Kosten- und Zeitersparnis	22
3.3.5	Erkennung von versteckten Zusammenhängen	22
3.3.6	Verbessertes Kunden- und Lieferantenbeziehungsmanagement	22
3.4	Herausforderungen von Business Intelligence und Analytics	22
3.4.1	Begrenzte IT-Ressourcen	22
3.4.2	Mangelndes Engagement der Unternehmer*innen für BI&A-Projekte	23
3.4.3	Wahrnehmung	23
3.4.4	Fehlende finanzielle Mittel	23
3.4.5	Fehlende Qualifikation	23
3.4.6	Datenqualität	23
3.5	Voraussetzungen für eine Einführung	24
4	METHODIK DER EMPIRISCHEN UNTERSUCHUNG	25
4.1	Modelle aus der Literatur	25
4.1.1	Standaufnahme der Einführung	25
4.1.2	Einflussfaktoren	27
4.2	Design der empirischen Untersuchung	29
4.2.1	Zielgruppe	29
4.2.2	Umfrage	29
4.2.3	Quantitative Forschung	29
4.2.4	Aufbau des Fragebogens	30
4.2.5	Operationalisierung der Einflussfaktoren	31
4.3	Empirisches Modell	32
4.3.1	Standaufnahme der Einführung	33
4.3.2	Technologische Einflussfaktoren	34
4.3.3	Organisatorische Einflussfaktoren	36
4.3.4	Einflussfaktoren der Umwelt	38
5	AUSWERTUNG UND DISKUSSION DER ERGEBNISSE	39
5.1	Demografische und unternehmensspezifische Analyse	39
5.1.1	Altersklassen und Geschlecht	39
5.1.2	Höchste abgeschlossene Ausbildung	40

5.1.3	Position im Unternehmen	41
5.1.4	Größe der Unternehmen	42
5.1.5	Branche der Unternehmen	43
5.1.6	Persönliche Erfahrung mit BI&A Systemen	43
5.2	Konsistenzreliabilität	45
5.3	Stand der Einführung von BI&A	46
5.3.1	Evaluierung im Detail	47
5.3.2	Potenzielle Nutzung	47
5.3.3	Verwendete Technologien in Unternehmen	48
5.3.4	Stand der Einführung nach Unternehmensgröße	48
5.3.5	Stand der Einführung nach Branchen	49
5.4	Einflussfaktoren	50
5.4.1	Technik	51
5.4.2	Organisation	54
5.4.3	Umwelt	59
5.4.4	Zusammenfassung der Einflussfaktoren	61
5.5	Prüfung der Zusammenhänge	62
5.5.1	Korrelation zwischen den Faktoren	63
5.5.2	Korrelation der Einflussfaktoren und dem Stand der Einführung	63
5.6	Prüfung der Hypothesen	64
5.7	Zusammenfassung	66
6	CONCLUSIO	67
6.1	Kritische Würdigung und Limitationen	67
6.2	Beantwortung der Forschungsfrage	67
6.3	Ausblick	69
	1. ANHANG: ONLINEUMFRAGE	69
	2. ANHANG: R SKRIPT	69
	ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS	73
	ABBILDUNGSVERZEICHNIS	74
	TABELLENVERZEICHNIS	75
	LITERATURVERZEICHNIS	76

1 EINLEITUNG

In der Einleitung dieser Masterarbeit wird das Forschungsthema und das Forschungsfeld vorgestellt, die Problematik thematisiert und davon die Forschungsfrage abgeleitet. Die Beschreibung des methodischen Vorgangs und eine thematische Abgrenzung bilden den Abschluss des ersten Kapitels.

1.1 Ausgangslage

Durch die zunehmende Digitalisierung der kleinen und mittelständischen Unternehmen (KMU) in Österreich in nahezu allen Branchen haben sich in der Vergangenheit auch in diesen Unternehmen viele digitale Daten angesammelt. Damit kleine Unternehmen auch in Zukunft wettbewerbsfähig bleiben und datengestützte Entscheidungen treffen können, ist es relevant Informationen, welche im Unternehmen erfasst werden, auszuwerten und den Führungskräften für ihre Planung übersichtlich bereitzustellen. Der Begriff Business Intelligence beschreibt Ansätze zum sinnvollen Sammeln, Speichern, Verarbeiten, Analysieren und Visualisieren von Unternehmensdaten. Erweiterte Datenanalysen werden unter dem Begriff Business Analytics geführt. In der Arbeit wird der häufig zitierte Begriff Business Intelligence und Analytics (BI&A) verwendet. Der Forschungsstand zum Thema Business Intelligence kann als hoch angesehen werden. Auch im Bereich von Business Analytics wächst die Forschung rasant an und es erscheinen jedes Jahr eine Vielzahl an neuen Publikationen. Im Forschungsfeld rund um das Thema Implementierung von Business Intelligence & Analytics in kleinen und mittelständischen Unternehmen gibt es einen geringen Forschungsstand. Nach Ali et al. (2018) kann der Mangel an Forschung zur BI&A-Implementierung in KMU als ein großes Problem angesehen werden. Dieser Forschungsmangel wird auch in einer umfassenden Literaturübersicht von Llave (2017) für den Zeitraum zwischen 2000 und 2016 dargelegt. Forschungen zum Themengebiet BI&A in österreichischen KMU und speziell in kleinen Unternehmen sind rar.

1.2 Fragestellung und Zielsetzung

Das Ziel dieser Arbeit ist es, den aktuellen Stand der Einführung von Business Intelligence & Analytics in österreichischen Klein- und Kleinstunternehmen sowie Ein-Personen-Unternehmen zu ermitteln. Weiters werden Einflussfaktoren für eine Einführung und Verwendung von Business Intelligence und Analytics untersucht. Daraus resultiert die Forschungsfrage wie folgt:

Wie ist der Stand der Einführung von Business Intelligence & Analytics in Klein- und Kleinstunternehmen in Österreich und durch welche Faktoren wird dieser beeinflusst?

1.3 Methodik und Vorgehen

Zu Beginn wird mittels einer Literaturstudie ein Überblick zu den Themen Business Intelligence (BI) und Business Analytics (BA) gegeben. Ziel des Kapitels „technische Grundlagen“ ist es eine einheitliche Definition der relevanten Begriffe für die weiterführende Arbeit zu schaffen. Im nächsten Schritt werden Business Intelligence und Analytics Lösungen (BI&A) im Hinblick auf die Zielgruppe der Kleinst- und Kleinunternehmen Unternehmen betrachtet. Dazu wird eine Definition für KMU in Österreich bereitgestellt und anschließend werden die Themen Mehrwert durch BI&A, potenzielle Herausforderungen bei der Einführung in Unternehmen sowie Voraussetzungen einer Einführung im Hinblick auf kleine Unternehmen in Österreich diskutiert. Zum Abschluss des theoretischen Teils der Arbeit werden verschiedene Methoden und Modelle für den empirischen Abschnitt vorgestellt. Im empirischen Teil wird ein Adaptionmodell, welches auf dem Diffusion of Innovation (DOI) Modell und dem Technological Organizational and Environmental (TOE) Modell basiert, verwendet und angewandt. Von diesem Modell werden Faktoren und Hypothesen abgeleitet. Zur Überprüfung der abgeleiteten Hypothesen wird ein Fragebogen erstellt. Die Zielgruppe, welche die diesen Fragebogen ausfüllen, sind heimische Ein-Personen-Unternehmen, Kleinst- und Kleinunternehmen. Dabei werden die Daten in Form einer Onlineumfrage erhoben und anhand verschiedener statistischer Tests untersucht. Anschließend erfolgt das Verifizieren oder Verwerfen der Hypothesen sowie eine kritische Diskussion der Ergebnisse. Abschließend wird die Forschungsfrage beantwortet und die Ergebnisse in einer Conclusio zusammengefasst.

2 TECHNISCHE GRUNDLAGEN

Dieses Kapitel fasst die technischen Grundlagen der in dieser Arbeit verwendeten Begriffe zusammen. Das Hauptaugenmerk liegt hierbei auf Business Intelligence und Business Analytics sowie der Unterscheidung und Schnittmenge dieser Systeme. Dabei dient dieses Kapitel als theoretische Grundlage für die weiterführende wissenschaftliche Arbeit.

2.1 Daten, Information, Wissen

Die Begriffe Daten, Informationen und Wissen werden in unserem täglichen Sprachgebrauch häufig verwendet. In der wissenschaftlichen Literatur stellen unter anderem North (2016) und Bodendorf (2006) eine Definition dieser Begriffe und deren Beziehungen zueinander bereit. Diese Beziehungen sind als Teil der Wissenstreppe nach North (2016) bekannt.

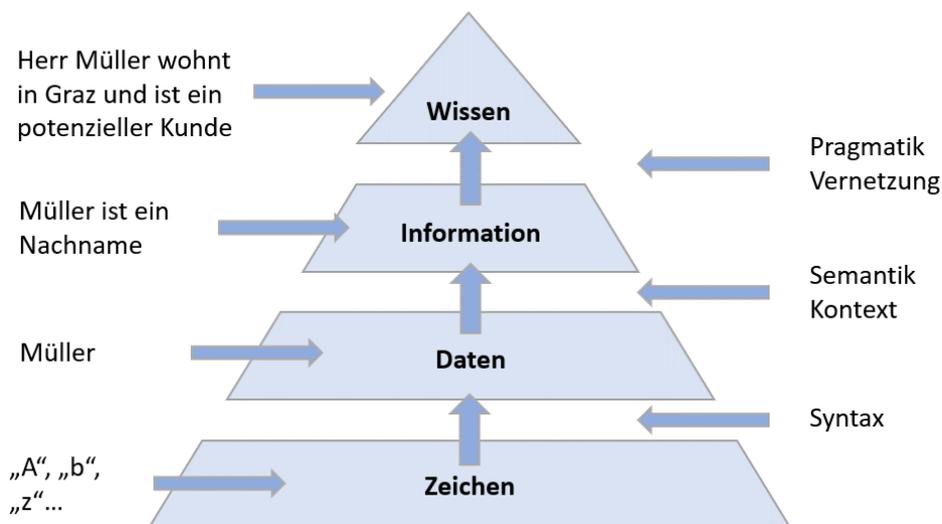


Abbildung 1: Wissenspyramide in Anlehnung an Bodendorf (2006)

Daten setzen sich aus Zeichen und einer definierten Syntaxregel zusammen. Ein Beispiel hierfür ist eine Sprache wie Deutsch oder Englisch. Unter Zeichen, in diesem Fall Schriftzeichen, versteht man alle Buchstaben aus dem Alphabet. Durch die Anordnung dieser Zeichen auf Basis einer Syntax bilden sich Wörter. Werden Daten mittels Semantik in einen Kontext gesetzt, entstehen daraus Informationen. Im Beispiel sind die Daten Wörter wie „Müller“ oder „Mustermann“. Durch den Kontext „Nachname“ entsteht daraus die Information, dass verschiedene Nachnamen mit den Werten „Müller“ und „Mustermann“ vorliegen. Wissen entsteht durch Verknüpfung und Vernetzung von Informationen (Krcmar, 2015). Für eine Vernetzung muss Kenntnis darüber bestehen, in welchen Zusammenhang Informationen stehen und wie sich diese sinnvoll vernetzen lassen (Bodendorf, 2006). In dem erwähnten Beispiel wäre es möglich, den Nachnamen mit einem Wohnort und weiteren Informationen wie einer Bestellhistorie zu verknüpfen. Als Beispiel könnte das Wissen „Herr Müller wohnt in Graz und ist ein potenzieller Kunde für Produkt X, weil er Produkt Y gekauft hat.“ durch diese

Verknüpfung erzeugt werden. In Abbildung 1: Wissenspyramide in Anlehnung an Bodendorf (2006) ist dieser Zusammenhang grafisch dargestellt. Nach North (2016) sind Informationen aus betriebswirtschaftlicher Sicht die Vorbereitung von Handlungen und Entscheidungen. Informationen, welche durch Personen in einem Unternehmen nicht vernetzt und verknüpft werden können und somit auch kein Wissen generieren, sind für das Unternehmen wertlose Informationen. North (2016) versteht unter Wissen das Ergebnis eines individuellen Prozesses in einem spezifischen Kontext, welches immer personengebunden ist. Nach dieser Definition kann es keine „Wissensdatenbank“ geben und es können nur Informationen und deren Verbindungen gespeichert werden.

2.2 Business Intelligence

Business Intelligence ist ein facettenreicher Überbegriff für eine IT geschützte, datenbasierte Entscheidungshilfe in Unternehmen. Dieses Kapitel versucht den Begriff zu definieren, einzuordnen und weitverbreitete Techniken zu erläutern.

2.2.1 Historie

Die heutigen Fachbereiche Business Intelligence und Business Analytics beruhen auf einer relativ alten Grundidee Informationen so aufzubereiten, dass diese Entscheidungsfindungen in verschiedenen Bereichen unterstützen. Im Laufe der Zeit hatte diese Grundidee unterschiedliche Bezeichnungen. Historisch gesehen entwickelten sich in den 1960er-Jahren die ersten Systeme, welche es Entscheidungsträger*innen erlaubte, detaillierte und verdichtete Informationen aus den damaligen operativen Datenbasen zu extrahieren. Diese Systeme heißen Management Information System (MIS). Berichte aus diesen MI Systemen sind starr und meist nur periodisch verfügbar. Diese ersten Systeme wurden im Laufe der Zeit verbessert. Diese verbesserten Systeme wurden unter dem Begriff Executive Information Systeme (EIS) vermarktet. Mit diesen Systemen war es möglich, erste individuelle Benutzungsoberflächen anzupassen. Der Schwerpunkt beider Systeme liegt hierbei auf der Datenaufbereitung. Zeitgleich wurden erste Decision Support Systems (DSS) populär. DSS basieren auf Modellen und Methoden, mit denen es möglich ist, Daten mit Logik zu transformieren. So konnten beispielsweise what-if-Rechnungen und erste statistische Modelle angewandt werden. Diese Systeme griffen die Daten bereits von Data Warehouse Lösungen ab und hatten dank besseren Benutzeroberflächen eine höhere Verbreitung und Akzeptanz. Erste Integrationsversuche dieser beiden Systeme sind unter dem Namen Executive Support Systeme (ESS) bekannt. Zusammen mit den anderen Softwarelösungen in einem Unternehmen können ESS als Management Support Systeme (MSS) bezeichnet werden (Gluchowski et al., 2008). Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 2: Bestandteile von Management Support Systemen in Anlehnung an Gluchowski et al. (2008) grafisch dargestellt. Eine eindeutige Abgrenzung der oben angeführten Begriffe gibt es nicht und so werden auch die heutig gängigen Begriffe Business Intelligence und Business Analytics teilweise als Weiterentwicklungen von MSS und teilweise als Teil von MSS beschrieben.

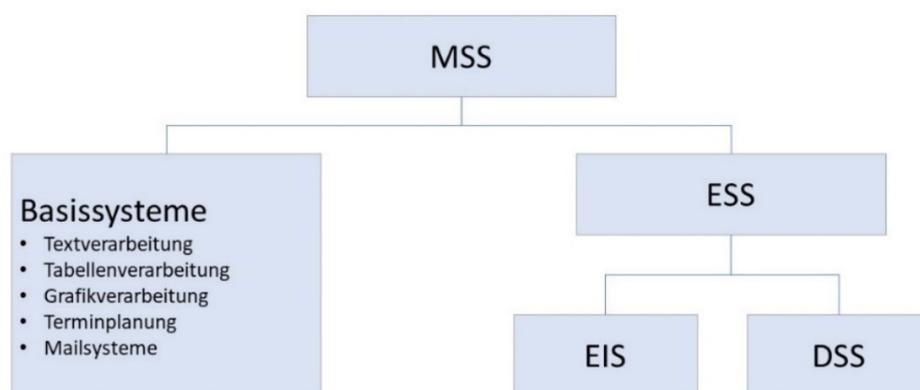


Abbildung 2: Bestandteile von Management Support Systemen in Anlehnung an Gluchowski et al. (2008)

2.2.2 Definition

Business Intelligence, kurz BI, ist ein Ansatz dessen Grundidee bereits 1958 von Hans Peter Luhn (1958) in einem Artikel erwähnt werden. Heute ist Business Intelligence ein Überbegriff, den etliche Definitionen in unterschiedlichem Ausmaß beschreiben (King, 2014). In Bezug auf die Wissenspyramide aus Kapitel 2.1 Daten, Information, Wissen werden Informationen mit Erfahrungen, z. B. betriebswirtschaftlichen Erkenntnissen verknüpft und ergeben somit Wissen (Taschner, 2013). Business Intelligence kann nach Gluchowski et al. (2008) in einem engen und einem weiten Verständnis bezeichnet werden.

Enges Verständnis

Im engen BI-Verständnis definiert Işık et al. (2013) Business Intelligence als Softwarelösung zur Aufbereitung und Darstellung von unternehmenskritischen Informationen. Unter diesem applikationsbezogenen Verständnis bezeichnet Kemper et al. (2010) vor allem Kernapplikationen, welche eine verbesserte Entscheidungsfindung im Unternehmen direkt unterstützen. Nach Gluchowski et al. (2008) sind das vor allem Online Analytical Processing (OLAP) und die Managementinformation Systeme (MIS) sowie Executive Information Systeme (EIS).

Weites Verständnis

Das weite BI-Verständnis umfasst alle Methoden und Technologien, welche der Speicherung und Bereitstellung operativer Daten, sowie deren Analyse und geeigneten Darstellungen dienen (Gluchowski et al., 2008). Van der Aalst (2011) beschreibt Business Intelligence als eine Reihe von Methoden, Prozessen, Architekturen und Technologien, um Rohdaten in aussagekräftige und nützliche Informationen umwandeln. Diese sollen verwendet werden um effektivere strategische, taktische und operative Einblicke und Entscheidungsfindung in einem Unternehmen zu ermöglichen. In einem ähnlichen Verständnis bezeichnet Kemper et al. (2010) Business Intelligence als einen integrierten, unternehmensspezifischen Gesamtansatz. Werkzeuge und Methode dienen nach dieser Definition nur zur Entwicklung von BI-Anwendungen.

Fazit

Obwohl diese kleine exemplarische Auswahl an Definitionen zeigt, wie divers und breit gestreut das Themengebiet BI ist, verbinden diese Definitionen eine zentrale Grundüberlegung. Die Hauptaufgabe von Business Intelligence ist die Bereitstellung von Entscheidungshilfen, die im Rahmen von Geschäftsaktivitäten in verschiedenen Geschäftsbereichen unter Berücksichtigung des organisatorischen und institutionellen Rahmens definiert werden (Grossmann & Rinderle-Ma, 2015). Dabei ist zu beachten, dass die Informationen zur richtigen Zeit am richtigen Ort und in überschaubarer Form geliefert werden sollen, um Entscheidungsträger*innen bestmöglich zu unterstützen und als Basis für planungs-, steuerungs- und kontrollrelevanten Entscheidungen dienen zu können. (Negash, 2004)

2.2.3 Ordnungsrahmen

Gluchowski et al. (2008) versucht den BI Begriff im weiten und engen Verständnis grafisch abzubilden. Demnach wird Business Intelligence strukturiert in unterschiedlichen Dimensionen eines Ordnungsrahmens dargestellt.

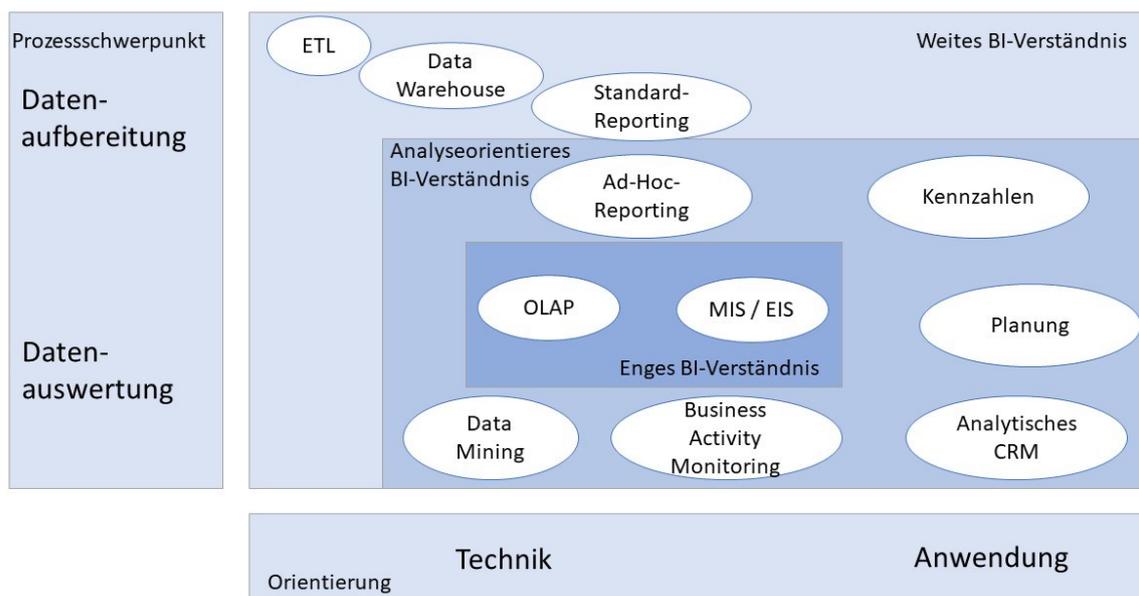


Abbildung 3: Einordnung unterschiedlicher Facetten in Anlehnung an Gluchowski (2008)

Die erste Dimension in Abbildung 3: Einordnung unterschiedlicher Facetten in Anlehnung an Gluchowski (2008) ist der Prozessschwerpunkt. Diese Dimension umfasst die Prozessschritte Datenaufbereitung und Datenauswertung. Die zweite Dimension beschäftigt sich mit der Orientierung und unterscheidet zwischen Technik und Anwendung. Die Anwendung ist typischerweise jener Teil, in dem die Domänenexperten und Endanwender arbeiten. Das enge und analytische BI-Verständnis beschäftigt sich mit Analysemethoden und Auswertung, wohingegen das weitere BI-Verständnis verschiedene Prozesse der Datenaufbereitung und der Beschaffung umfasst (Gluchowski et al., 2008).

2.2.4 Data Warehouse

Auswertungen in Business Intelligence basieren auf einer Vielzahl von unterschiedlichen Daten aus verschiedenen heterogenen Datenquellen. Damit diese Daten für Auswertungen bereitstehen, werden sie nach diversen Datentransformationsprozessen wie Extraktions-, Transformations-, Integrations- und Bereinigungsprozesse, in einer gemeinsamen Datenstruktur gespeichert. Diese zentrale Dateninfrastruktur wird als Data Warehouse bezeichnet. Für den Zugriff und die Analyse, der in Data Warehouse gespeicherten Daten, kann eine Vielzahl von Systemen und Werkzeugen verwendet werden. Im traditionellen Ansatz werden dazu online analytical processing (OLAP) Methoden verwendet. OLAP-Systeme ermöglichen es Benutzer*innen die in einem Data Warehouse enthaltenen Daten interaktiv abzufragen und automatisch zu aggregieren (Vaisman & Zimányi, 2014).

Data Warehouse Architektur

Unterschiedliche grafische Darstellungen von Data Warehouse Architekturen verfügen oft über drei oder fünf Ebenen. Die fünfteilige Darstellung umfasst den ETL-Prozess, die Datenverwaltung, die Datenquellen, die Datenbereitstellung über den OLAP-Server und die Präsentationsebene separat (Goeken, 2006). In dieser Arbeit wird auf die Ansicht mit drei Ebenen, welche in Abbildung 4: Drei Ebenen der Data Warehouse-Architektur in Anlehnung an (Schön, 2018) ersichtlich ist, näher eingegangen. Diese Darstellung stellt die Ebenen Datenanbindung, Datenverwaltung und Datendistribution sowie Datenauswertung und Datennutzung dar.

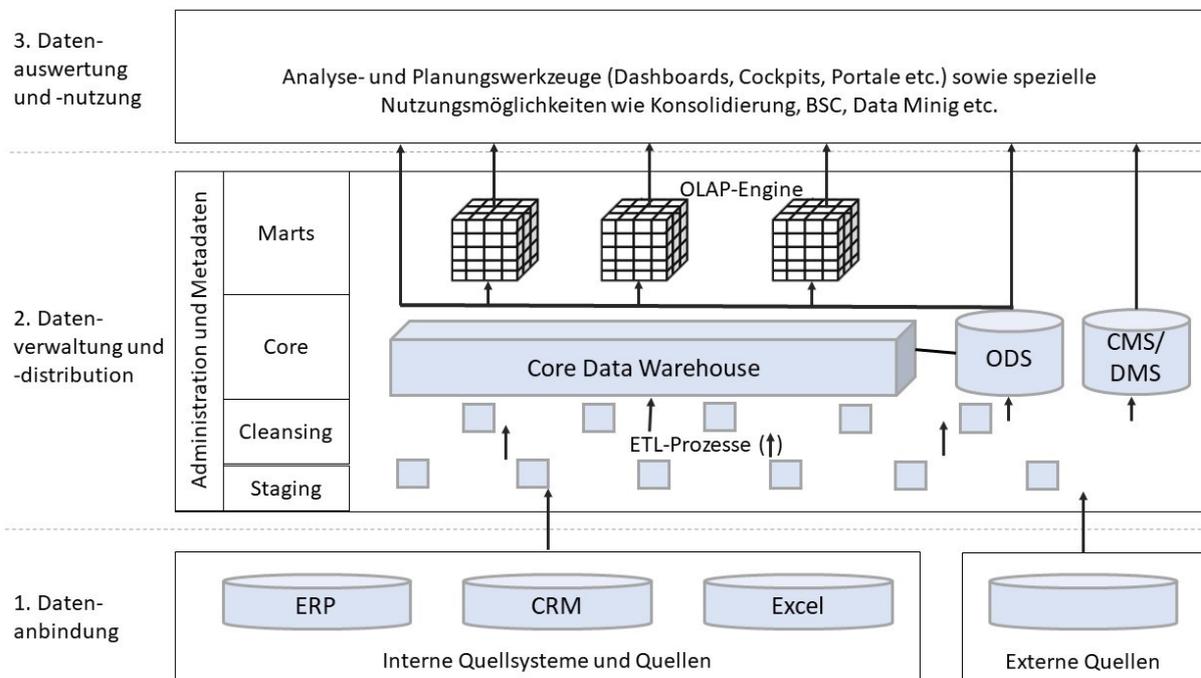


Abbildung 4: Drei Ebenen der Data Warehouse-Architektur in Anlehnung an (Schön, 2018)

Auf der ersten Ebene, der Datenanbindung, werden Daten aus unterschiedlichen Quellen zusammengetragen. Beim traditionellen BI Ansatz sind das meist Daten aus internen Systemen wie Enterprise-Resource-Planning (ERP) und Customer-Relationship-Management (CRM)

Systemen. Nachdem die Daten zur Verfügung gestellt sind, werden diese über Extraktions-, Transformations- und Ladeprozesse (ETL-Prozesse) in der zweiten Ebene weiterverarbeitet. Das Kapitel 2.2.5 ETL Prozess behandelt diesen Vorgang im Detail. Die Ebene Datenverwaltung und Datendistribution beinhaltet das Speichern und Verwalten der Daten. In der Praxis werden hierfür große Core Data Warehouse, in denen alle harmonisierten Daten aus den ETL Prozessen zusammenfließen und zentral gespeichert werden, verwendet. (Kemper et al., 2010). Gluchowski und Chamoni (2016) beschreiben die redundanzfreie Speicherung als einen Vorteil von zentralen Data Warehouse Architekturen. Für einzelne spezielle, fachlich begrenzte Auswertungen werden Data Marts eingesetzt. Unterschiedliche Sichtweisen auf die Daten werden über OLAP Architekturen bereitgestellt. Auf verschiedene Formen von OLAP wird in Kapitel 2.2.6 Online Analytical Processing (OLAP) näher eingegangen. Ebenfalls ist es möglich, dass auf der zweiten Ebene noch weitere unterschiedliche Datenspeicher, wie beispielsweise ein Content oder Document Management System (CMS/DMS) oder Operational Data Store (ODS), angesiedelt sind. In der dritten Ebene wird mittels unterschiedlicher Werkzeuge auf die zuvor bereitgestellten Daten zugegriffen (Schön, 2018). Es gibt jedoch auch weitere Architekturansätze, welche sich auf unterschiedliche Anwendungsfälle spezialisiert haben und im Detail von dem beschriebenen Modell abweichen können (HOW, 2020).

2.2.5 ETL Prozess

Extraktions-, Transformations- und Ladeprozesse (ETL) werden verwendet, um Daten aus internen und externen Quellen eines Unternehmens zu extrahieren, diese Daten zu transformieren und in ein Data Warehouse zu laden und zu dauerhaft zu speichern (Vaisman & Zimányi, 2014).

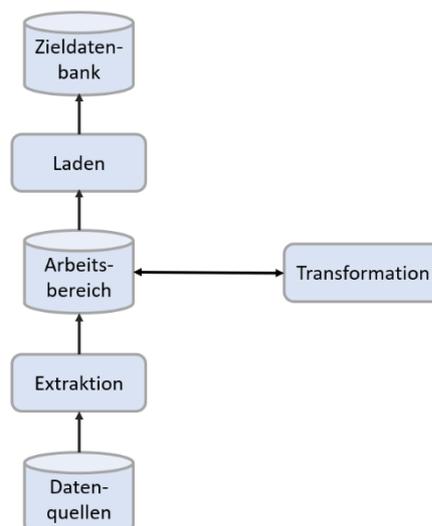


Abbildung 5: Einfache Darstellung eines ETL-Prozesses in Anlehnung an (Bauer & Günzel, 2013)

In Abbildung 5: Einfache Darstellung eines ETL-Prozesses in Anlehnung an (Bauer & Günzel, 2013) ist der ETL Prozess grafisch dargestellt. In der ersten Prozessphase, der Extraktion, wird definiert welche Daten aus welchen Quellensystemen in welcher Form vorliegen und welche

Informationen daraus relevant und abrufbar sind. Die zweite Phase ist die Transformation. Hauptaufgaben dieser Phase ist das Filtern, Eliminieren, Harmonisieren und Ergänzung der Daten, sowie die Erweiterung der Daten um fehlende Hierarchien, Dimensionsausprägungen und Kennzahlen (Kemper et al., 2010). Die abschließende Phase ist der Ladeprozess der zuvor transformierten Daten in die Zieldatenbank des Data Warehouses. Nach S. Müller und Keller (2015) kann dieser Vorgang synchron für Real-Time-Data-Warehousing Lösungen oder asynchron in einer zuvor definierten Periode erfolgen.

2.2.6 Online Analytical Processing (OLAP)

Online Analytical Processing (OLAP) ist eine Möglichkeit zur dynamischen Synthese, Analyse und Konsolidierung von mehrdimensionalen Daten. Mehrdimensionale Sichten auf Daten bieten die Möglichkeit Daten aus unterschiedlichen Dimensionen und Hierarchien, zu betrachten und schnell zwischen den Ansichten zu wechseln. Meist wird ein mehrdimensionale OLAP Datenstruktur als Würfel (OLAP-Cube) dargestellt. Die physikalische Speicherung dieser Würfel kann auf drei Arten, ROLAP, MOLAP und HOLAP, umgesetzt werden. ROLAP basiert auf einem relationalen Datenbankmodell, wo hingegen MOLAP auf einem multidimensionalen OLAP basiert. HOLAP, ein hybrider OLAP Ansatz, ist demnach eine Mischform von ROLAP und MOLAP. Ein Vorteil von ROLAP ist, dass keine Vorberechnung erforderlich ist. Bei MOLAP hingegen werden die Daten vorberechnet, dafür hat dieses Verfahren generelle Performancevorteile in der Anwendung. Aus den Würfeln können Daten über mehrere Operationen auf unterschiedlichen Dimensionen ausgewertet werden. Häufig verwendete Operationen sind roll-up, drill-down, slice, dice und pivot (Bhatia, 2019). In Tabelle 1: OLAP Operationen in Anlehnung an Bhatia (2019) sind die einzelnen Operationen und deren Funktionsweisen erläutert.

Tabelle 1: OLAP Operationen in Anlehnung an Bhatia (2019)

Operation	Definition
roll-up	Die Operation roll-up ähnelt dem Herauszoomen aus dem Datenwürfel. Roll-up wird verwendet, um Details auf abstrakter Ebene bereitzustellen.
drill-down	Drill-down ist das Gegenteil von Roll-up. Drill-down ist wie das Hineinzoomen in Daten und wird verwendet, um detaillierte Datenauswertungen bereitzustellen.
slice	Um eine Dimension aus einem dreidimensionalen Würfel zu schneiden werden slice Operationen durchgeführt. Dabei entsteht ein zweidimensionaler Schnitt der Daten.
dice	Die dice Operation funktioniert analog zur Slice-Operation, jedoch ohne die Anzahl der Dimensionen zu reduzieren. Als Resultat entsteht ein neuer ausgeschnittener Würfel.
pivot	Die Pivot-Operation wird auch als Rotation bezeichnet. Dabei kann ein vertauschen der Spalten und Zeilen vorgenommen werden.

2.3 Business Analytics

Mit den Zunahmen an großen unstrukturierten Datenmengen in Unternehmen und erweiternden statistischen Analysemethoden entwickelte sich der Begriff Business Analytics. Ähnlich dem Begriff Business Intelligence gibt es auch für den Begriff Business Analytics in der Literatur und Praxis keine einheitlich gültige Definition.

2.3.1 Definition

Ereth und Kemper (2016) beschreiben Business Analytics als die Anwendung mathematischer und statistischer Methoden zur Gewinnung neuer Erkenntnisse aus Daten über das Unternehmen und den Geschäftsbereich. Demnach kann Business Analytics als Erweiterung für den klassischen Business Intelligence Ansatz durch Anwendung von quantitativer, methodenorientierter Datenauswertungen verstanden werden. Nach Seiter (2017) ist das Ziel, ähnlich jenem von Business Intelligence, betriebswirtschaftliche Fragestellungen im gesamten Managementzyklus evidenzbasiert, durch die Anwendung von Algorithmen auf Daten, zu lösen. Dabei gilt es nach der Gartner Group (2016) speziell Fragestellungen, welche die Zukunft betreffen, zu klären. Die Zieldefinition nach Felden (2008) ist dabei jener der Gartner Group (2016) sehr ähnlich. Demnach gilt es Antworten nicht nur auf die Frage: „Was war?“, sondern auch: „Was wird sein?“, zu finden. Das ist unter anderem auch die Unterscheidung zu klassischen Business Intelligence Lösungen. Gartner Group (2016) und Gluchowski und Chamoni (2016) beschreiben weiter, dass für die Anwendung, unter anderem Werkzeuge und Technologien wie Data Mining, Prädiktive Analytics, angewandte Analytik und Statistik verwendet werden. Zusammengefasst versteht man unter Business Analytics Data Science, angewandt auf den Geschäftsbereich eines Unternehmens.

2.3.2 Analyseverfahren

Nach Dorschel (2015) können Analyseverfahren im Bereich Business Intelligence und Business Analytics nach der Art der adressierten Fragestellung unterteilt werden. In Abbildung 6: BI-Analysespektrum: Fragestellungen im Kontext von Business Intelligence in Anlehnung an Dorschel (2015) ist der Zusammenhang grafisch dargestellt. Bei komplexeren Anwendungen und Analysen ist der Wert des Resultates für ein Unternehmen potenziell höher. Dies lässt sich damit begründen, dass durch die gesteigerte Komplexität detailliertere Fragestellungen beantwortet werden können.

Descriptive Analytics

Die deskriptive Analyse wird als beschreibende Analyse verstanden und befasst sich mit der Fragestellung: „Was ist geschehen?“. Diese Analyse kann um weitere Fragestellungen z. B. „Wann“ und „Wo“ etwas geschehen ist ergänzt werden (Dorschel, 2015).

Diagnostic Analytics

Die diagnostische Analyse wird als Ursachenanalyse verstanden und beantwortet die Fragestellung warum etwas geschehen ist (Dorschel, 2015). Ein Anwendungsfall für derartige Analysen ist OLAP und die diskutierten OLAP Operationen.

Real-time Analytics

Speziell operative Tätigkeiten verlangen häufig eine Auswertung von Daten in nahezu Echtzeit. In der Kategorie Real-time Analytics wird die Frage gestellt: „Was geschieht gerade?“ (Dorschel, 2015).

Predictive Analytics

Prädiktive Analysen beschäftigen sich mit der Vorhersage von Ereignissen in der Zukunft. Es gilt die Frage zu klären, was in der Zukunft geschehen könnte. Anwendungsgebiete sind unter anderem abzuschätzen, was Kund*innen als Nächstes kaufen werden.

Prescriptive Analytics

Die präskriptive Analyse beantwortet die Frage mit welchen Schritten ein Geschäftsziel am besten erreicht werden kann (Dorschel, 2015). Die präskriptive Analyse konzentriert sich demnach darauf, die beste Vorgehensweise in einem Szenario unter Berücksichtigung der verfügbaren Daten zu finden. Sie baut auf vorgelagerten Analysen auf. Im Vordergrund stehen jedoch handlungsorientierte Erkenntnisse anstelle von Datenüberwachung (Begum et al., 2019).

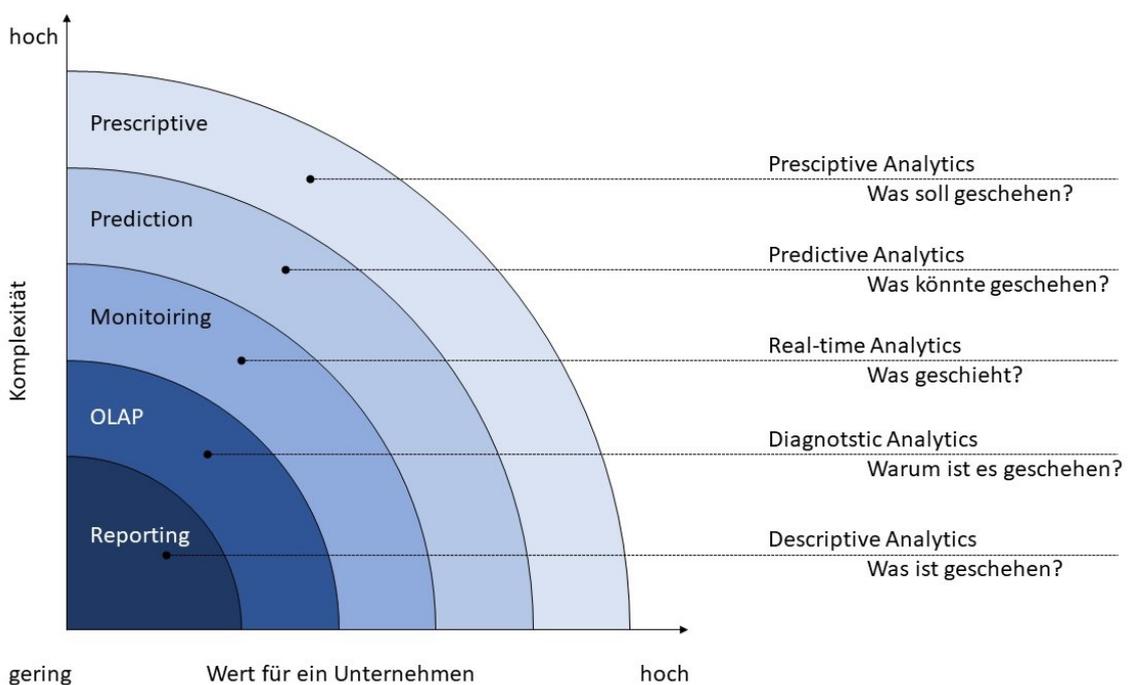


Abbildung 6: BI-Analysespektrum: Fragestellungen im Kontext von Business Intelligence in Anlehnung an Dorschel (2015)

2.3.3 Abgrenzung zu Business Intelligence

Eine Abgrenzung nach Ereth und Kemper (2016), zwischen dem traditionellen Business Intelligence und Business Analytics, erfolgt nach der Verwendung von Analyseverfahren und deren Fragestellungen.

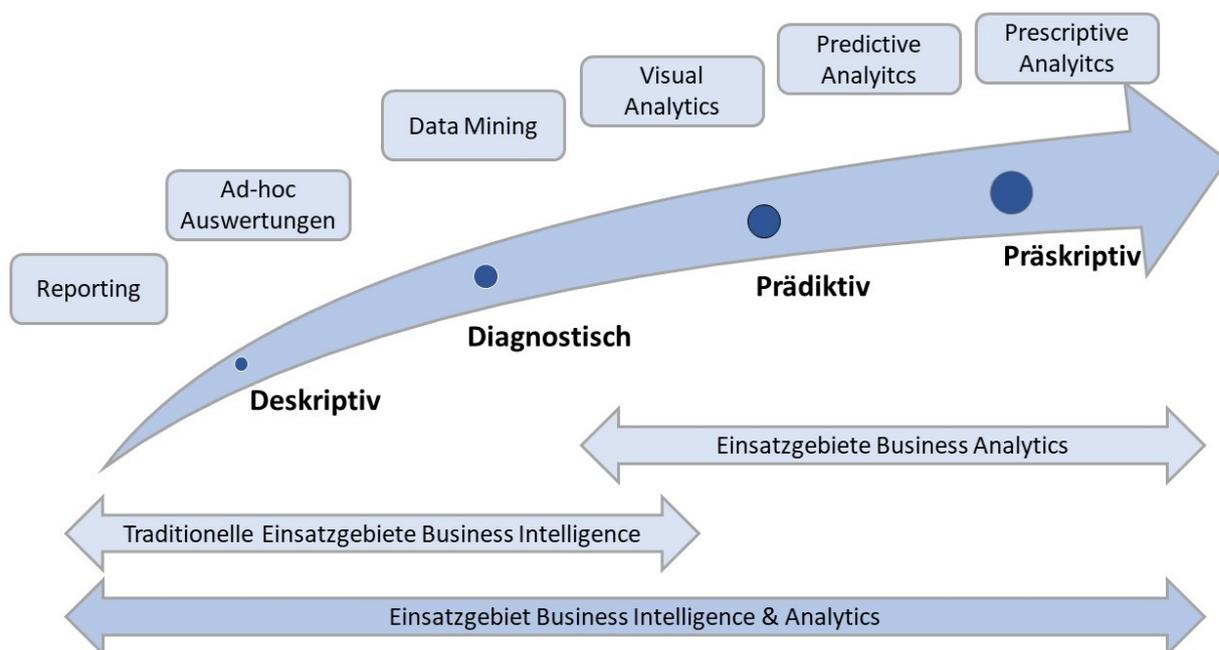


Abbildung 7: Analyse-Spektrum von Business Intelligence und Analytics in Anlehnung an Ereth und Kemper (2016)

In Abbildung 7: Analyse-Spektrum von Business Intelligence und Analytics in Anlehnung an Ereth und Kemper (2016) ist der Zusammenhang und die Abgrenzung dieser beiden Begriffe ersichtlich. Demnach befasst sich das traditionelle Einsatzgebiet von Business Intelligence mit den deskriptiven („Was ist geschehen?“) und diagnostischen („Warum ist es geschehen“) Analyseverfahren. Hierzu zählen das Aufbereiten von Berichten und Ad-hoc Auswertungen. Der Begriff Data Mining ist im Kapitel 2.3.5 Data Mining näher erläutert und zählt nach Ereth und Kemper (2016) zu den diagnostischen Analyseverfahren. Business Analytics befasst sich mit den explorativen Fragestellungen „Was könnte geschehen?“ und „Was soll geschehen?“. Anstoß für die Beantwortung dieser Fragestellungen gab das Aufkommen von Big Data Anwendungen. Der Begriff Big Data ist in Kapitel 2.3.4 Big Data näher erläutert. Visual Analytics stellt meist große Datenmengen grafisch dar, um durch eine menschliche Analyse Muster innerhalb der Daten erkennen zu können. Visual Analytics gilt demnach als Vorstufe von Predictive Analytics und wird angewandt, wenn die zu klärende Fragestellung noch nicht eindeutig definiert ist (Begum et al., 2019). Prädiktive und präskriptive Analysen sind im Kapitel 2.3.2 Analyseverfahren definiert. Begum et al. (2019) fassen diese Methoden unter anderem als Advanced Analytics zusammen.

2.3.4 Big Data

Der Begriff Big Data bezieht sich auf große und komplexe Mengen meist heterogen strukturierter und unstrukturierter Daten, die mit traditionellen Methoden und Mitteln nur schwer zu verwalten sind (Fleckenstein & Fellows, 2018). Immer mehr Unternehmen haben die Anforderung neben den unternehmensinternen Daten auch externe Daten wie soziale Medien Aktivitäten, Internet of Things Anwendungsdaten oder Daten aus Sensoren, zu verarbeiten. Aufgrund des exponentiellen Wachstums von Daten (Volumen) und der Eigenschaften Veracity, Velocity und Variety, kommen traditionelle Verfahren wie relationale Datenbanken oder auch Data Warehouse Lösungen an ihre Grenzen (Ajah & Nweke, 2019). Laney (2001) gliederte die Eigenschaften von Big Data in drei Kategorien. Bei diesen drei Kategorien handelt es sich, um die oft zitierten drei V von Big Data: Volume, Velocity und Variety. Diese Kategorien werden um zwei zusätzliche Dimensionen, Veracity und Value, erweitert (Wierse & Riedel, 2017).

Volume: Datenmenge

Wenn Datenmengen sich nicht mehr mit traditionellen Methoden sinnvoll verarbeiten lassen, spricht man von großen Datenmengen. Eine konkrete Obergrenze kann nicht gegeben werden und variiert je nach Anwendungsfall. Als grober Anhaltspunkt lässt sich festhalten, dass Datenmengen kleiner als Terabyte nicht als große Datenmenge gelten. Daten im Petabyte Bereich werden meist als Big Data bezeichnet. (Wierse & Riedel, 2017).

Variety: Datenvielfalt

Die Datenvielfalt beschreibt die Heterogenität der auszuwertenden Daten. So stammen Daten meist aus einer Vielzahl an unterschiedlichen Quellen und haben in der Regel unterschiedliche Strukturen. Beispiele für unterschiedliche Strukturen sind verschiedene Formate wie Text, Bild oder Audiodateien. Mithilfe von statistischen Methoden und Data Mining Algorithmen können dennoch Schlüsse aus diesen Daten gezogen werden (García Márquez & Lev, 2017).

Velocity: Geschwindigkeit

Es werden immer schneller, immer mehr neue Daten produziert. Sei es durch Sensoren, generell die Nutzung von Webservices oder das immer größer werdende Thema Internet of Things. Dadurch steigt auch die Herausforderung diese Daten schneller zu verarbeiten. Velocity bezieht sich demnach auf die Verarbeitungsgeschwindigkeit und wie häufig und schnell sich Daten in einem System ändern (Wierse & Riedel, 2017).

Veracity: Glaubwürdigkeit

Es können generell nur so gute Schlüsse aus den Daten gezogen werden, wie gut die Datenqualität vor der Verarbeitung ist. Deshalb ist die ursprüngliche Rohdatenqualität ausschlaggebend für die Glaubwürdigkeit der ausgehenden Ergebnisse (Wierse & Riedel, 2017).

Value: Mehrwert

Value gibt den potenziellen Mehrwert, der durch die Auswertung von Daten, für das Unternehmen entsteht, an. Die Auswertung sollte einen möglichst hohen Nutzen für ein Unternehmen bieten (Wierse & Riedel, 2017).

2.3.5 Data Mining

Data Mining bezeichnet den Prozess der Mustererkennung und Klassifikation von Daten mittels verschiedener Algorithmen und statistischer Methoden. Dieser Prozess ist insbesondere bei großen Datenmengen nützlich, da unstrukturierte Daten klassifiziert und eingeordnet werden können. Dadurch lassen sich Muster in den Daten erkennen und Schlüsse ableiten. In diesem Zusammenhang lässt sich auch häufig der Begriff Knowledge Discovery finden. Knowledge Discovery wird definiert als die nicht-triviale Extraktion von impliziten, bisher unbekanntem und potenziell nützlichen Informationen aus Daten (Bramer, 2020). Ein weitverbreitetes, branchenübergreifendes und standardisiertes Prozessmodell für Data Mining ist der Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM). Der CRISP-DM Prozess besteht aus sechs Phasen, welche in der Abbildung 8: CRISP-DM Modell in Anlehnung an (Peter Chapman et al., 2000) dargestellt sind (Peter Chapman et al., 2000).

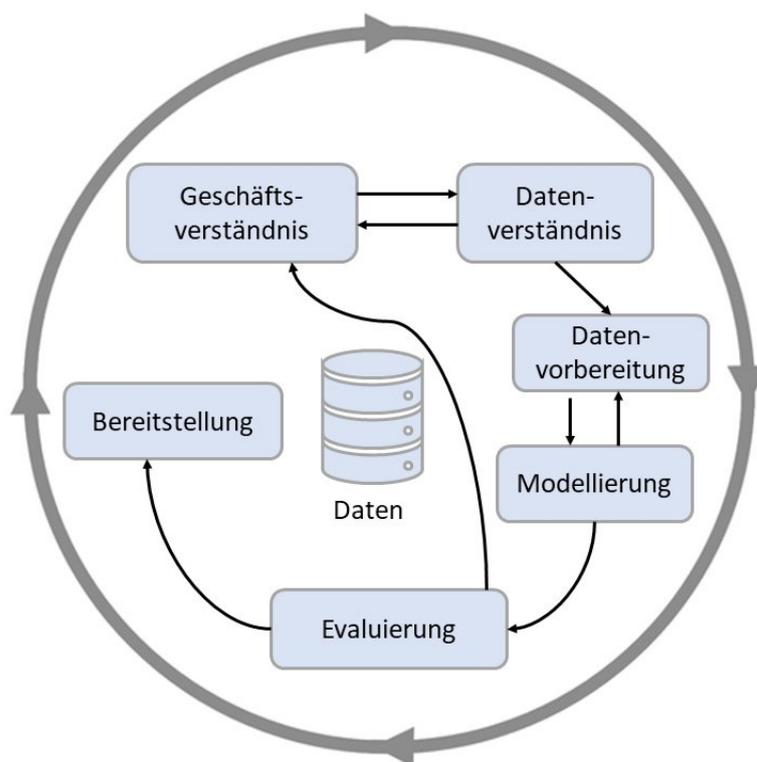


Abbildung 8: CRISP-DM Modell in Anlehnung an (Peter Chapman et al., 2000)

Nachfolgend sind die einzelnen Phasen des Prozesses beschrieben.

Geschäftsverständnis

Zunächst muss eine Analyse der Unternehmensziele durchgeführt werden. Die aktuelle Situation muss erfasst werden und aus diesen Erkenntnissen müssen die Ziele für die Durchführung der Prozesse definiert werden. Im Anschluss daran sollte ein Plan für das weitere Vorgehen erstellt werden.

Datenverständnis

Im nächsten Schritt müssen die zur Verfügung stehenden Daten analysiert und verstanden werden. Erste Fakten und Zahlen werden dazu aus den verfügbaren Quellen zusammengetragen. Dann werden die Eigenschaften der erhobenen Daten untersucht. Anschließend wird die Qualität der Informationen und Daten überprüft.

Datenvorbereitung

Nachdem die Quellen vollständig identifiziert sind, erfolgt eine Auswahl, Bereinigung, Aggregation und Formatierung der Daten. Das Bereinigen der Daten ist in der Praxis meist sehr zeitintensiv.

Modellierung

In diesem Schritt werden Modellierungstechniken ausgewählt und angewandt. Da einige Techniken, wie z. B. neuronale Netze, besondere Anforderungen an die Form der Daten stellen, kann es hier eine Schleife zurück zur Datenvorbereitung geben.

Evaluierung

Sobald ein oder mehrere Modelle erstellt wurden, müssen diese getestet werden, um sicherzustellen, dass alle wichtigen Geschäftsaspekte berücksichtigt wurden. Das Ergebnis ist die Auswahl oder eine Verbesserung der besten Modelle für den Anwendungsfall.

Bereitstellung

Diese Modelle werden dem Anwendungsfall bereitgestellt.

2.3.6 Explorative Business Intelligence und Business Analytics

Explorative Business Intelligence und Analytics versucht die Welt der traditionellen Business Intelligence Anwendungen mit einem Data Warehouse als „single source of truth“ mit neuen Ansätzen aus der Welt von Big Data Analytics und Advanced Analytics zu verbinden (Schön, 2018). In Abbildung 9: Traditionelle und Explorative BI-Architektur in Anlehnung an Schön (2018) ist der Zusammenhang zwischen traditionellen Business Intelligence und explorativen Business Intelligence ersichtlich.

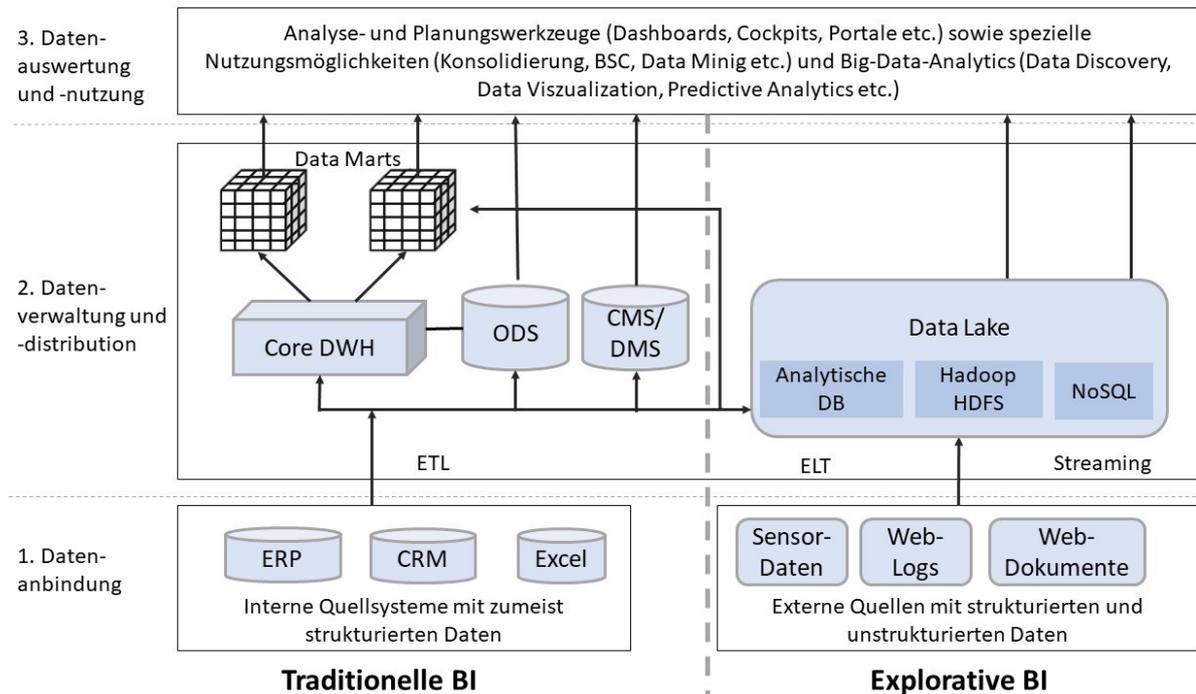


Abbildung 9: Traditionelle und Explorative BI-Architektur in Anlehnung an Schön (2018)

Die Funktionsweise des traditionellen Business Intelligence Ansatzes ist in den Kapiteln 2.2.4 Data Warehouse, 2.2.5 ETL Prozess und 2.2.6 Online Analytical Processing (OLAP) näher beschrieben. Bei Datenanbindung auf der ersten Ebene des explorativen BI werden verschiedene, meist externe Quellen, mit strukturierten und unstrukturierten Daten verbunden und in Datensammlungen, den sogenannten Data Lake, zusammengefasst. Anders als im Data Warehouse werden die Daten im Data Lake in ihren Ursprungsformaten gespeichert und nicht transformiert (Gupta & Giri, 2018). Hierbei kann es sinnvoll sein, beide Systeme zu verbinden. Die dritte und letzte Ebene beinhaltet Analyse- und Planungssysteme. In dieser Ebene werden die deskriptiven und diagnostischen Auswertungen aus dem traditionellen BI Modell um prädiktive und präskriptive Auswertungen ergänzt und zusammengeführt. Auch erfolgt auf dieser Ebene eine grafische Darstellung der Daten und Kennzahlen, um eine einfache Entscheidungsfindung zu gewährleisten (Schön, 2018).

2.4 Zusammenfassung

Business Intelligence und Analytics umfassen eine Vielzahl an unterschiedlichen und Anwendungsfall abhängigen Techniken, Prozessen und Anwendungen mit dem Ziel die betriebliche Entscheidungsfindung zu verbessern und relevante unternehmensbezogene Daten übersichtlich darzustellen. Dabei unterscheiden sich diese beiden Begriffe im Wesentlichen durch ihre Methoden, der zugrunde liegenden Datenverarbeitung und der zu beantwortenden Fragestellung. Der traditionelle Business Intelligence Ansatz zeigt Zusammenhänge in der Vergangenheit auf, wohingegen sich Business Analytics mit Fragestellungen in der Zukunft beschäftigt. Business Analytics kann demnach als Erweiterung zu traditionellen Business Intelligence Anwendungen verstanden werden. Wie dieses Kapitel verdeutlicht, macht eine Trennung dieser beiden Begriffe aus technischer Sicht aufgrund der vielen Unterschiede Sinn. Im weiten Business Intelligence Verständnis kann jedoch Business Analytics als Teil von Business Intelligence verstanden werden. Diese weite Definition bietet für diese Arbeit einige Vorteile. So müssen im empirischen Teil befragte Proband*innen nicht über die Einzelheiten der technischen Unterschiede zwischen Business Intelligence und Business Analytics informiert sein. Es ist demnach ausreichend, wenn die Befragten das Ziel, das Resultat und die Auswirkungen von Business Intelligence und Analytics für Ihr Unternehmen kennen und verstehen. Weiters kann eine einheitliche Terminologie verwendet werden und es muss nicht zwischen den Begriffen Business Intelligence und Analytics gewechselt werden. Aus diesen Gründen wird in der nachfolgenden Arbeit nur mehr der Begriff Business Intelligence & Analytics verwendet. Als Abkürzung wird das in der Literatur weit verbreite Kürzel BI&A verwendet (Božič & Dimovski, 2019; Enehage & Khurana, 2020; Llave, 2019; Torres et al., 2018).

3 BUSINESS INTELLIGENCE & ANALYTICS IN KMU

Business Intelligence und Analytics Anwendungen wurden ursprünglich für große, globale Unternehmen konzipiert. Guarda et al. (2013) kommen jedoch zu dem Schluss, dass aufgrund des gestiegenen Datenvolumens in den Unternehmen BI&A für jedes Unternehmen, unabhängig von seiner Größe, unverzichtbar geworden ist und für die datengestützte Entscheidungsfindung unerlässlich ist. Durch BI&A können relevante Informationen schneller von den Entscheidungsträger*innen erfasst und ausgewertet werden. Außerdem helfen solche Systeme bessere und schnellere Entscheidungen zu treffen. Das hilft in einer globalisierten Welt wettbewerbsfähig zu bleiben. Ähnlich beschreiben auch M. Olszak und Ziemba (2012), dass in der Praxis der Einsatz von BI&A-Systemen in KMU eine Quelle von mehreren Wettbewerbsvorteilen sein kann. Ein Grund hierfür ist, dass durch BI&A Lösungen sich größere Datenmengen einfach auswerten lassen und so Entscheidungsträgerinnen und Entscheidungsträger fehlende Informationen für Entscheidungen schnell und übersichtlich bereitstellen. Eine Entscheidungsfindung rein aus der Erfahrung beinhaltet nach Chahal et al. (2019) ein hohes Risiko des Scheiterns. BI&A ist hierbei ein nützliches und hilfreiches Instrument, das einem Unternehmen viele Vorteile bringen kann. Aber wie jede Technologie, ist sie mit Einschränkungen und Herausforderungen verbunden, die überwunden werden müssen, um die Entwicklung des Unternehmens zu fördern.

3.1 KMU in Österreich

Klein- und Kleinstunternehmen werden mit den mittelständischen Unternehmen als KMU bezeichnet. Eine einheitliche gesetzliche Vorgabe einer Definition von KMU gibt es nicht, jedoch wird in dieser Arbeit eine gängige Definition der Wirtschaftskammer Österreich (WKO) herangezogen. Wie in Tabelle 2: Einteilungsdefinition der Unternehmen ersichtlich ist, erfolgt eine Kategorisierung der Unternehmen auf Basis von drei Kriterien. (WKO, 2020)

Tabelle 2: Einteilungsdefinition der Unternehmen

	Mitarbeiterzahl	Jahresumsatz	Bilanzsumme
Kleinstunternehmen	bis 9	≤ 2 Mio. Euro	≤ 2 Mio. Euro
Kleinunternehmen	bis 49	≤ 10 Mio. Euro	≤ 10 Mio. Euro
Mittlere Unternehmen	bis 249	≤ 50 Mio. Euro	≤ 43 Mio. Euro
Großunternehmen	ab 250	> 50 Mio. Euro	> 43 Mio. Euro

Klein- und Kleinstunternehmen haben demnach weniger als 49 Mitarbeitende und einen maximalen Jahresumsatz von 10 Millionen Euro. Im Jahr 2017 konnten 98,4 % aller Unternehmen in Österreich nach dieser Definition als Klein- und Kleinstunternehmen

bezeichnet werden. Zusammen mit den mittleren Unternehmen umfasst diese Gruppe 2017 99,6 % aller Unternehmen in Österreich. Dabei bieten KMU 67 % aller Erwerbstätigen der marktorientierten Wirtschaft 2017 einen Arbeitsplatz. Die durchschnittliche Unternehmensgröße von KMU liegt bei knapp sechs Mitarbeitenden je Unternehmen. Die Gruppe der Kleinstunternehmen deckt allein 86,7 % aller Unternehmen in Österreich ab (Bundesministerium für Digitalisierung und Wirtschaftsstandort, 2020). Formulierung wie „kleine Unternehmen“ fassen in dieser Arbeit nachfolgend alle Unternehmen bis 50 Mitarbeiter*innen sowie Ein-Personen-Unternehmen zusammen. Ein-Personen-Unternehmen stellen eine besondere Form der Kleinstunternehmen da. In diesen Unternehmen arbeitet lediglich eine Person meist selbständig und ohne Mitarbeitende.

3.1.1 Charakteristika

KMU unterscheiden sich maßgeblich in ihrer Struktur und dem Management von Großunternehmen. KMU haben in der Regel weniger Kapital als Großunternehmen und das Geld stammt meist aus dem persönlichen Kapital oder der Bank, jedoch nicht von externen Investor*innen. Diese Unternehmen haben meist keine eigene Managementetage und generell flache Aufbaustrukturen. Ein Großteil der Entscheidungen wird von der Geschäftsleitung beschlossen (Lindner & Leyh, 2019). Oftmals ist die Geschäftsleitung gleichzeitig auch die Eigentümer*innen, welche sich gut mit dem Unternehmen identifizieren können (Bridge & O'Neill, 2013). KMU haben in der Praxis oft keine eigene IT-Abteilung und Entscheidungen über IT-Systeme werden häufig von der Geschäftsleitung selbst getroffen. Erschwerend kommt zu diesem Umstand hinzu, dass administrative Tätigkeiten der IT-Systeme zusätzlich häufig zu den Hauptaufgaben des Tagesgeschäfts hinzukommen (Lindner & Leyh, 2019).

3.1.2 Digitalisierung als Enabler

Digitale Daten und digitalisierte Prozesse sind der Grundstein einer Business Intelligence & Analytics. Der Grad der Digitalisierung im Unternehmen spielt dabei eine entscheidende Rolle. Denn je höher der Grad der Digitalisierung ist, desto mehr unternehmensinterne Daten sind digital verfügbar und umso eher lassen sich durch BI&A Erkenntnisse gewinnen. Niebler und Lindner (2019) beschreiben, dass Unternehmen oft nicht bewusst ist, wie viele Daten sie zur Verfügung haben. A. Müller et al. (2020) zeigen auf, dass die voranschreitende Digitalisierung ein Enabler für weiterführende Verfahren wie BI&A sind und sich durch deren Nutzung für eine datengetriebene Entscheidungsunterstützung wiederum neue Innovationspotenziale für Unternehmen auf tun.

3.1.3 Digitalisierung in österreichischen KMU

Um einen groben Überblick zur Digitalisierung von KMU in Österreich zu erhalten, kann der alljährliche Bericht „Digitale Transformation von KMUs in Österreich“ herangezogen werden. Dabei werden annuell KMU befragt und die Antworten in einen sogenannten

Digitalisierungsindex zusammengefasst. Es zeigt sich, dass die Digitalisierung jährlich steigt und dass sich auch KMU immer besser über die Digitalisierung informiert fühlen. Dabei haben selbst Kleinst- und Kleinunternehmen einen Digitalisierungsaufschwung des Indexes, von 7 und 8 Prozentpunkten auf 35 % und 38 % im letzten Jahr geschafft. Daraus resultiert, dass die Betriebsgröße kein signifikanter Treiber bei der Digitalisierung mehr ist und auch KMU immer mehr von der Digitalisierung profitieren (Arthur D. Little, WKO Österreich, 2019).

3.2 Kennzahlen in KMU

Kennzahlen dienen Unternehmen als Orientierung der aktuellen Verhältnisse und als Frühwarnsysteme. Kennzahlen, genauer gesagt die Schlüsse, die sich aus Kennzahlen ziehen lassen, können die Gesamtleistung des Unternehmens verbessern. Innerhalb von Business Intelligence & Analytics werden die Key Performance Indicators (KPIs) als Messinstrumente betrachtet. Dabei bewerten diese wie effektiv ein Unternehmen seine Geschäftsziele erreicht (Pirlog & Balint, 2016). Die Wahl der Kennzahlen kann je nach Unternehmen und dessen Geschäftsbereiche abweichen. Dabei sollten nach Midovska (2016) Kennzahlen für kleine Unternehmen folgenden Kriterien entsprechen:

- Ein KPI muss auf die Ziele der Unternehmen abgestimmt sein
- Ein KPI wird vom Managementpersonal, sprich der Geschäftsführung, festgelegt
- Ein KPI muss so gestaltet sein, dass diese leicht verständlich ist
- KPIs sind die von der Organisation erwartete Leistung
- KPIs verlieren mit der Zeit ihre Genauigkeit, daher ist es notwendig, KPIs regelmäßig zu überarbeiten

Da die Auswahl der richtigen Kennzahlen, kleine Unternehmen vor Herausforderungen stellen kann, empfehlen Pirlog und Balint (2016) mit einer Liste von vordefinierten Kennzahlen, beispielsweise der Auflistung von 75 KPIs von Marr (2012), zu beginnen. Midovska (2016) stellt neben einem Framework für die Entscheidung zu KPIs auch ausgewählte Kennzahlen für kleine Unternehmen vor. Eine weitere strukturelle und bekannte, von der Unternehmensgröße unabhängige, Methode zur Eruiierung von Kennzahlen ist die Balanced Scorecard von Kaplan et al. (1997). Die Balanced Scorecard besteht aus vier Perspektiven – der Kundenperspektive, der internen Perspektive, der Innovations- und Lernperspektive und der Finanzperspektive. Von diesen Dimensionen leiten sich anschließend die Kennzahlen ab.

3.3 Mehrwert durch Business Intelligence und Analytics

Wie in der Einleitung dieses Kapitels bereits beschrieben kommen mehrere Studien zu dem Schluss, dass sich durch die Implementierung von BI&A Systemen Wettbewerbsvorteile für kleine Unternehmen ergeben können. Dieses Kapitel fasst häufig genannte Vorteile durch BI&A für kleine Unternehmen zusammen. Hierbei wird ein Auszug oft genannter Vorteile präsentiert.

Im Einzelfall können diese Vorteile von Unternehmen zu Unternehmen variieren und es können sich weitere Vorteile durch BI&A ergeben.

3.3.1 Verbesserte Daten- und Informationstransparenz

Nach Papachristodoulou et al. (2017) ist einer der größten Vorteile für kleine Unternehmen die höhere Datentransparenz durch BI&A Systeme. Hierbei liegen die Hauptvorteile in der Verringerung des Aufwands für die sonst manuelle Datenanalyse und Berichterstattung, in der schnelleren und qualitativ besseren Verfügbarkeit von Auswertungen, im einfachen Zugang zu Informationen und in der flexiblen Reaktion auf neue Informationen. Dadurch entsteht eine gesteigerte Informationstransparenz in den Unternehmen. Trends können so einfacher und schneller erkannt werden. Olsson und Janiesch (2015) beschreiben insbesondere den schnellen und einfachen Zugriff auf übersichtlich aufbereitete Informationen als Vorteil. Dadurch wird das Verständnis für die zugrunde liegenden Daten erhöht und das Unternehmensumfeld kann besser verstanden werden (Ayoubi & Aljawarneh, 2018; Ereth & Kemper, 2016; Patrick Scholz et al., 2010).

3.3.2 Erhöhte Datenqualität

Raj et al. (2019) beschreiben die erhöhte Datenqualität als weiteren Vorteil. Grundsätzlich gilt, das Ergebnis kann nur so gut und richtig wie die Rohdaten sein, jedoch lassen sich über ETL Prozesse, Daten vorab automatisiert bereinigen und validieren. Dadurch lässt sich die Korrektheit der Berichte und Auswertungen verbessern. Ein automatisierter Prozess hat weiter den Vorteil, dass weniger menschliche Fehler geschehen können.

3.3.3 Effizientere Entscheidungsfindung

Das Resultat aus transparenten, umfangreich aufbereiteten Daten ist eine Erleichterung des Entscheidungsprozesses. Der Hauptvorteil besteht darin, dass Geschäftsentscheidungen durch präzisere und aktuellere Datenanalysen erleichtert werden. Dabei wird durch genauere Informationen das Risiko einer Fehlentscheidung reduziert (Papachristodoulou et al., 2017). Eine mehrdimensionale Darstellung der Daten ermöglicht ein Betrachten unter verschiedenen Gesichtspunkten, um geschäftliche Entscheidungen bestmöglich abwiegen zu können. Je nach Implementierungsgrad können, wie in Kapitel 2.3.2 Analyseverfahren beschrieben, unterschiedliche Fragestellungen adressiert werden. Raj et al. (2019) beschreiben ebenfalls die Wichtigkeit von fundierten Daten als Grundlage für die Erstellung einer Unternehmensstrategie, aber auch als Grundlage bei operativen Geschäftsentscheidungen in kleinen Unternehmen. Auch Patrick Scholz et al. (2010) sehen in der erleichterten Entscheidungsfindung einen der größten Vorteile durch BI&A in kleinen Unternehmen. Die grafische Darstellung von Kennzahlen hilft den aktuellen Stand des Unternehmens besser einschätzen zu können.

3.3.4 Kosten- und Zeitersparnis

Durch den Einsatz von Business Intelligence & Analytics werden Kosten und Zeit in der Erstellung von Berichten und Auswertungen gespart. Kleine Unternehmen profitieren hier besonders von der Zeitersparnis und einer erhöhten Datenqualität der Ausgabe, sowie der schnellen Verfügbarkeit.

3.3.5 Erkennung von versteckten Zusammenhängen

Gerade durch die Verwendungen von analytischem Verfahren und Systemen lassen sich versteckte Zusammenhänge aus den Unternehmensdaten erkennen (Meier, 2019). Dadurch lassen sich wertvolle Schlüsse für bessere Entscheidungen ziehen.

3.3.6 Verbessertes Kunden- und Lieferantenbeziehungsmanagement

Elbashir et al. (2008) untersuchen Vorteile durch BI&A Systemen unter anderem im Hinblick auf Stakeholder wie Kunden, Lieferanten und Geschäftspartner. Diese Studie wurde nicht explizit in kleinen Unternehmen durchgeführt. Es wurden jedoch Vorteile durch geringere Kosten für die Bearbeitung von Kundenrücksendungen, geringere Marketingkosten, verkürzte Markteinführungszeiten für Produkte und Dienstleistungen, Reduzierung der Kosten für Transaktionen mit Geschäftspartner*innen, eine verbesserte Koordination mit Geschäftspartner*innen/Lieferanten und optimierte Lagerhaltung nachgewiesen.

3.4 Herausforderungen von Business Intelligence und Analytics

Business Intelligence & Analytics Projekte bieten für kleine Unternehmen einige Herausforderungen bei der Einführung und Wartung. Grundsätzlich haben alle Unternehmen unabhängig von deren Größe Herausforderungen bei einer Einführung eines solchen Projekts zu bewerkstelligen. Ayoubi und Aljawarneh (2018) fassen die am häufigsten aufgetretenen Herausforderungen für KMU zusammen. Die Aufzählung wird um Herausforderungen aus der Studie von Gudfinnsson und Strand (2017) ergänzt.

3.4.1 Begrenzte IT-Ressourcen

Ayoubi und Aljawarneh (2018) und Gudfinnsson und Strand (2017) beschreiben in ihren Studien, dass die meisten kleinen Unternehmen nicht über eigene erfahrene IT-Mitarbeitende oder gar IT-Abteilungen verfügen, welche mit den BI&A arbeiten oder diese implementieren können. Dadurch muss meist Wissen von externen Dienstleistern zugekauft werden.

3.4.2 Mangelndes Engagement der Unternehmer*innen für BI&A-Projekte

Dieses Problem tritt auf, weil viele Unternehmer*innen gleichzeitig die Geschäftsführer*innen sind und vielen die Wichtigkeit und das Potenzial von BI&A-Lösungen nicht bewusst ist (Ayoubi & Aljawarneh, 2018; Hatta et al., 2015). Wenn es ein Bewusstsein für dieses Thema gibt, wird es oft mit niedriger Priorität gehandelt. Auch werden häufig nur die Kosten und nicht der Nutzen solcher Werkzeuge abgewogen (Gudfinnsson & Strand, 2017). Weiters werden nach Gudfinnsson und Strand (2017), Entscheidungen oft aus dem Bauch getroffen und je nach Mentalität der Unternehmenden gibt es keine Bestrebungen das zu ändern.

3.4.3 Wahrnehmung

Ayoubi und Aljawarneh (2018) beschreiben, dass es in KMU oft die Auffassung gibt, dass BI&A Lösungen nur für große Unternehmen relevant und preislich realisierbar sind. Als Gründe sind insbesondere auch die Kosten der Implementierung, der Erwerb, die Wartung und die Komplexität dieser Projekte.

3.4.4 Fehlende finanzielle Mittel

Kleine Unternehmen haben im Vergleich zu Großunternehmen meist geringe finanzielle Ressourcen und können so weniger Projekte finanzieren (Ayoubi & Aljawarneh, 2018). Insbesondere für den Standort Österreich gilt es hier jedoch zu bedenken, dass es gerade für KMU verschiedene Fördermittel für Digitalisierungskonzepte gibt.

3.4.5 Fehlende Qualifikation

Nach Gudfinnsson und Strand (2017) fehlt es an qualifizierten Mitarbeitenden um zu sehen, wie BI&A den Umsatz fördern kann. Außerdem fällt die Auswertung der Daten und Bedienung von BI&A schwer. Auch Boonsiritomachai et al. (2016) sieht in der Komplexität der Einführung solcher Systeme eine Herausforderung für kleine Unternehmen.

3.4.6 Datenqualität

Nach Gudfinnsson und Strand (2017) geben KMU an, dass sie das Risiko von zu vielen Daten durch das BI&A-Projekt sehen. Weiters sehen diese Unternehmen Herausforderungen aussagekräftige Kennzahlen für das Unternehmen zu bestimmen und generell valide Rohdaten für die Aufbereitung zu liefern.

3.5 Voraussetzungen für eine Einführung

Aufgrund der hohen Diversität von kleinen Unternehmen in Bezug auf bestehende Digitalisierung des Unternehmens und generell einem sehr diversen Portfolio von Dienstleistungen und Produkten, fällt es schwer einheitliche Kriterien als Voraussetzung für die Einführung von Business Intelligence und Analytics zu definieren. Einen Modell, um den Erfolg einer Einführung von BI&A abschätzen zu können, entwickelten Hidayanto et al. (2012). Dabei wird versucht die „readiness“ von KMU für BI&A zu messen. Das Vorgangsmodell konzentriert sich auf kritische Erfolgsfaktoren vor der Implementierung von BI&A Systemen in kleinen Unternehmen, um Schwachstellen zu identifizieren. Dabei werden diese kritischen Erfolgsfaktoren in den drei Kategorien Organisation, Prozesse und Technologie unterteilt. Die Organisationsdimension beinhaltet Faktoren wie Vision des Unternehmens und geplanter Anwendungsfall sowie das Management und den Wettbewerb des Unternehmens. Die Prozessdimension setzt sich aus teambezogenen, projektverwaltungsbezogenen, methodenbezogenen und prozessinfrastrukturellen Faktoren zusammen. Die technologische Dimension enthält die zugrunde liegenden Rohdaten und die IT-Infrastruktur des Unternehmens. Eder und Koch (2018) fassen kritischen Erfolgsfaktoren unabhängig der Unternehmensgröße zusammen und kommen zu dem Schluss, dass unter anderem eine starke Verbindung zwischen ERP-Systemen und BI&A Systemen besteht. ERP-Systeme erfassen und liefern Informationen und Daten, welche in Prozessen entstehen, während BI&A-Systeme die Plattform für die Analyse der Informationen bieten. Generell lässt sich zusammenfassen: Je mehr Daten in strukturierter Form vorliegen, umso einfacher lässt sich ein BI&A System implementieren. Kleine Unternehmen ohne ERP Systeme oder generell wenigen digitalen Daten erfüllen die Voraussetzungen für BI&A wahrscheinlich nicht. Jedoch ist die technische Komponente nur eine Dimension für eine erfolgreiche Einführung. Auch interne Prozesse sowie die organisatorische Struktur im Unternehmen sollten gewissen Rahmenbedingungen entsprechen

4 METHODIK DER EMPIRISCHEN UNTERSUCHUNG

Zu Beginn dieses Kapitels werden unterschiedliche Modelle, Ansätze und Frameworks aus der Literatur beschrieben um den Stand der Einführung von BI&A Systemen sowie unterschiedliche Einflussfaktoren bewerten und kategorisieren zu können. Anschließend werden generelle Empfehlungen für das Design einer Studie präsentiert. Abschließend wird das ausgewählte Forschungsdesign vorgestellt und die ausgewählten Einflussfaktoren beschrieben.

4.1 Modelle aus der Literatur

Die Literatur bietet eine Vielzahl an Methoden und Möglichkeiten das breite Forschungsgebiet von Business Intelligence und Analytics zu erfassen. Dieses Kapitel beschäftigt sich insbesondere mit Modellen zur Messung des aktuellen Einführungsstandes sowie der Erfassung von Einflussfaktoren auf diesen.

4.1.1 Standaufnahme der Einführung

Diese Masterarbeit verfolgt die Fragestellungen, inwieweit BI&A Systeme in österreichischen Kleinst- und Kleinunternehmen implementiert sind. Bei dem Begriff Business Intelligence & Analytics handelt es sich um eine Vielzahl an verschiedenen Methoden und Techniken, welche in unterschiedlichsten Ausbaustufen in der Praxis eingesetzt werden. Um den Stand der Einführung solcher Systeme erfassen zu können, gibt es in der Literatur verschiedene Ansätze und Modelle zur Bewertung und Kategorisierung des aktuellen Einführungsstandes. Diese Kapitel präsentiert ausgewählte Modelle und Vorgehensweisen und fasst diese zusammen.

Reifegradmodelle für BI&A Systeme

Eine Möglichkeit den Umfang der Einführung und die Ausprägung von BI&A Systemen in Unternehmen messen zu können, sind Reifegradmodelle. Reifegradmodelle ermöglichen es Unternehmen die eigene Reife ihrer Daten- und Analysestrategie einzuordnen. Dabei gibt es zu Business Intelligence und Analytics unterschiedliche Reifegradmodelle. Kaveesha und Suren (2019) beschreiben, dass diese Modelle zuerst meist unter dem Begriff Business Intelligence Maturity Models und später unter dem Begriff Business Analytics Maturity Models veröffentlicht wurden. Dabei haben die meisten Modelle große Gemeinsamkeiten, wenn sie sich jedoch auch in manchen Ausprägungen und Details unterscheiden. Die meisten Modelle betrachten BI&A Systeme aus einem technischen und einem unternehmerischen Aspekt. Kaveesha und Suren (2019) beschreiben, dass eine Evaluierung der Reife und die Einordnung der Unternehmen in Reifestufen meist in den Unternehmen intern, durch verantwortliche Mitarbeitende oder der Geschäftsführung, geschieht. Dafür können verschiedene Leitfäden und Checklisten zur Unterstützung herangezogen werden. Populäre Modelle zur Ermittlung des Reifegrades sind unter anderem Gartner's Maturity Model für BI & BA, TDWI Modell und Information Evolution

Model (IEM) Modell (Davis; Fred et al., 2019; Halper & Stodder, 2014; Wilen, 2017). Die meisten dieser Modelle bestehen aus fünf bis sechs Reifegradstufen. Die Reifegradstufe wird mittels unterschiedlicher Fragestellungen und deren Bewertung ermittelt.

Diffusion of Innovation (DOI) Modell

Das Diffusion of Innovation (DOI) Modell wurde von Rogers (1962) entwickelt und baut, anders als die im letzten Absatz beschriebenen Reifegradmodelle, nicht spezifisch auf eine Technologie wie Business Intelligence und Analytics auf. Das DOI Modell verfolgt unter anderem das Ziel zu erklären, wie eine Idee oder ein Produkt im Laufe der Zeit an Dynamik gewinnt und sich in einer bestimmten Anwendergruppe verbreitet. Das Ergebnis dieser Diffusion ist, dass Personen ein neues Verhalten oder ein neues Produkt annehmen. Adoption bedeutet in diesem Zusammenhang, dass sich das Verhalten einer Person ändert. Beispiele hierfür sind:

- neue Produkte werden gekauft oder verwendet
- die Verhaltensweisen ändern sich

Nach Rogers (1962) liegt der Schlüssel zur Akzeptanz von Produkten darin, dass Menschen Ideen, Verhaltensweisen oder Produkte als neu oder innovativ wahrnehmen. Obwohl das Grundmodell von Rogers sehr generisch ist, findet es in verschiedenen wissenschaftlichen Arbeiten zur Messung von Einführungsstufen seine Anwendung.

Zusammenfassung

Für diese Arbeit wird der Stand der Einführung anhand eines modifizierten DOI Modells ermittelt. Dabei wird das modifizierte Modell von Puklavec et al. (2018) herangezogen. In diesem Modell erfolgt die Einteilung der Unternehmen anhand einer dreistufigen Skala in den Kategorien: Evaluierung, Adaption und Benutzung. Dies beruht auf den Überlegungen des DOI Modells, dass die Einführung von neuen IT-Innovationen in verschiedenen Phasen messen kann. Im Unterschied zu den klassischen Reifegradmodellen werden die Unternehmen nicht in Reifegradstufen eingeteilt. Das Modell von Puklavec et al. (2018) bietet für diese Arbeit einige Vorteile. Bei den meisten Reifegradmodellen wird davon ausgegangen, dass Unternehmen bereits BI&A Systemen implementiert haben. Dies resultiert daraus, dass die Evaluierung der Modelle meist von den Unternehmen selbst durchgeführt wird und es wenig sinnvoll ist den Reifegrad eines Systems zu messen, welches noch nicht implementiert wurde. Im Rahmen dieser Arbeit kann jedoch nicht davon ausgegangen werden, dass alle befragten Unternehmen bereits BI&A Systemen implementiert haben. Ein weiterer Vorteil dieses Modells ist, der im Vergleich zu Reifegradmodellen geringer Umfang der Fragestellungen. Die meisten klassischen Reifegradmodelle haben einen umfangreichen Fragenkatalog oder Leitfaden zur Evaluierung der Reifegradstufe. Bei zu langen Fragebögen steigt die Wahrscheinlichkeit, dass Proband*innen der Umfrage diese vorzeitig beenden (Porst, 2014). Der dritte Vorteil ist, dass die Fragestellungen in Anlehnung an Puklavec et al. (2018) für die Zielgruppen kleiner und mittelständischer Unternehmen konzeptioniert sind. Im Vergleich dazu sind viele der Reifegradmodelle im Bereich BI&A primär für große Unternehmen konzeptioniert (Kaveesha & Suren, 2019).

4.1.2 Einflussfaktoren

Der zweite Teil im empirischen Abschnitt ist die Ermittlung von Einflussfaktoren, welche sich auf die Einführung von Business Intelligence und Analytics Systemen auswirken. Dazu gibt es in der Literatur unterschiedliche Ansätze und Modelle, welche versuchen Einflussfaktoren zu bestimmen und diese zu kategorisieren. Dieses Kapitel fasst die unterschiedlichen Modelle aus der Literatur zusammen und stellt Einflussfaktoren sowie unterschiedliche Blickwinkel vor.

Technological Organizational and Environmental (TOE) Modell

Das Technological Organizational and Environmental (TOE) Modell wurde 1990 von Tornatzky und Fleischer vorgestellt und beschreibt einen Prozess, in welchem ein Unternehmen technologische Innovationen annimmt und umsetzt. Dabei unterscheidet man drei Dimensionen. Die organisatorische Dimension bezieht sich auf die Merkmale und Ressourcen des Unternehmens. Beispiele hierfür ist die Größe des Unternehmens, die Führungsstruktur, die Menge an freien Ressourcen und die Kommunikation zwischen den Mitarbeiter*innen. Die technologische Dimension umfasst die internen und externen Technologien, mit welchen ein Unternehmen in Berührung kommt. Die Umweltdimension umfasst die Größe und Struktur der Branche, den Wettbewerb, den makroökonomischen Kontext und das gesetzliche Umfeld.

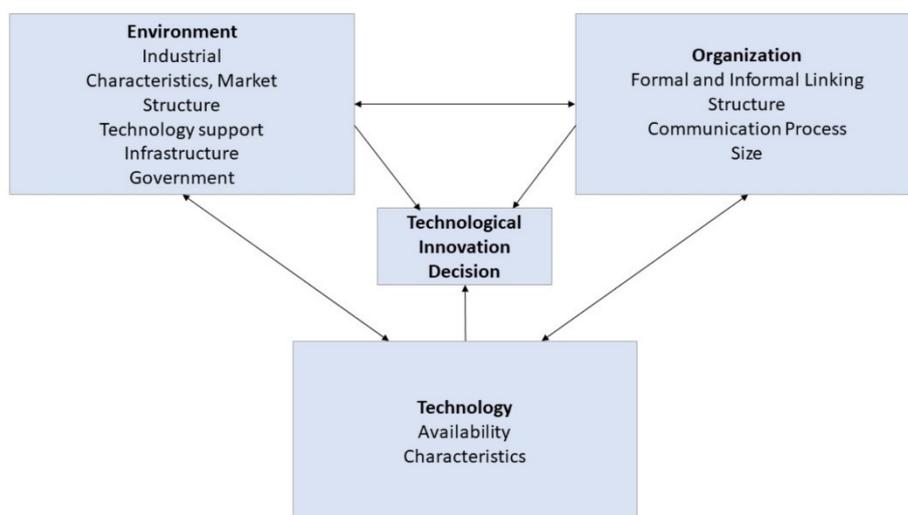


Abbildung 10: Technological Organizational and Environmental Model nach Tornatzky und Fleischer (1990)

Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 10: Technological Organizational and Environmental Model nach Tornatzky und Fleischer (1990) ersichtlich. Nach Tornatzky und Fleischer (1990) beeinflussen diese drei Dimensionen die Art und Weise, wie ein Unternehmen den Bedarf an neuen Technologien sieht, nach ihnen sucht und diese einsetzt.

BI&A Adaptionenmodelle für KMU

In der Literatur gibt es verschiedene Modelle und Frameworks, um Einflussfaktoren der Adaption von BI&A in KMU zu erfassen. Hatta et al. (2015) fassen in einem Literaturreview zusammen, dass die meisten Ansätze auf dem TOE Modell und DOI Modell sowie einer Kombination dieser Modelle basieren. Diese Studie enthält zwölf unterschiedliche Ansätze von verschiedenen Autoren mit verschiedenen Adaptionenmodellen, um BI&A speziell in KMU zu messen. Dabei variiert die Anzahl der erfassten Einflussfaktoren zwischen drei und fünfzehn Faktoren. Hatta et al. (2015) fassen die gewonnenen Erkenntnisse in einem neuen Modell zusammen, welches aus Faktoren der Dimensionen des TOE Modells (technische Sicht, unternehmerische Sicht und Umweltdimension) und der Innovationsfähigkeit der Geschäftsführung besteht. Boonsiritomachai et al. (2016) wählen in ihrem Modell einen ähnlichen Ansatz. Dabei besteht dieses Modell aus den Dimensionen der TOE und DOI Modelle sowie dem Reifegradmodell Information Evolution Model (IEM). Die im Zuge der Studien erhobenen Daten variieren hinsichtlich der erfassten Faktoren. Auch Puklavec et al. (2018) veröffentlichen ein Modell, welches die Einflussfaktoren auf die Adaption von BI&A ermittelt. Dabei handelt es sich um eine Kombination der TOE Dimensionen und einer Einteilung der Unternehmen in eine Adaptionenstufe Evaluation, Adoption und Use. Obwohl bei den meisten veröffentlichten Modellen der Aufbau ähnlich ist, messen diese häufig unterschiedlichen Dimensionen und Faktoren. Auch werden gleiche Dimensionen, wie etwa die des TOE Modells des Öfteren mit unterschiedlichen Faktoren und Variablen gemessen. Beispielsweise definiert Hatta et al. (2015) für die technologische Dimension die Faktoren: relativer Vorteil, Kompatibilität, Komplexität, Erregbarkeit, Beobachtbarkeit, Innovation, Kenntnisse in IT, finanzielle Ressourcen. Puklavec et al. (2018) messen bei der gleichen Dimension die Faktoren relativer Vorteil, Kosten und die Kombinationsfähigkeit von BI&A Systemen mit dem Enterprise Resource System (ERP) des Unternehmens. Daraus lässt sich ableiten, dass es in der aktuellen Forschung üblich ist, gleiche Dimensionen des TOE Modells, je nach Anwendungsgebiet unterschiedlich zu erfassen und zu messen. Viele dieser Frameworks und Modelle in diesem Bereich sind im Rahmen von Dissertationen oder Papers von Wissenschaftler*innen entstanden und beinhalten ein statistisches Modell, welches auf Basis der Dimensionen und Faktoren Beziehungen ermittelt (Boonsiritomachai et al., 2016; Hatta et al., 2015; Ong Lih, 2014). Für diese Masterarbeit sind diese Modelle aufgrund der Auswahl der gemessenen Einflussfaktoren interessant. So werden im empirischen Modell ausgewählte Faktoren aus verschiedenen vorgestellten Modellen übernommen, übersetzt und angepasst.

4.2 Design der empirischen Untersuchung

Die empirische Untersuchung dieser Arbeit untersucht Unternehmen nach dem Stand der Einführung von BI&A Systemen und misst Indikatoren für verschiedene Einflussfaktoren auf die Entscheidung, ob und in welchem Umfang BI&A Systeme eingeführt werden. Die Datenerhebung für die empirische Untersuchung wird im Rahmen einer Onlineumfrage durchgeführt.

4.2.1 Zielgruppe

Die Zielgruppe sind Ein-Personen-Unternehmen, Kleinst- und Kleinunternehmen in Österreich. Dabei werden als Probandinnen und Probanden die geschäftsführenden Personen oder potenzielle Leiter*innen der IT-Abteilung, falls vorhanden, bevorzugt. Für die Teilnahme an der Umfrage ist potenziell kein Vorwissen der Probandinnen und Probanden über Business Intelligence und Analytics erforderlich. Jedoch ist ein Vorwissen von Vorteil um Potenziale dieser Technologie für das Unternehmen besser einschätzen zu können.

4.2.2 Umfrage

Die Datenerhebung erfolgt im Rahmen einer Onlineumfrage. Die Umfrage wird mithilfe des Onlinetools Google Forms umgesetzt. Dabei ist die Umfrage im Zeitraum vom 25.11.2020 bis 16.01.2021 öffentlich erreichbar. Ein Screenshot der Umfrage ist im Anhang 1 ersichtlich. Die Umfrage wird auf verschiedene Wege an Unternehmen verteilt. Zu Beginn wird der Link zur Umfrage über den Verteiler der Fachhochschule Campus 02 an Student*innen des berufsbegleitenden Studienganges Wirtschaftsinformatik verteilt und gebeten, den Fragebogen in den Unternehmen weiterzureichen. Als zweiter Weg wird der Link an Unternehmen aus dem Umfeld des Autors verteilt. Die dritte und letzte Stufe umfasst das Versenden der Umfragelinks an öffentlich zugängliche E-Mail-Adressen von kleinen Unternehmen in Österreich.

4.2.3 Quantitative Forschung

Um die Einflussfaktoren in dieser Arbeit bestimmen zu können, werden die einzelnen Faktoren mittels quantitativer Fragestellungen gemessen. Lüdders (2017) beschreibt unter quantitativer Forschung die Erklärung eines menschlichen Verhaltens anhand von klaren Formeln und Regeln. Dabei lässt sich die quantitative Analyse in ordinal-, intervall- oder ratio-skalierten Messungen unterteilen. Pro Frage der empirischen Untersuchung, welche in den Tabellen Tabelle 4: Fragen zur Technologie, Tabelle 5: Fragen zur Organisation und Tabelle 6: Fragen zur Umwelt ersichtlich sind, können die Punkte 5 bis 1 vergeben werden. Dabei steht 5 für „starke Zustimmung“ und 1 für „starke Ablehnung“.

4.2.4 Aufbau des Fragebogens

In der Literatur finden sich eine Vielzahl an Empfehlungen wie ein Fragebogen als Instrument wissenschaftlicher Arbeiten eingesetzt werden kann. Döring und Bortz (2016) empfehlen am Beginn einer Onlineumfrage eine Willkommenseite mit Informationen zur Umfrage und weiterführenden Informationen zur Studie, wie dem Ziel der Forschung und das Forschungsfeld, bereitzustellen. Auf dieser Willkommenseite kann auch vermerkt werden, dass alle Daten anonym erfasst und nur im Rahmen dieser Studie ausgewertet werden. Porst (2014) empfiehlt, dass Fragestellungen thematisch gruppiert werden sollen und dass das Ausfüllen eines Fragebogens nicht länger als 15 Minuten dauern darf, um frühzeitige Abbrüche zu vermeiden. Auf Basis dieser Empfehlung hat der verwendete Fragebogen zuerst eine Willkommenseite und anschließend drei thematische Bereiche mit insgesamt gesamt 26 Fragestellungen.

Demografische Daten

Im ersten Bereich werden demografische Daten zur Person und zum Unternehmen abgefragt. So wird auf das Alter, das Geschlecht, die höchste abgeschlossene Schulbildung sowie auf die Position der Probandinnen und Probanden im Unternehmen eingegangen. Für das Unternehmen wird die Branche und die Größe ermittelt. Die Unternehmen werden anhand der Anzahl im Unternehmen beschäftigter Personen eingeordnet.

Standaufnahme der Einführung

Der zweite Bereich beginnt mit einer Definition von Business Intelligence und Analytics Systemen und der anschließenden Frage, ob die Probandinnen und Probanden bereits vor dieser Definition wussten, worum es sich bei Business Intelligence und Analytics handelt. Anschließend werden die Fragestellungen für den Stand der Einführung angeführt. Dabei wird zwischen den Phasen: Keine Berührung mit BI&A Systemen, Evaluierungs- & Einführungsphase und Nutzung unterschieden.

Einflussfaktoren

Im dritten und letzten Bereich werden Fragestellungen zu unterschiedlichen Einflussfaktoren gestellt. Dabei konzentriert sich diese Arbeit auf die Einflussfaktoren:

- Relativer Vorteil
- Datenqualität im Unternehmen
- Kostenersparnis
- Managementunterstützung
- Kultur rationaler Entscheidungen
- Readiness der Unternehmen für BI&A Systeme
- Wahrgenommener Wettbewerbsvorteil

Den einzelnen Einflussfaktoren werden jeweils eine Dimension des TOE Modells zugewiesen. Eine Zuweisung vereinfacht die anschließende Auswertung und Diskussion aus den unterschiedlichen Sichtweisen.

4.2.5 Operationalisierung der Einflussfaktoren

Nicht alle in der Theorie verwendeten Einflussfaktoren lassen sich direkt messen. Um solche indirekten Einflussfaktoren erfassen zu können, empfiehlt Scholl (2018) eine Operationalisierung der einzelnen Einflussfaktoren in messbare Merkmale. Im Fall einer Umfrage sind die einzelnen Merkmale, die Fragestellungen zu den Faktoren. Scholl (2018) beschreibt weiter, dass die operationalisierten Merkmale den Einflussfaktor möglichst gut widerspiegeln sollen. Für diese Arbeit werden aus diesem Grund bereits verwendete Fragestellungen zu den einzelnen Einflussfaktoren aus unterschiedlichen Studien zum Themengebiet Adaption von BI&A Anwendungen in KMU herangezogen. Diese formulierten Fragestellungen haben den Vorteil, dass sie in vorangegangenen Studien bereits erprobt und angewandt wurden. In den vorgegangenen Studien ist weiterführend vermerkt und erprobt, dass die formulierte Fragestellung die Einflussfaktor gut operationalisieren können (Boonsiritomachai et al., 2016; Puklavec et al., 2018). Ein weiterer Vorteil ist der Bezug der Fragestellungen auf die Zielgruppe von kleinen und mittelständischen Unternehmen. Die meisten dieser Studien sind in englischer Sprache verfasst und somit werden die Fragestellungen vor der Übernahme übersetzt. Im Kapitel 4.3 Empirisches Modell werden die einzelnen Einflussfaktoren im Detail vorgestellt und pro Fragestellung werden jeweils die Autor*innen genannt.

4.3 Empirisches Modell

Diese Arbeit hat zum Ziel, den aktuellen Stand von BI&A Systemen in heimischen kleinen Unternehmen in besser zu verstehen und einordnen zu können. Dafür wird der Stand der Unternehmen in Bezug auf die Einführung von BI&A Systemen in drei Stufen eingeteilt. Die drei Stufen sind: 1) Keine Aktion in Bezug auf BI&A Systeme, 2) Evaluierung & Adaptionenphase und 3) die Phase der Verwendung von BI&A Systemen. Zusätzlich werden Einflussfaktoren durch Fragestellungen erfasst. Die gewählten Faktoren umfassen einen Ausschnitt der Chancen und Herausforderungen aus den Kapiteln 3.4 Herausforderungen von Business Intelligence und Analytics, 3.5 Voraussetzungen für eine Einführung sowie 3.3 Mehrwert durch Business Intelligence und Analytics. Die ausgewählten Faktoren lassen sich den einzelnen Dimensionen des TEO Modells zuweisen und nach diesen gruppieren. Die Kategorisierung der Fragen und die Auswahl der Einflussfaktoren orientiert sich dabei primär an den Arbeiten von Puklavec et al. (2018), Hatta et al. (2015) und Boonsiritomachai et al. (2016). In Abbildung 11: Empirisches Modell sind die einzelnen Dimensionen mit Faktoren sowie die Adaptionstufen grafisch dargestellt. Im Rahmen dieser Arbeit werden sieben verschiedene Faktoren erfasst.

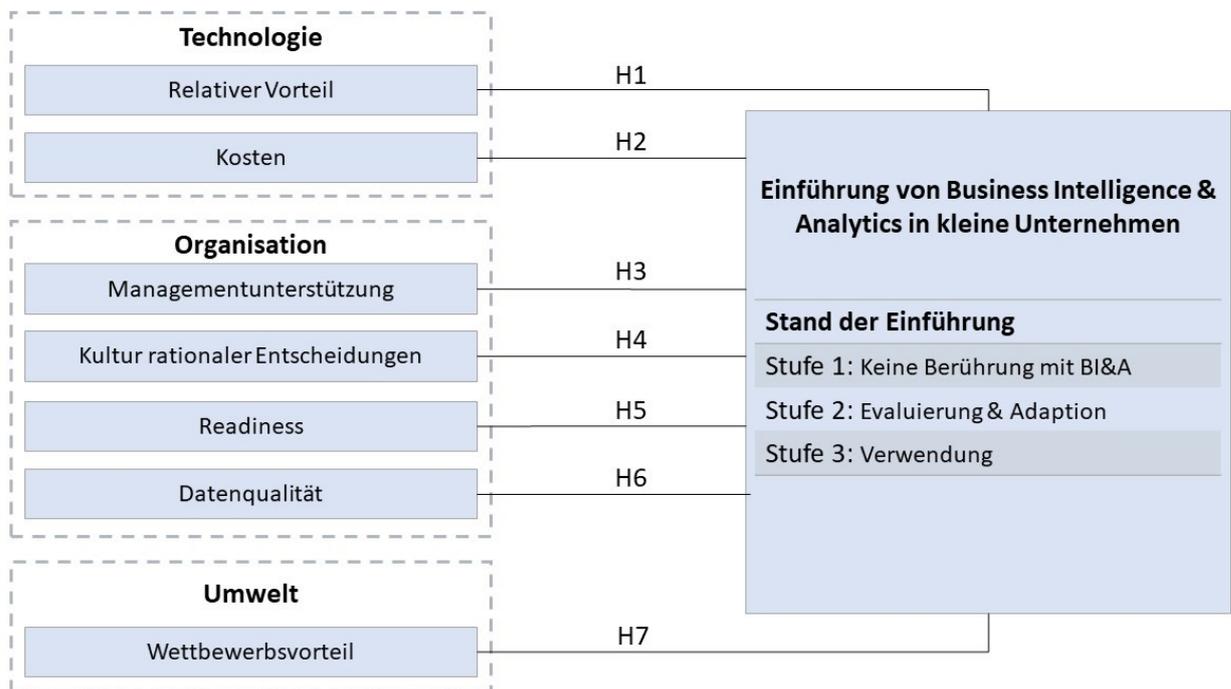


Abbildung 11: Empirisches Modell

4.3.1 Standaufnahme der Einführung

Dieses Kapitel beschäftigt sich mit der Frage, inwiefern BI&A Systeme und Technologien in kleinen Unternehmen in Österreich eingesetzt werden. Dazu werden den Proband*innen verschiedene Fragen zur aktuellen Nutzung und dem Stand der Einführung von BI&A Systemen gestellt. Anhand der Antworten werden Unternehmen einer Stufe einer dreistufigen Skala zugeordnet. Die erste und initiale Stufe ist: Keine Berührungen mit BI&A. Unternehmen werden dieser Stufe zugewiesen, wenn sie sich noch nicht mit BI&A Technologien auseinandergesetzt haben und weder Anwendungsfälle im Unternehmen noch das Potenzial dieser Technologie evaluiert haben. Die zweite Stufe ist die Evaluierung und Adaption. Unternehmen in dieser Stufe haben die Technologie bereits evaluiert, evaluieren sie gerade oder führen BI&A Technologien gerade in das Unternehmen ein. Die dritte Stufe ist die Verwendungen der vollständig implementierten Technologie. Neben der Frage des aktuellen Standes der Einführung werden auch weitere Fragen hinsichtlich der Intention der Nutzung, der Erfahrung im Einführungsprozess und die Ausprägung der aktuellen Nutzung von BI&A Systemen gestellt. Diese dienen dazu ein umfangreiches Bild der aktuellen Situation zu erhalten. Die Kategorisierung der Unternehmen in drei Einführungsstufen und die weiteren Fragestellungen zur Nutzung und Intention stammen aus der Studie von Puklavec et al. (2018) und werden für diese Arbeit adaptiert. In Tabelle 3: Fragen zum Stand der Einführung sind die übersetzten und teilweise angepassten Fragen ersichtlich.

Stufe 1: Keine Berührung mit BI&A Systemen

Unternehmen in dieser Kategorie haben sich noch nicht mit BI&A Systemen auseinandergesetzt und noch keine Tests unternommen. Unternehmen auf dieser Stufe haben das Potenzial dieser Technologien für das Unternehmen noch nicht evaluiert.

Stufe 2: Evaluierungs- & Einführungsphase

In der Evaluationsphase sammelt das Unternehmen Informationen über die BI&A Systeme, welche zur Bewertung einer Einführung in Betracht gezogen werden. Die Evaluationsphase ist die Grundlage für eine Einführung von BI&A Systemen und Technologien. Dabei können die Probandinnen und Probanden in der Umfrage auswählen, ob das Unternehmen BI&A Systeme nutzen möchte und ob bereits erste Tests mit BI&A Systemen durchgeführt wurden. In der Einführungsphase wird die Technologie von dem Unternehmen implementiert und eingeführt. Die Fragestellungen zur Evaluierung stammen von Chan und Chong (2013). Die Fragestellungen zur Einführungsphase stammen von Puklavec et al. (2018).

Stufe 3: Benutzung

Business Intelligence & Analytics sind Überbegriffe für eine Fülle an unterschiedlichen Technologien und Anwendungen. Die Fragen in dieser Kategorie geben Auskunft, welche Technologien konkret in den Unternehmen eingesetzt werden. Zu einigen Antwortmöglichkeiten in dieser Fragestellung werden Einsatzszenarien und Anwendungen genannt, um den Probandinnen und Probanden ein besseres Verständnis der Technologie zu ermöglichen. Für einige Antwortmöglichkeiten in dieser Fragestellung wie manuelle Berichte oder das Arbeiten mit Kennzahlen sind BI&A Technologien nicht zwingend notwendig. Die Befragung dieser

Anwendungsfälle ermöglicht jedoch ein breiteres Bild der verwendeten Arbeitsmethoden und der Stand der Einführung kann besser verstanden werden. Die erweiterten Fragestellungen zur Benutzung stammen von Puklavec et al. (2018).

Tabelle 3: Fragen zum Stand der Einführung

Faktoren	Item	Fragestellungen
Stand der Einführung	A1	In welchem Stadium der BI&A-Einführung ist Ihr Unternehmen derzeit? <ul style="list-style-type: none"> • Wir haben uns bis jetzt nicht mit BI&A Systemen auseinandergesetzt. • Evaluierungsphase • Wir haben diese Technologie evaluiert und planen aber nicht, sie einzuführen. • Wir haben diese Technologie evaluiert und planen sie einzuführen. • Ein BI&A System wurde bereits implementiert.
	EVA1	Unser Unternehmen beabsichtigt BI&A Systeme nach Möglichkeit zu nutzen.
Evaluierung	EVA2	Unser Unternehmen hat bereits erste Tests mit BI&A Systemen durchgeführt.
Benutzung	U1	Welche Methoden und Technologien verwendet Ihr Unternehmen derzeit? <ul style="list-style-type: none"> • Manuelle Berichte (z. B. In Excel) • Automatisch generierte Berichte (z. B. Periodische Berichte aus Excel) • Dashboards (grafische Darstellung von Unternehmensdaten) • Auswertungen mit Kennzahlen oder KPIs • Unternehmensweites Data Warehouse • Erweiterte Analysen wie Data Mining • Erweiterte Analysen für Vorhersagungen (Predictions) • Andere

4.3.2 Technologische Einflussfaktoren

Die technische Dimension ist eine von drei Dimensionen im TOE Modell. Die technische Dimension wird in dieser Arbeit mittels zwei Faktoren gemessen. Die zwei Faktoren sind der relative Vorteil durch BI&A und die Kostenersparnis für das Unternehmen durch diese Technologien. Die Fragestellungen zu dieser Dimension sind in Tabelle 4: Fragen zur Technologie ersichtlich.

Tabelle 4: Fragen zur Technologie

Faktoren	Item	Fragestellungen
Relativer Vorteil	RA1	BI&A Systeme ermöglichen es Unternehmen die richtigen Entscheidungen zu treffen und die richtigen Maßnahmen zu ergreifen.
	RA2	BI&A Systeme verbessern die Effektivität von Entscheidungen und Maßnahmen in Unternehmen.
Kostenersparnis	COS1	Unternehmen können durch den Einsatz von BI&A Systeme unnötige Kosten vermeiden und Zeit sparen.

Relativer Vorteil

Fragestellungen zum Faktor relativer Vorteil haben zum Ziel den Nutzen von BI&A Anwendungen aus Sicht der Probandinnen und Probanden zu messen. Dabei sind die Fragen generisch gehalten. So zielen die Fragestellungen nicht auf dem Einsatz von BI&A im eigenen Unternehmen ab, sondern beziehen sich generell auf die Einschätzung der Probandinnen und Probanden vom Nutzen von BI&A für Unternehmen. Der relative Vorteil ist auch in anderen Studien ein häufig erfasster Faktor (Hatta et al., 2015; M. Olszak & Ziemba, 2012; Puklavec et al., 2018). Die Fragestellungen in der Umfrage für diesen Faktor stammen von Puklavec et al. (2018). Nach Puklavec et al. (2018) kann ein hoher wahrgenommener relativer Vorteil von BI&A Systemen ein Unternehmen dazu veranlassen neue IT-Innovation zu übernehmen. Daraus leitet sich folgende Hypothese ab:

H1: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen dem wahrgenommen relativen Vorteil durch BI&A Systeme und dem Stand der Einführung.

Kostensparnis

Bei dem Faktor Kostensparnis wird eine Frage zu vermeidbaren Kosten und Zeitersparnisse durch BI&A Systeme gestellt. Wie in Kapitel 3.4 Herausforderungen von Business Intelligence und Analytics diskutiert, stellen finanzielle Aufwendungen für kleine Unternehmen eine ganz besondere Herausforderung dar. Dabei wird untersucht, ob sich die Einführung eines BI&A Systems aus Sicht der Unternehmer*innen finanziell rentiert. Die Fragestellungen zum Faktor Kostensparnis sind von Chan und Chong (2013) übersetzt. Aus dieser Überlegung lässt sich die Hypothese 2 ableiten.

H2: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen der wahrgenommenen Kostensparnis und dem Stand der Einführung.

4.3.3 Organisatorische Einflussfaktoren

Die Dimension der Organisation des Unternehmens beschreibt die strukturelle Fähigkeit und den Willen eines Unternehmens BI&A einzusetzen. In dieser Arbeit werden für diese Kategorie vier Faktoren gemessen. Die Faktoren sind die Unterstützung für BI&A Systeme durch das Management, die Kultur rationale Entscheidungen zu treffen, die Bereitschaft eines Unternehmens BI&A einzusetzen und die vorherrschende Datenqualität im Unternehmen. Die Fragestellungen zu dieser Dimension sind in Tabelle 5: Fragen zur Organisation ersichtlich.

Tabelle 5: Fragen zur Organisation

Faktoren	Item	Fragestellungen
Management- unterstützung	MS1	Die Geschäftsführung unterstützt den Einsatz von BI&A Systemen.
Kultur rationaler Entscheidungen	RD1	Unser Unternehmen versucht fundierte Entscheidungen auf Basis von Zahlen und Fakten zu treffen.
	RD2	Unser Unternehmen animiert dazu, nach Daten/Informationen zu suchen, um die Entscheidungsfindung zu unterstützen.
Readiness	RE1	Unser Unternehmen verfügt über ein gutes Verständnis wie BI&A Systeme in unserem Unternehmen eingesetzt werden können.
	RE2	Unser Unternehmen verfügt über die erforderlichen technischen und betriebswirtschaftlichen Fähigkeiten zur Implementierung eines BI&A Systems.
	RE3	Unser Unternehmen verfügt über ausreichende Ressourcen (finanziell, technologisch...) zur Übernahme von BI&A Systems.
	RE4	Unser Unternehmen weiß, wie Informationstechnologien (IT) zur Unterstützung unserer Geschäftstätigkeit eingesetzt werden kann.
Datenqualität	ODE1	Die derzeit in unserem Unternehmen verfügbaren Daten haben eine hohe Qualität.
	ODE2	Die Daten, die wir derzeit in unserem Unternehmen verwenden, sind zuverlässig.

Managementunterstützung

Im Kapitel 3.4 wird das mangelnde Engagement der Unternehmer*innen von kleinen Unternehmen für BI&A Projekte als eine Herausforderung beschrieben. Dieser Faktor misst, inwieweit BI&A Projekte von heimischen Geschäftsführenden unterstützt werden. Leeser (2020) beschreibt, dass in den meisten kleinen Unternehmen die geschäftsführende Person, die IT Strategie vorgibt oder zumindest maßgeblich mitentscheidet. Somit kann die Fragestellung nach der Unterstützung von BI&A Projekten von der Geschäftsführung als guter Anhaltspunkt für die Bereitschaft einer möglichen Umsetzung herangezogen werden. Die Fragestellung zu diesem Faktor stammt von Chan und Chong (2013). Die ursprüngliche Frage bezieht sich auf unterschiedlichen Managementebenen und wird in dieser Arbeit auf die Geschäftsführung angepasst. Die dritte Hypothese lautet wie folgt:

H3: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen der Managementunterstützung und dem Stand der Einführung.

Kultur rationaler Entscheidungen

Dieser Faktor versucht die Kultur für rationale Entscheidungen in Unternehmen zu messen. Wie in Kapitel 3.5 beschrieben, werden viele strategische Entscheidungen in kleinen Unternehmen von Geschäftsführenden selbst getroffen. Gerade in kleinen Unternehmen geschieht dies oft aus einem Bauchgefühl und der Erfahrung heraus (Gudfinnsson & Strand, 2017). Dieser Faktor versucht zu messen, inwiefern diese Beobachtung auf heimischen kleinen Unternehmen zutreffen. Mit einem zunehmenden Bedürfnis, Entscheidungen auf Basis von Zahlen und Fakten zu treffen, steigt auch die Wahrscheinlichkeit, dass BI&A in den Unternehmen Einsatz finden (Kulkarni et al., 2017). Die Fragestellungen für diesen Faktor stammen von Kulkarni et al. (2017). Die vierte Hypothese lautet:

H4: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen dem Faktor Kultur rationaler Entscheidungen und dem Stand der Einführung.

Readiness

Der Faktor Readiness versucht die Voraussetzungen eines Unternehmens für den optimalen Einsatz von BI&A Systemen und Technologien zu messen. Dies geschieht unter anderem mit Fragestellungen zur IT-Kompetenz und finanziellen Mitteln der Unternehmen. Im Kapitel 3.5 wird ein Fehlen dieser Ressourcen als Herausforderungen für BI&A Systeme in kleinen Unternehmen diskutiert. Die Fragestellungen für diesen Faktor stammen von Ifinedo (2011). Für diesen Faktor lässt sich die Hypothese fünf wie folgt ableiten:

H5: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen dem Faktor Readiness und dem Stand der Einführung.

Datenqualität

Dieser Faktor konzentriert sich auf die Qualität der digitalen Daten in den befragten Unternehmen. Aus technischer Sicht sind verlässliche Daten mit hoher Qualität eine Voraussetzung, um nach der Transformation und Analyse dieser Daten brauchbare und qualitativ hochwertige Ergebnisse zu erhalten. Je mehr digitale Daten in hoher Qualität zur Verfügung stehen, desto größer ist das Potenzial Rückschlüsse aus den Daten zu ziehen und Querverbindungen bilden zu können. Diese Fragestellungen zu diesem Faktor sind von einer Studie von Ramamurthy et al. (2008) übersetzt und übernommen. Die Hypothese sechs lautet wie folgt:

H6: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen dem Faktor Datenqualität und dem Stand der Einführung.

4.3.4 Einflussfaktoren der Umwelt

Die Dimension der Umwelt wird durch den Faktor Wettbewerb erfasst. Diese Dimension beschreibt die Umwelteinflüsse auf die Verwendung von BI&A Technologien in Unternehmen.

Tabelle 6: Fragen zur Umwelt

Faktoren	Item	Fragestellungen
Wettbewerbsvorteil	COM1	Unternehmen die BI&A Systeme nutzen haben einen Wettbewerbsvorteil gegenüber Unternehmen, die diese Technologie nicht nutzen.
	COM2	Unser Unternehmen nutzt BI&A Systeme, um wettbewerbsfähig zu sein.

Wettbewerbsvorteil

Wie in Kapitel 3.4 beschrieben, kann der Einsatz von BI&A Systemen zu einem Wettbewerbsvorteil führen. Nach Themistocleous et al. (2004) neigen Unternehmen durch gesteigerten Wettbewerbsdruck dazu nach neuen Geschäftsansätzen Ausschau zu halten, indem sie ihre Effizienz und Produktivität erhöhen. Die Fragen für diesen Faktor stammen von Boonsiritomachai et al. (2016). Aus dieser Überlegung lässt sich folgende Forschungsfrage ableiten.

H7: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen dem Faktor Wettbewerbsvorteil und dem Stand der Einführung.

5 AUSWERTUNG UND DISKUSSION DER ERGEBNISSE

Dieses Kapitel beinhaltet die Analyse der durch die Umfrage erhobenen Daten. Dabei werden die Datenanalyse, Interpretation und Diskussion der Ergebnisse präsentiert. Zu Beginn werden die demografischen Daten der Proband*innen beleuchtet und die teilnehmenden Unternehmen analysiert. Anschließend wird der Stand der Einführung ausgewertet und die Einflussfaktoren analysiert. Abschließend wird eine Korrelationsanalyse durchgeführt, um die Beziehungen der Variablen zu testen. Die erhobenen Daten werden mit dem Statistikprogramm R analysiert und interpretiert. Die analysierten Daten werden in Häufigkeitstabellen und Diagrammen dargestellt, um die Interpretation und das Verständnis der Forschungsergebnisse zu erleichtern.

5.1 Demografische und unternehmensspezifische Analyse

An der Umfrage nahmen insgesamt 97 Probandinnen und Probanden teil. Drei Umfragen wurden von den Proband*innen vorzeitig abgebrochen. Diese abgebrochenen Umfragen werden in dieser Arbeit ausgeschlossen. Daraus resultiert eine Stichprobengröße von N= 94.

5.1.1 Altersklassen und Geschlecht

Von den 94 Personen, die zur Stichprobe zählen, sind 68 (~72,3 %) Personen männlich und 26 (~27,7 %) weiblich. Kein Teilnehmender hat das Geschlecht „divers“ angegeben. Die Aufteilung ist in der Abbildung 12: Verteilung nach Altersklassen und Geschlecht ersichtlich.

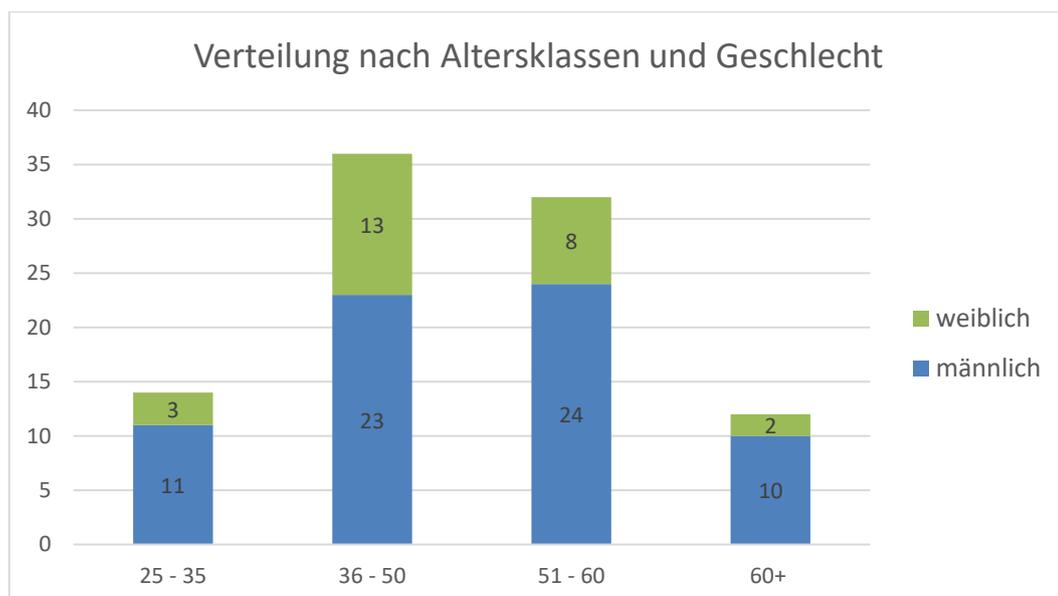


Abbildung 12: Verteilung nach Altersklassen und Geschlecht

Die meisten Probandinnen und Probanden sind der Altersklasse 36–50 Jahren, gefolgt von der Altersklasse 51–60 Jahre, zuordenbar. Keine Probandin und kein Proband ist jünger als 25

Jahre alt und 12 Teilnehmende sind älter als 60 Jahre alt. In allen Altersgruppen haben absolut mehr Männer an der Umfrage teilgenommen als Frauen. Jedoch sind in jeder Altersklasse auch Frauen enthalten. In der Altersgruppe 36–50 ist der relative Frauenanteil mit ~38,3 % am höchsten. Den geringsten relativen sowie absoluten Frauenanteil weist die Altersgruppe über 60 auf. Hierbei war lediglich zwei von zwölf teilnehmenden Personen weiblich (~16,7 %). In der Tabelle 7: Verteilung der Altersgruppen sind die Werte nach Altersgruppen aufgeschlüsselt.

Tabelle 7: Verteilung der Altersgruppen

Verteilung der Altersgruppen	Absolut	Relativ
jünger als 25	0	0 %
25-35	14	14,9 %
36-50	36	38,3 %
51-60	32	34,0 %
älter als 60	12	12,8 %
Gesamt	94	100 %

5.1.2 Höchste abgeschlossene Ausbildung

Die größte Gruppe an Proband*innen haben einen Abschluss an einer Fachhochschule oder einer Universität. Insgesamt umfasst diese Gruppe 37 Personen wovon 12 weiblich und 25 männlich sind. Relativ gesehen umfasst diese Gruppe rund ~39,4 % der Stichprobe. Die zweitgrößte Gruppe ist jene der Masantinnen und Masanten. Sie umfasst insgesamt 30 Personen (~31,9 %). Diese Gruppe lässt sich weiter nach der Art der Matura aufteilen. So entfallen auf die Gruppe der Masant*innen einer Berufsbildenden Höheren Schule (BHS) ~19,1 % der gesamten Proband*innen und ~12,8 % auf die Gruppe der Allgemeinbildenden höheren Schulen (AHS). Die drittgrößte Gruppe bildet der Abschluss Lehre mit 20 Personen (~21,3 %). Das Schlusslicht bilden die Ausbildungskategorien Pflichtschule (4 Personen; ~ 4,3 %) und Meisterprüfung (3 Personen; ~ 3,2 %). Eine grafische Darstellung der höchsten abgeschlossenen Schulbildung ist in der Abbildung 13: Verteilung nach der höchsten abgeschlossenen Schulbildung ersichtlich.

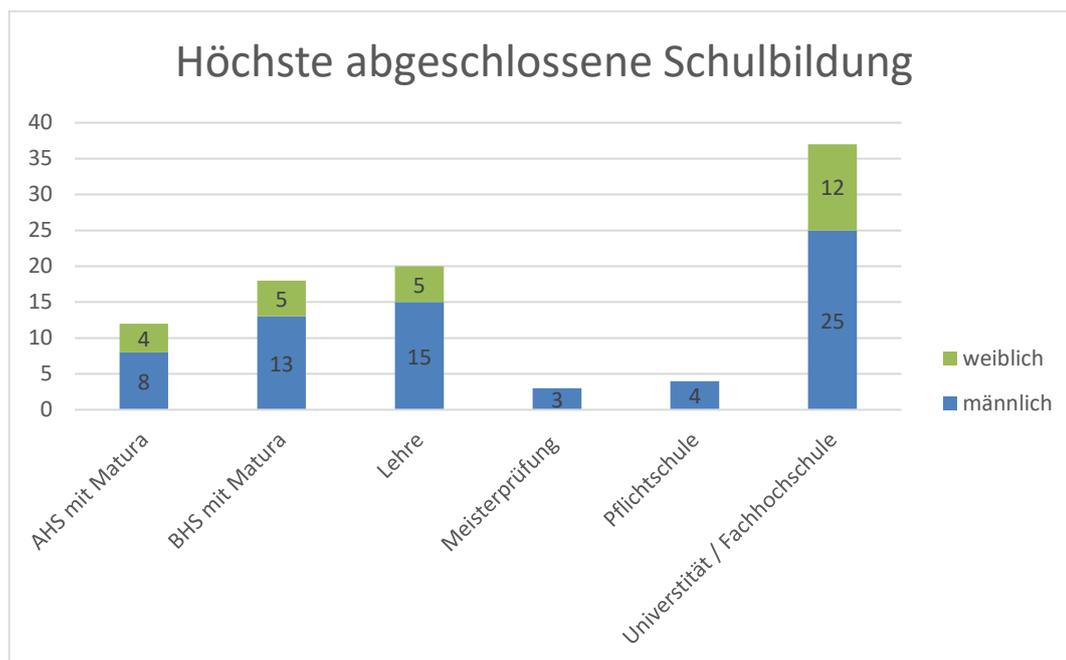


Abbildung 13: Verteilung nach der höchsten abgeschlossenen Schulbildung

Bei der Datenbereinigung werden der Gruppe „Universität und Fachhochschule“ auch Antworten wie „Hochschullehrgang“, „College“ und „Universitäres Diplom“ zugewiesen. Weiters gilt es zu beachten, dass die Gruppe „Meisterprüfung“ zwar am wenigsten Proband*innen enthält, jedoch diese Antwortmöglichkeit als einzige Kategorie nicht zur Auswahl im Fragebogen stand und die Proband*innen diese Kategorie selbstständig eintrugen. Abschließend ist anzumerken, dass ein Proband bei der höchsten Ausbildung „Meisterprüfung mit Matura“ angegeben. Dieser Proband wurde der Gruppe der „Meisterprüfung“ zugerechnet.

5.1.3 Position im Unternehmen

Ein Großteil der Befragten, rund 96 %, geben an in der Geschäftsführung tätig zu sein. Auf die restlichen vier Gruppen: Teilhaber, Finanzen und Business Management, Prokuristin und Assistentin der Geschäftsleitung entfällt jeweils eine Person. Diese Verteilung ist in der Tabelle 8: Verteilung der Positionen im Unternehmen dargestellt.

Tabelle 8: Verteilung der Positionen im Unternehmen

Verteilung der Altersgruppen	Absolut	Relativ
Geschäftsführung	90	~95,74 %
Prokuristin	1	~1,06 %
Assistentin der Geschäftsleitung	1	~1,06 %
Finanzen und Business Management	1	~1,06 %
Teilhaber	1	~1,06 %
Gesamt	94	100 %

Im Prozess der Datenbereinigung werden folgende angegebene Begriffe der Gruppe „Geschäftsführung“ zugewiesen: „Chef“, „CEO“, „Geschäftsführer“, „Inhaber & Geschäftsführer“, „Leitung“, „Eigentümer“, „Eigentümer & Geschäftsführung“, „Selbstständiger Architekt“, „Inhaberin“, „Chefin“, „gf. Eigentümer“, „GF, Geschäftsleitung“, „Unternehmer sowie geschäftsführende Gesellschafterin“.

5.1.4 Größe der Unternehmen

Die Auswertung der Umfragebögen nach Unternehmensgröße zeigt, dass alle Proband*innen in Kleinst- und Kleinunternehmen arbeiten oder es sich bei dem Unternehmen um Ein-Personen-Unternehmen handelt. Keiner der Proband*innen arbeitet in einem mittelständischen Unternehmen (>50 – 250 Mitarbeitende) und diese Gruppe in den Daten und somit in dieser Arbeit nicht vertreten. Dadurch beschränkt sich die Aussagekraft der Ergebnisse auf Unternehmen bis 50 Mitarbeiter*innen. Am häufigsten ist die Gruppe der Kleinstunternehmen (2-9 Personen) mit einer absoluten Häufigkeit von 47 Unternehmen vertreten. Somit ist die Hälfte der teilnehmenden Proband*innen dieser Gruppe zuordenbar. Die zweithäufigste Gruppe ist jene der Ein-Personen-Unternehmen (EPU) mit 28 Unternehmen (~30 %). Die kleinste Gruppe stellen die Kleinunternehmen (10-49 Personen) dar. Diese Gruppe umfasst 18 Unternehmen (~20 %). Diese Verteilung ist in Abbildung 14: Verteilung nach der Unternehmensgröße grafisch dargestellt.

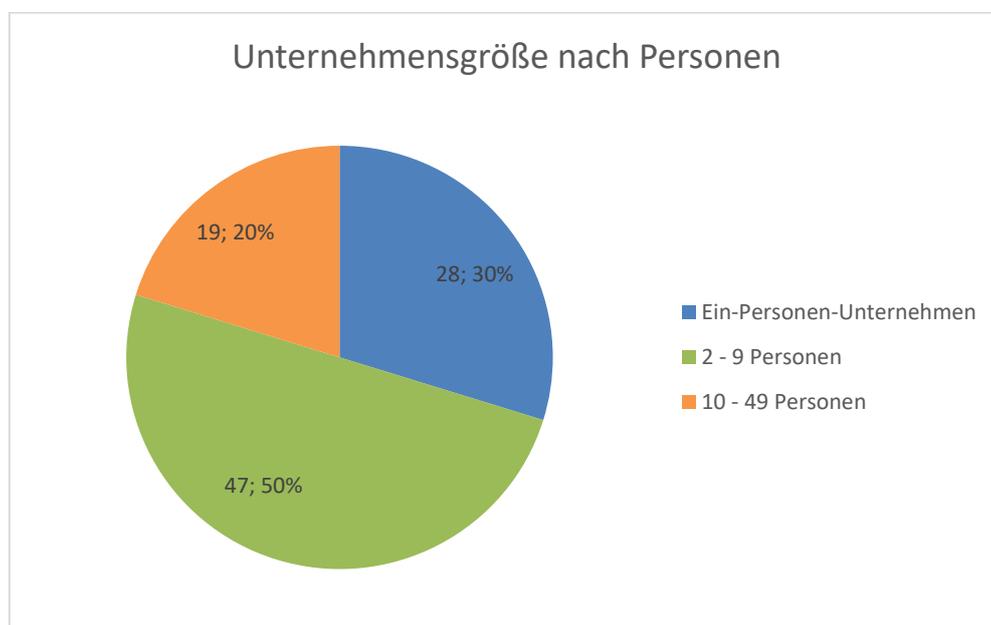


Abbildung 14: Verteilung nach der Unternehmensgröße

5.1.5 Branche der Unternehmen

Insgesamt haben Proband*innen fünf vordefinierte Branchen zur Auswahl und es war ebenfalls möglich eine eigene Branche anzugeben. Die Branche „Information und Consulting“ hat bei den Unternehmen die größte Häufigkeit. 36 Unternehmen sind dieser Branche zuzuordnen. Dies entspricht rund 38,3 % und somit mehr als ein Drittel der Unternehmen. Die zweitgrößte Branche ist mit 23 Unternehmen (~24,4 %). „Gewerbe und Handwerk“. Weitere Branchen in nach Größe absteigender Reihenfolge sind: „Tourismus und Freizeitwirtschaft“, „Handel“, „Medizin und Pflege“ sowie „Bank und Versicherung“. Eine detaillierte Auflistung der Häufigkeiten ist in Tabelle 9: Verteilung nach Branchen ersichtlich.

Tabelle 9: Verteilung nach Branchen

Verteilung der Branchen	Absolut	Relativ
Bank und Versicherung	1	~1,1 %
Gewerbe und Handwerk	23	~24,4 %
Handel	13	~13,8 %
Information und Consulting	36	~38,3 %
Tourismus und Freizeitwirtschaft	16	~17 %
Medizin und Pflege	5	~5,3 %
Gesamt	94	100 %

Im Zug der Datenanalyse werden folgende Antworten der Branche „Information und Consulting“ zugewiesen: „Architekt“, „Dienstleistung – Training“, „Recht“, „Werbung & Verlag & Tourismus“, „private Bildung“. Der Branche „Gewerbe und Handwerk“ werden folgende Begriffe übertragen: „Kleintransport“, „Werbemittelproduktion“. Folgende Branchen wurden unter dem Begriff „Medizin und Pflege“ zusammengefasst. „Psychologische Beratung“, „Tiermedizin“, „Pflege und Betreuung“, „Gesundheit/Pflege“ und „Gesundheitswesen“.

5.1.6 Persönliche Erfahrung mit BI&A Systemen

Zu Beginn der Umfrage wird den Proband*innen eine Definition der Begriffe Business Intelligence und Analytics bereitgestellt und anschließend wird die Frage gestellt: „Wussten Sie bereits vor der Beschreibung warum es sich bei Business Intelligence und Business Analytics Systemen handelt?“. Eine knappe Mehrheit, der Proband*innen, rund ~55,3 %, hat diese Fragestellung mit Nein beantwortet. Aufgrund der hohen Anzahl an Proband*innen die noch kein Vorwissen zu BI&A haben, drängt sich die Frage auf, ob in dieser Gruppe die Fragen und Faktoren signifikant unterschiedlich beantwortet werden. Dazu wird pro Variable ein Zweistichproben-t-Test mit einem Signifikanzniveau von 0.05 in R durchgeführt. Das Skript ist hierbei in Anhang 2 ersichtlich. Dabei sind die Proband*innen in zwei Gruppen geteilt. Die

Gruppe 1 hat Vorwissen zu BI&A und die Gruppe 2 hat kein Vorwissen zu BI&A. In Tabelle 10: Unterschied zwischen Teilnehmenden ohne und mit Vorwissen sind die Ergebnisse ersichtlich. Pro Gruppe wird der arithmetische Mittelwert pro Variable angegeben und über den t-Test ermittelt, ob es sich um einen signifikanten Unterschied der Mittelwerte pro Variable handelt.

Tabelle 10: Unterschied zwischen Teilnehmenden ohne und mit Vorwissen

Variable	mean G1	mean G2	t	df	p-value	Sig. Differenz
Relativer Vorteil (RA)	3.666	2.644	5.067	91.91	0.0000	Ja
Kostenersparnis (COS)	3.857	3.057	4.302	91.809	0.0000	Ja
Managementunterstützung (MS)	3.380	2.673	2.531	85.872	0.0130	Ja
Kultur rationaler Entscheidungen (RD)	3.964	3.355	2.89	89.627	0.0048	Ja
Readiness (RE)	3.404	2.360	5.496	78.754	0.0000	Ja
Datenqualität (ODE)	4.202	3.519	3.548	91.23	0.0006	Ja
Wettbewerbsvorteil (COM)	3.011	2.259	3.453	75.714	0.0009	Ja

Die durchschnittliche Bewertung aller sieben Faktoren ist bei der Gruppe der Proband*innen ohne Vorwissen signifikant geringer als in der Gruppe der Proband*innen, welche bereits Vorwissen zu BI&A haben. Am deutlichsten fällt der Unterschied bei der Variable Readiness aus. Hierbei bewerten Proband*innen der Gruppe 1 die Fragen im Durchschnitt um 1,04 Punkte höher, also um eine Stufe der fünfstufigen Skala höher. Der relative Vorteil durch BI&A Systemen wurde ebenfalls um durchschnittlich 1,02 Punkte höher bewertet. Die geringsten Unterschiede fallen bei der Datenqualität der Unternehmen und der Variable Kultur rationaler Entscheidungen aus. So wurde die vorliegende Datenqualität in Unternehmen im Durchschnitt von der Gruppe 1 mit 0,61 höher bewertet. Durchschnittlich haben Proband*innen der Gruppe 1 die Fragestellungen um 0,80 Punkte positiver und höher bewertet als Proband*innen aus der Gruppe 2.

5.2 Konsistenzreliabilität

Um die Validität der erhobenen Daten und der erfassten Variablen zu messen wird die Konsistenzreliabilität mittels des Kennwertes Cronbach's Alpha gemessen. Das Ziel dieser Überprüfung ist es herauszufinden, ob die Variablen für eine Analyse des vorgeschlagenen empirischen Modells geeignet sind. Die Kennzahl Cronbach Alpha dient dazu, Variablen auf ihre innere Konsistenzreliabilität zu prüfen. Dabei wird der gleichgewichtete Durchschnitt der Inter-Indikatoren-Korrelation gemessen (Cho, 2016). Für die Berechnung werden mindestens zwei Fragestellungen pro Faktor benötigt. Somit können für die Faktoren Kostenersparnis und Managementunterstützung keine Werte ermittelt werden. Der Wert für Cronbach' Alpha kann eine Zahl zwischen 0 und 1 annehmen. Mehrere Autor*innen nennen 0,7 als Grenzwert um eine ausreichende Reliabilität innerhalb einer Variablen zu erreichen. Dieser Grenzwert wird auch in anderen Studien zur Ermittlung von Einflussfaktoren angenommen. (Chau, 1999; Hatta et al., 2015; Ong Lih, 2014). In der Tabelle 11: Konsistenzreliabilität ist ersichtlich, dass sich der errechnete Wert für das Cronbach's Alpha bei allen Variablen und Dimensionen zwischen 0,77 und 0,92 bewegt und somit jede Variable den Grenzwert von 0,7 überschreitet. Daher können alle Fragestellungen für weitere Analysen herangezogen werden.

Tabelle 11: Konsistenzreliabilität

Dimension	Variablen	Cronbach's Alpha	Items
Technologie (T)		0,85	3 von 3
Technologie	Relativer Vorteil (RA)	0,92	2 von 2
Technologie	Kosten (COS)	-	1 von 1
Organisation (O)		0,85	9 von 9
Organisation	Managementunterstützung (MS)	-	1 von 1
Organisation	Datenqualität (ODE)	0,84	2 von 2
Organisation	Kultur rationaler Entscheidungen (RD)	0,77	2 von 2
Organisation	Readiness (RE)	0,83	4 von 4
Umwelt (E)		0,80	2 von 2
Umwelt	Wettbewerbsvorteil (COM)	0,80	2 von 2

5.3 Stand der Einführung von BI&A

Für den Stand der Einführung werden Unternehmen einer von drei Einstufungsstufen zugeteilt. Diese Stufen sind: Keine Berührung mit BI&A Technologien, Evaluierung und Adaption und die letzte Stufe: Benutzung. Die Zuweisung erfolgt auf Basis der Frage A1 im Fragenkatalog. Proband*innen haben die Möglichkeit zwischen fünf Antwortmöglichkeiten zu wählen.

1. Wir haben uns bis jetzt nicht mit BI&A Systemen auseinandergesetzt.
2. Evaluierungsphase
3. Wir haben diese Technologie evaluiert und planen aber nicht, sie einzuführen.
4. Wir haben diese Technologie evaluiert und planen sie einzuführen.
5. Ein BI&A System wurde bereits implementiert.

Die Stufe 1 ist der Antwortmöglichkeit 1 gleich zusetzten. Die Stufe 2 beinhaltet die Antwortmöglichkeiten 2 bis 4 und die Stufe 3 beinhaltet die Antwortmöglichkeit 5. Mit dieser Kategorisierung hat die Datenanalyse folgendes Ergebnis ergeben. Ein Großteil der befragten Unternehmen hat sich noch in keiner Weise mit Technologien aus dem Bereich Business Intelligence und Analytics auseinandergesetzt. Diese Gruppe umfasst mit 73 Unternehmen ~78 % aller befragten Unternehmen. Die zweithäufigste Gruppe ist der mit 13 Unternehmen der Stufe 2 zuordenbar. Gerade einmal 7 der befragten Unternehmen geben an, BI&A Technologien zu nutzen. Diese Unternehmen bilden somit die kleinste Gruppe. In Abbildung 15: Stand der Einführung von BI&A Systemen ist diese Kategorisierung dargestellt. Das weniger als ein Viertel der befragten Unternehmen Kontakt mit Technologien aus dem breiten Feld der Business Intelligence & Analytics Anwendungen haben, zeigt recht eindeutig einen geringen Stand der Einführung auf.

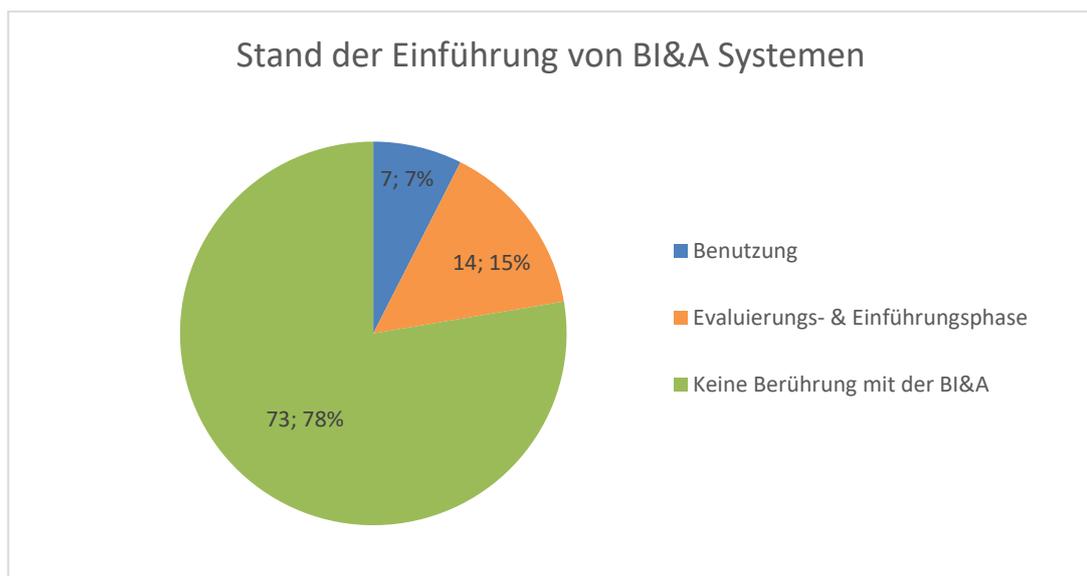


Abbildung 15: Stand der Einführung von BI&A Systemen

5.3.1 Evaluierung im Detail

In der Stufe 2: Evaluierung und Einführungsphase wurden drei Antwortmöglichkeiten zusammengefasst. Lediglich zwei Proband*innen geben an, die Technologie evaluiert zu haben, diese jedoch nicht einführen zu wollen (Antwort 3). Wie in Abbildung 16: Aufteilung Evaluierungsphase ersichtlich ist, haben 7 Proband*innen angegeben, in der Evaluierungsphase zu sein. Sieben Unternehmen haben diese Technologie bereits evaluiert und fünf davon möchten BI&A Systeme implementieren.

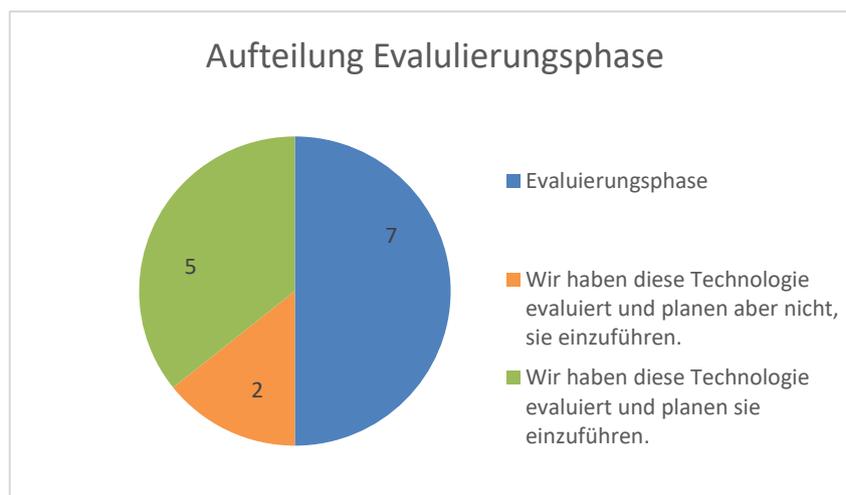


Abbildung 16: Aufteilung Evaluierungsphase

5.3.2 Potenzielle Nutzung

Eine tendenzielle Prognose für eine potenzielle zukünftige Nutzung dieser Technologie kann anhand der Frage: „Unser Unternehmen beabsichtigt BI&A Systeme nach Möglichkeit zu nutzen.“, abgeleitet werden. Interessant ist in diesen Zusammenhang die Analyse der Antworten der Unternehmen aus der Sicht der unterschiedlichen Einführungsstufen von BI&A. Unternehmen der Stufe 1 beantworten diese Frage im Durchschnitt mit 2.34 und einer Standardabweichung von 0,97. Auch der Median liegt unterdurchschnittlich bei 2. Somit ergibt sich die Schlussfolgerung, dass das durchschnittliche Unternehmen, welches zum jetzigen Zeitpunkt BI&A nicht evaluiert oder eingeführt hat, tendenziell geringes Interesse an dieser Technologie hat. Die relativ große Standardabweichung von ~1 und Ausreißer nach oben zeigen jedoch auch ein gewisses Potenzial in dieser Gruppe auf. Unternehmen die aktuell BI&A evaluieren zeigen eine erhöhte Zustimmung zu dieser Frage (mean=3.54; sd=1,13; median=4). Dieser Trend ist erwartbar, da diese Unternehmen schon konkrete Schritte für einen Einsatz von BI&A gesetzt haben. Unternehmen welche BI&A Systeme bereits im Einsatz haben zeigen eine starke Zustimmung zu dieser Frage (mean=4.86; sd=0.38; median=5).

5.3.3 Verwendete Technologien in Unternehmen

Um die Nutzung von Technologien und der Arbeitsweise der Unternehmen umfangreich zu verstehen, wird eine Frage mit sieben Antwortmöglichkeiten gestellt. Bei den Antwortmöglichkeiten handelt es sich dabei um Verfahren und Technologien aus dem Umfeld von BI&A. Proband*innen werden gebeten die aktuell verwendeten Methoden anzuführen.

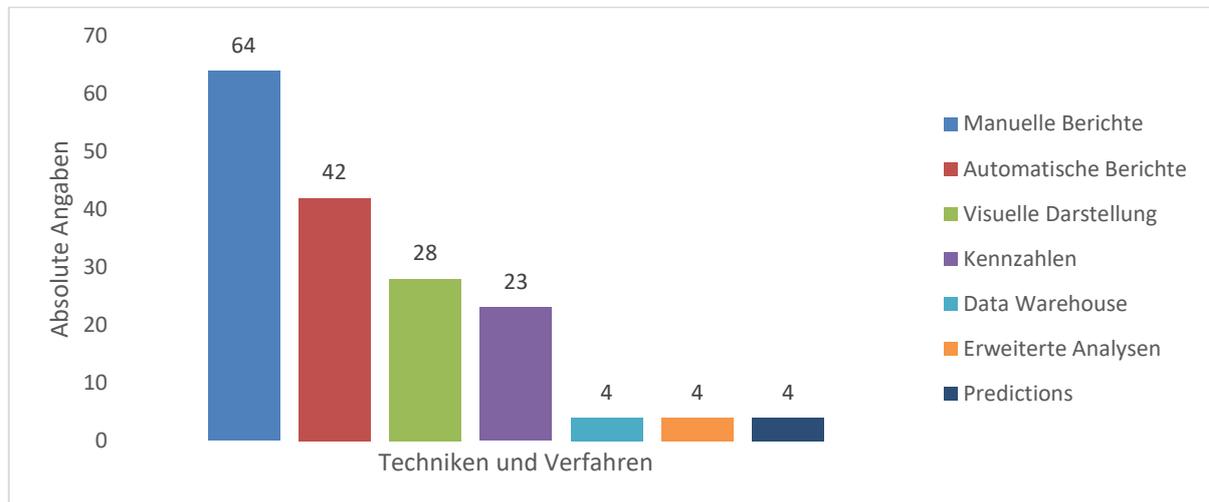


Abbildung 17: Verwendung von Verfahren und Technologien

In Abbildung 17: Verwendung von Verfahren und Technologien sind die Angaben der Proband*innen grafisch summiert dargestellt. Die meisten der befragten Unternehmen machen aktuell die Auswertung der Unternehmensdaten rein manuell, beispielsweise in Excel. Das geben über zwei Drittel der Unternehmen (absolut 64; relativ 68,1 %) an. 43,6 % (absolut 41) der Unternehmen geben weiters an periodische Berichte automatisiert ausgeben zu lassen. Das allein ist zwar noch keine Technologie von BI&A, jedoch ist dieser Prozentsatz im Vergleich zum generellen Stand der Einführung überraschend hoch. Knapp unter ein Drittel (absolut 28; relativ 29,7 %) der befragten Unternehmen setzt eine grafische Auswertung der Unternehmensdaten, wie Dashboards, ein. Rund ein Viertel der Unternehmen (absolut 23; relativ 24,5 %) misst deren Leistung und Fortschritte an Kennzahlen und KPIs. Eine zentrale Datenspeicherung in einem Data Warehouse und somit eine Single Source of Truth wird lediglich von 4 Unternehmen (4,2 %) betrieben. Gleich gering sieht die Verwendung von Methoden aus dem Bereich von Business Analytics aus. So werden erweiternde Analysen wie Data Mining von ebenfalls lediglich 4 Unternehmen praktiziert und erweiterte Analysen zur Vorhersage von zukünftigen Ereignissen (predictions) von ebenfalls vier Unternehmen (4,2 %) angewandt.

5.3.4 Stand der Einführung nach Unternehmensgröße

Dieses Unterkapitel betrachtet den Stand der Einführung von BI&A Systemen in kleinen Unternehmen hinsichtlich der Unternehmensgröße der Unternehmen. Zur Auswertung der beiden Variablen wird eine Kreuztabelle herangezogen. Diese wird mithilfe des Zusatzpaketes gmodels in R erstellt.

Tabelle 12: Kreuztabelle Stand der Einführung und Unternehmensgröße

	Keine Berührung mit BI&A Systemen	Evaluierungs- & Einführungsphase	Verwendung
EPU	25	2	1
Kleinstunternehmen	33	8	6
Kleinunternehmen	15	4	0

In der Tabelle 12: Kreuztabelle Stand der Einführung und Unternehmensgröße sind pro Unternehmensgröße die summierten Antworten für den Stand der Einführung ersichtlich. Interessant ist, dass kein Kleinunternehmen, welches an der Umfrage teilgenommen hat, BI&A Systeme bereits einsetzt. Am häufigsten werden BI&A Systeme in Kleinstunternehmen (absolut 6 Unternehmen) eingesetzt. Die Gruppe der Kleinstunternehmen ist jedoch mit 50 % (47 Unternehmen absolut) die größte Gruppe. Bei den EPU setzt lediglich ein Unternehmen auf BI&A Systeme. Interessant ist auch, dass rund 21 % der Kleinunternehmen BI&A Systeme aktuell evaluieren oder einführen. Bei den EPU ist der relative Anteil in der Evaluierungs- & Einführungsphase mit ~7 % am geringsten. Es besteht kein signifikanter Zusammenhang zwischen der Größe des Unternehmens und dem Stand der Einführung.

5.3.5 Stand der Einführung nach Branchen

In der Tabelle 13: Kreuztabelle Stand der Einführung und Unternehmensbranche ist pro Unternehmensbranche der Stand der Einführung ersichtlich. Die Auswertungen der Tabelle zeigen, dass der größte Anteil der Unternehmen, welche mit BI&A Systeme evaluiert haben, diese gerade einführen oder BI&A Systeme bereits verwenden, der Branche Information und Consulting zuweisbar ist.

Tabelle 13: Kreuztabelle Stand der Einführung und Unternehmensbranche

	Keine Berührung mit BI&A Systemen	Evaluierungs- & Einführungsphase	Verwendung
Bank und Versicherung	1	0	0
Gewerbe und Handwerk	22	1	0
Handel	11	2	0
Information und Consulting	20	10	6
Medizin und Pflege	5	0	0
Tourismus und Freizeitwirtschaft	14	1	1

5.4 Einflussfaktoren

Als Einflussfaktoren werden in dieser Arbeit Variablen bezeichnet welche einen potenziellen Zusammenhang mit dem Stand der Einführung von BI&A in kleinen Unternehmen haben. Die einzelnen Variablen bestehen aus ein bis vier likert-skalierten Fragestellungen. Pro Frage kann eine Punkteanzahl von 1 (starke Ablehnung) über 3 (neutral) bis 5 (starke Zustimmung) vergeben werden. Als Mittelwert einer Variablen dient der arithmetische Mittelwert aller zugrundeliegenden Fragestellungen. Die einzelnen Variablen lassen sich zur Übersichtlichkeit weiter in drei Dimensionen: Technik, Organisation und Umwelt gruppieren. Pro Dimension wird zusätzlich zu den Lagemaßen eine Auswertung der Faktoren nach dem Stand der Einführung von Unternehmen erstellt. Dabei haben Unternehmen auf der Stufe 1 keine Berührung mit BI&A Systemen, Unternehmen der Stufe 2 sind aktuell in der Evaluierungs- oder Einführungsphase und Unternehmen der Stufe 3 verwenden BI&A Technologie bereits. Zur Überprüfung, ob es sich bei den Bewertungen und Mittelwerten nach Einführungsstufen um einen signifikanten Unterschied handelt wird ein Kruskal-Wallis Test durchgeführt. Brunner et al. (2019) beschreiben den Kruskal-Wallis Test als nichtparametrisches Verfahren um mehrere Stichproben unabhängiger Variablen zu vergleichen. Dabei gilt der Kruskal-Wallis Test als Alternative für die einfaktorielle ANOVA (Analysis of Variance). Die abhängige Variable muss für diesen Test ordinal skaliert sein. Für den Kruskal Wallis Test müssen mehr als zwei Gruppen, in dieser Arbeit sind es drei, vorliegen. Da der Kruskal Wallis Test nur Aufschlüsse auf die Frage, ob es einen signifikanten Unterschied in der Beantwortung der einzelnen Fragestellungen zwischen den Unternehmen der einzelnen Einführungsstufen geben kann, jedoch nicht erklärt zwischen welchen Stufen explizit ein Unterschied besteht, wird nach dem Kruskal Wallis Test ein Post hoc Test durchgeführt. Der Post hoc Test vergleicht die drei Gruppen (Stufen der Einführung) paarweise. Für diese Arbeit wird der ungepaarte Wilcoxon Test mit der Adjustierung nach Bonferroni herangezogen. Das Signifikanzniveau der einzelnen Tests wird mit 0,05 angenommen. Wird dieses Signifikanzniveau überschritten, so kann die Nullhypothese, dass es keinen Unterschied zwischen den Mittelwerten der Bewertungen gibt verworfen und der Unterschied der Mittelwerte als signifikant angesehen werden. Alle Auswertungen in diesem Kapitel wurden mithilfe des Programmes R durchgeführt und das verwendete Skript ist im Anhang 2 ersichtlich.

5.4.1 Technik

In der Dimension Technik werden drei Fragen und zwei Variablen abgefragt und ausgewertet. In der Tabelle 14: Lagemaße der Dimension Technik sind die Mittelwerte und Standardabweichungen zu den einzelnen Fragestellungen ersichtlich.

Tabelle 14: Lagemaße der Dimension Technik

Variablen und Fragestellungen		Mittelwert	Standardabweichung
Relativer Vorteil (RA)		3,1	1,11
RA1	BI&A Systeme ermöglichen es Unternehmen die richtigen Entscheidungen zu treffen und die richtigen Maßnahmen zu ergreifen.	3,02	1,15
RA2	BI&A Systeme verbessern die Effektivität von Entscheidungen und Maßnahmen in Unternehmen.	3,18	1,15
Kosten (COS)		3,41	1
COS1	Unternehmen können durch den Einsatz von BI&A Systeme unnötige Kosten vermeiden und Zeit sparen.	3,41	1

Beide Variablen wurden neutral bis tendenziell zustimmend bewertet. Die Kostenersparnis wird im Durchschnitt positiver bewertet. In der Tabelle 15: Bewertung der Dimension Technik nach Einführungsstufen von BI&A Systemen sind die Mittelwerte (mean) und Standardabweichungen (sd) der Variablen nach der Bewertung von Unternehmen der drei Einführungsstufen aufgeteilt. Die Abkürzung KU steht in dieser Tabelle für Klein- und Kleinstunternehmen sowie EPU.

Tabelle 15: Bewertung der Dimension Technik nach Einführungsstufen von BI&A Systemen

Variablen	KU der Stufe 1		KU der Stufe 2		KU der Stufe 3	
	mean	sd	mean	sd	mean	sd
Relativer Vorteil (RA)	2,84	1,06	3,86	0,78	4,56	0,79
	Kruskal-Wallis Test: $x^2= 20.416$; $df =2$; $p= 0.0002$					
Kostenersparnis (COS)	3,19	0,94	3,93	0,83	4,71	0,49
	Kruskal-Wallis Test: $x^2= 20,416$; $df = 2$, $p= 0.0000$					

Relativer Vorteil

Die Variable relativer Vorteil beschäftigt sich mit dem wahrgenommen relativen Vorteil, welcher durch den Einsatz von BI&A für das Unternehmen entsteht. Die Frage RA1 beinhaltet die Ansicht der Proband*innen, ob BI&A Systeme es Unternehmen ermöglichen die richtigen Entscheidungen zu treffen und die richtigen Maßnahmen abzuleiten. Beide Annahmen werden in der Literatur u. a. als Hauptmotivationen von BI&A Systemen genannt (Papachristodoulou et

al., 2017; Patrick Scholz et al., 2010). Die Umfrage hat ergeben, dass Proband*innen die Frage, ob Business Intelligence und Analytics es Unternehmen ermöglicht richtige Entscheidungen zu treffen, neutral bewerten (mean=3,02). Ein wenig positiver, mit einem Mittelwert von 3,18 wird die Frage nach einer Effektivitätssteigerung der Entscheidungsfindung durch BI&A in Unternehmen bewertet.

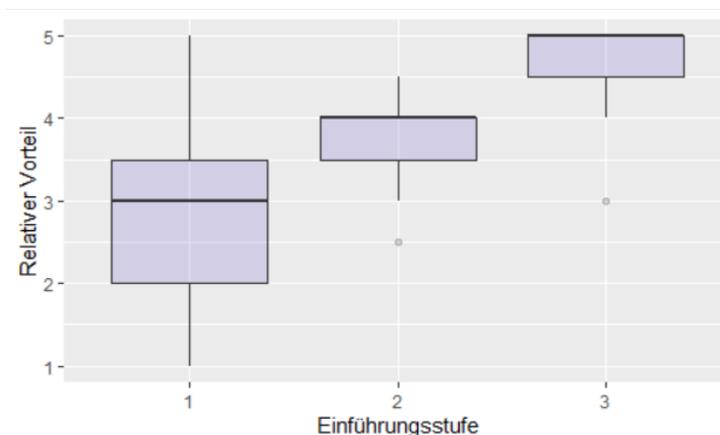


Abbildung 18: Boxplot relativer Vorteil gruppiert nach den Einführungsstufen

Um die Unterschiede zwischen der Beantwortung von Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systeme für den relativen Vorteil bewerten zu können, wird der Kruskal Wallis Test verwendet. Der Test ergibt hochsignifikante Unterschiede (Sig. = 0,0002) zwischen der Bewertung des relativen Vorteils von Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systemen (N Stufe 1 = 73; N Stufe 2 = 14; N Stufe 3 = 7). Der Post-hoc-Test (Dunn-Bonferroni-Test) zeigt, dass es einen signifikanten Unterschied zwischen Unternehmen der Stufe 1 und Stufe 2 ($p=0,0064$) Unternehmen der Stufe 2 und der Stufe 3 ($p=0,0469$) und Unternehmen der Stufe 1 und Stufe 3 ($p=0,0013$) gibt. In Abbildung 18: Boxplot relativer Vorteil gruppiert nach den Einführungsstufen ist der Zusammenhang grafisch dargestellt.

Unternehmen die mit BI&A Systemen noch keine Berührung haben, bewerten den relativen Vorteil mit im Schnitt mit 2,82. Somit sehen diese Unternehmen den relativen Vorteil durch BI&A Systeme als neutral bis tendenziell ablehnend. Unternehmen in der Evaluierungs- oder Einführungsphase bewerten den relativen Vorteil im Schnitt mit 3,86. Diese Unternehmen schätzen das Potenzial einer aliquoten und effizienten Entscheidungsfindung mit der Unterstützung von BI&A Systemen tendenziell positiv ein. Die höchste Zustimmung zum relativen Vorteil stammt aus der Gruppe von Unternehmen, welche BI&A Systeme bereits eingeführt haben. Diese Unternehmen bewerten den relativen Vorteil durch BI&A Systeme im Durchschnitt mit 4,56 und bestätigen somit, dass BI&A auch für kleine Unternehmen eine effizientere und aliquote Entscheidungsfindung zulassen.

Kostensparnis

Die Variable Kostensparnis beantwortet die Frage, ob die Teilnehmer*innen glauben, dass durch BI&A Technologien Kosten gespart werden können. Durch den Einsatz von BI&A sollen unterschiedliche Kosten verringert werden. So sollen Kosten und Zeit für die Erstellung manueller Berichte reduziert werden, aber auch nicht oder zu spät erkannte

Geschäftsmöglichkeiten oder eine Veränderung des Marktes können Kosten verursachen oder sparen. Im Durchschnitt geben die Proband*innen mit 3,41 eine leichte Zustimmung an, dass sich durch BI&A Kosten reduzieren lassen.

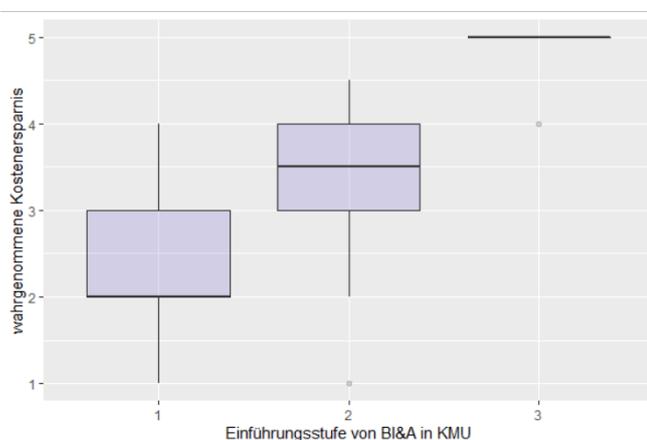


Abbildung 19: Boxplot Bewertung der Kostenersparnis gruppiert nach den Einführungsstufen

Um die Unterschiede zwischen den Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systemen für die Einschätzung der Kostenersparnis bewerten zu können, wird der Kruskal Wallis Test verwendet. Der Test ergibt signifikante Unterschiede (Sig. = 0,0017) zwischen der Bewertung der Kostenersparnis von Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systemen (N Stufe 1 = 73; N Stufe 2 = 14; N Stufe 3 = 7). Der Post-hoc-Test (Dunn-Bonferroni-Test) zeigt, dass es einen signifikanten Unterschied zwischen Unternehmen der Stufe 1 und Stufe 2 ($p=0,01556$), Unternehmen der Stufe 1 und der Stufe 3 ($p=0,0005$) nicht jedoch zwischen Unternehmen der Stufe 2 und Stufe 3 ($p=0,083$) gibt. In Abbildung 19: Boxplot Bewertung der Kostenersparnis gruppiert nach den Einführungsstufen ist dieser Zusammenhang grafisch dargestellt.

Unternehmen die mit BI&A Systemen noch keine Berührung haben, bewerten die Kostenersparnis im Schnitt mit 3,19 eher neutral. Unternehmen in der Evaluierungs- oder Einführungsphase stimmen einer Kostenersparnis durch BI&A Systeme im Schnitt mit 3,94 zu. Die höchste Zustimmung erhielt diese Variable aus der Gruppe von Unternehmen, welche BI&A Systeme bereits eingeführt haben. Diese Unternehmen bewerten die Kostenersparnis durch BI&A im Durchschnitt mit 4,71. Aus den Ergebnissen der Gruppe 2 und 3 lässt sich interpretieren, dass Unternehmen, die sich mit der breiten Thematik Business Intelligence und Analytics beschäftigen, von Kosteneinsparungen in der Entscheidungsfindung und Datenaufbereitung profitieren können. Dieses Ergebnis ist im Hinblick auf die Unternehmensgröße (bis 50 Mitarbeitende) der teilnehmenden Unternehmen bemerkenswert.

5.4.2 Organisation

Die Organisationsdimension umfasst am meisten Fragen und Variablen und hat das Ziel unternehmensinterne Faktoren zu erfassen.

Tabelle 16: Lagemaße der Dimension Organisation

Variablen und Fragestellungen		Mittelwert	Standard- abweichung
Managementunterstützung (MS)		2,99	1,38
MS1	Die Geschäftsführung unterstützt den Einsatz von BI&A Systemen.	2,99	1,38
Kultur rationaler Entscheidungen (RD)		3,63	1,06
RD1	Unser Unternehmen versucht fundierte Entscheidungen auf Basis von Zahlen und Fakten zu treffen.	3,78	1,15
RD2	Unser Unternehmen animiert dazu, nach Daten/Informationen zu suchen, um die Entscheidungsfindung zu unterstützen.	3,48	1,21
Readiness (RE)		2,82	1,03
RE1	Unser Unternehmen verfügt über ein gutes Verständnis wie BI&A Systeme in unserem Unternehmen eingesetzt werden können.	2,76	1,3
RE2	Unser Unternehmen verfügt über die erforderlichen technischen und betriebswirtschaftlichen Fähigkeiten zur Implementierung eines BI&A Systems.	2,78	1,3
RE3	Unser Unternehmen verfügt über ausreichende Ressourcen (finanziell, technologisch ...) zur Übernahme von BI&A Systems.	2,53	1,18
RE4	Unser Unternehmen weiß, wie Informationstechnologien (IT) zur Unterstützung unserer Geschäftstätigkeit eingesetzt werden kann.	3,24	1,28
Datenqualität (ODE)		3,82	1,01
ODE1	Die derzeit in unserem Unternehmen verfügbaren Daten haben eine hohe Qualität.	3,6	1,12
ODE2	Die Daten, die wir derzeit in unserem Unternehmen verwenden, sind zuverlässig.	4,05	1,06

Die höchste Zustimmung in der Organisationsdimension hat die Qualität der Daten in den Unternehmen. So geben die Proband*innen bei der Datenqualität (mean=3,6) und der Verlässlichkeit (mean=4,05) der Daten jeweils eine erhöhte Zustimmung an. Ebenfalls eine erhöhte Zustimmung findet die Entscheidungsfindung aufgrund von Zahlen und Fakten (mean = 3,78). Die geringste Zustimmung erhält die Frage nach den vorhandenen Ressourcen für die Einführung und das Benutzen von BI&A Systemen (mean=2,53). Die beschriebenen Werte sind in der Tabelle 16: Lagemaße der Dimension Organisation ersichtlich. In der Tabelle 17: Bewertung der Dimension Organisation nach Einführungsstufen von BI&A Systemen sind die

Mittelwerte und Standardabweichungen der Variablen nach der Bewertung von Unternehmen der drei Einführungsstufen aufgeteilt.

Tabelle 17: Bewertung der Dimension Organisation nach Einführungsstufen von BI&A Systemen

Variablen	KU der Stufe 1		KU der Stufe 2		KU der Stufe 3	
	mean	sd	mean	sd	mean	sd
Managementunterstützung	2,63	1,29	3,86	1,29	5	0
	Kruskal-Wallis Test: $\chi^2= 25,421$; $df = 2$; $p= 0,0000$					
Kultur rationaler Entscheidungen	3,42	1,07	4,14	0,57	4,79	0,57
	Kruskal-Wallis Test: $\chi^2= 15,717$; $df = 2$; $p= 0,0004$					
Readiness	2,52	0,89	3,62	0,7	4,43	0,59
	Kruskal-Wallis Test: $\chi^2= 28,906$; $df = 2$, $p= 0,0000$					
Datenqualität	3,73	1,02	4,07	1	4,36	0,75
	Kruskal-Wallis Test: $\chi^2= 4,608$; $df = 2$; $p= 0,09985$					

Managementunterstützung

Die Variable Managementunterstützung gibt an, inwiefern der Einsatz von BI&A Systemen durch das Management in kleinen Unternehmen unterstützt wird. Dadurch, dass in der Stichprobe rund 96 % der Proband*innen die Position der Geschäftsführung in ihrem Unternehmen innehaben, kann diese Fragestellung auch als Unterstützung von BI&A durch die Geschäftsführung interpretiert werden. Insgesamt wird die Unterstützung für den Einsatz von BI&A in Unternehmen neutral bewertet (mean = 2,99; sd=1,38). Mit einer Standardabweichung von 1,38 liegt hier die höchste Streuung der Dimension Organisation vor.

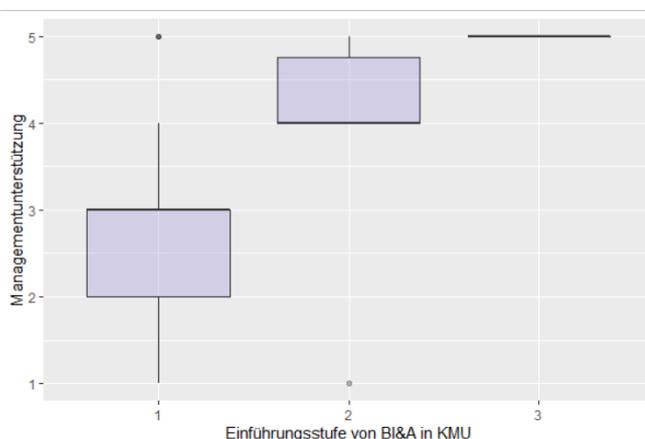


Abbildung 20: Boxplot Bewertung der Managementunterstützung gruppiert nach den Einführungsstufen

Um die Unterschiede zwischen den Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systemen für die Managementunterstützung bewerten zu können, wird der Kruskal Wallis Test

verwendet. Der Test ergibt signifikante Unterschiede (Sig. = 0,0000) zwischen der Bewertung der Managementunterstützung von Unternehmen der drei Stufen der Einführung (N Stufe 1 = 73; N Stufe 2 = 14; N Stufe 3 = 7). Der Post-hoc-Test (Dunn-Bonferroni-Test) zeigt, dass es einen signifikanten Unterschied zwischen Unternehmen der Stufe 1 und Stufe 2 ($p=0,0032$), Unternehmen der Stufe 2 und der Stufe 3 ($p=0,01215$) und Unternehmen der Stufe 1 und Stufe 3 ($p=0,00013$) gibt. Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 20: Boxplot Bewertung der Managementunterstützung gruppiert nach den Einführungsstufen grafisch dargestellt.

Geschäftsführende Personen die mit BI&A Systemen noch keine Berührung haben, zeigen mit Schnitt 2,63 eine neutrale bis ablehnende Haltung. Da ein Großteil der Unternehmen noch keine Berührung mit BI&A Systemen und Technologien gemacht hat, deutet dieses Ergebnis darauf hin, dass diese Unternehmen auch in Zukunft tendenziell eher zögerlich und abwartend mit diesem Thema umgehen werden. Unternehmen in der Evaluierungs- oder Einführungsphase haben eine tendenziell positive Managementunterstützung für BI&A Systeme (3,86). Alle Unternehmen welche BI&A Systeme bereits implementiert haben, bewerten die Unterstützung durch das Management als sehr hoch (5). Dies deutet darauf hin, dass BI&A Systeme für diese Unternehmen gut funktionieren und einen Mehrwert bietet.

Kultur rationaler Entscheidungen (RD)

Die Variable Kultur rationaler Entscheidungen zielt darauf ab, ob Entscheidungsträger*innen in Unternehmen bereit sind datengestützte Entscheidungen auf Basis von Zahlen und Fakten zu treffen. Dabei erhalten beide Fragestellungen tendenzielle Zustimmungen der Proband*innen. Beide Fragen sind so formuliert, dass sie explizit auf das jeweilige Unternehmen abfragen. Die Frage RD1 lässt darauf schließen, dass Unternehmen im Durchschnitt tendenziell einer Entscheidungsfindung auf Zahlen und Fakten positiv gegenüberstehen (mean=3,78; sd=1,15).

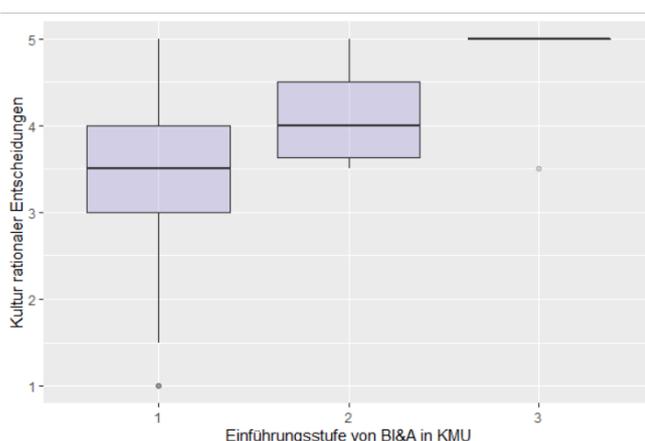


Abbildung 21: Bewertung der Kultur rationaler Entscheidungen gruppiert nach den Einführungsstufen

Um die Unterschiede zwischen Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A für die Kultur rationaler Entscheidungen bewerten zu können, wird der Kruskal Wallis Test verwendet. Der Test ergibt signifikante Unterschiede (Sig. = 0,02462) zwischen der Kultur rationaler Entscheidungen in Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systemen (N Stufe 1 = 73; N Stufe 2 = 14; N Stufe 3 = 7). Der Post-hoc-Test (Dunn-Bonferroni-Test) zeigt, dass es einen signifikanten Unterschied zwischen Unternehmen der Stufe 1 und Stufe 2 ($p=0,0419$),

Unternehmen der Stufe 1 und der Stufe 3 ($p=0,0033$) nicht jedoch zwischen Unternehmen der Stufe 2 und Stufe 3 ($p=0,0905$) gibt. Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 21: Bewertung der Kultur rationaler Entscheidungen gruppiert nach den Einführungsstufen grafisch dargestellt.

Unternehmen die mit BI&A Systemen noch keine Berührung haben, bewerten die unternehmensinterne Kultur rationaler Entscheidungen im Schnitt mit 3,42 tendenziell positiv. Das zeigt, dass auch Unternehmen ohne BI&A Lösungen tendenziell bestrebt sind Entscheidungen auf Basis von Zahlen und Fakten zu treffen. Dieser Trend könnte sich auf die zukünftige Ausbreitung von BI&A positiv auswirken. Unternehmen in der Evaluierungs- oder Einführungsphase bewerten die interne Kultur für rationale Entscheidungen mit im Durchschnitt 4,14 zustimmend. Das Unternehmen, welche Technologien aus dem Bereich von Business Intelligence und Analytics evaluieren oder einführen diese Frage zustimmend bewerten ist aufgrund der Eigenschaften von Business Intelligence und Analytics Systemen (Transparenz in den Daten schaffen und Entscheidungsempfehlungen ableiten) erwartbar. Eine hohe Zustimmung (4,79) zur internen Kultur rationale Entscheidungen zu treffen, kommt ebenfalls von Unternehmen, welche BI&A Systeme bereits implementiert haben.

Readiness (RE)

Die Variable Readiness enthält mit vier Fragestellungen die meisten Fragen eines Faktors. Die Frage RE1 befasst sich mit dem Verständnis wie BI&A in den jeweiligen Unternehmen eingesetzt werden kann. Hierbei lässt sich feststellen, dass die Proband*innen diese Frage eher neutral bis tendenziell negativ bewerten (mean=2,76; sd=1,3). Dies ist wahrscheinlich auf den hohen Prozentsatz der Proband*innen ohne Vorwissen zu BI&A zurückzuführen. Ähnlich fällt das Ergebnis bei der Frage RE2 nach den Fähigkeiten einer Implementierung eines solchen Systems (mean = 2,78) und der Frage RE3 nach ausreichend monetären und technischen Ressourcen im Unternehmen (mean=2,53; sd=1,18) aus. Die drei Fragen sind tendenziell abwertend bewertet. Nach Gudfinnsson und Strand (2017) stellen fehlende oder zu wenig qualifizierte Mitarbeiter*Innen in kleinen Unternehmen eine Hauptherausforderung für BI&A Projekte dar. Der generelle Einsatz von IT in den Unternehmen (RE4) wird in dieser Kategorie mit 3,24 am positivsten bewertet.

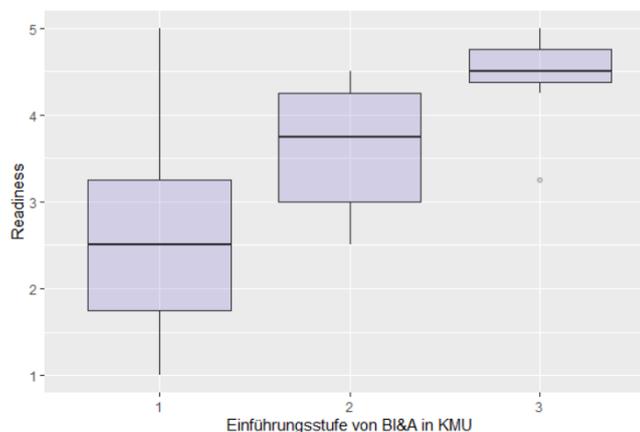


Abbildung 22: Bewertung der Readiness gruppiert nach den Einführungsstufen

Um die Unterschiede zwischen den Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systemen in Bezug auf die Readiness bewerten zu können, wird der Kruskal Wallis Test verwendet. Der Test ergibt signifikante Unterschiede (Sig. = 0,0000) zwischen der Readiness für Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systemen (N Stufe 1 = 73, N Stufe 2 = 14; N Stufe 3 = 7). Der Post-hoc-Test (Dunn-Bonferroni-Test) zeigt, dass es einen signifikanten Unterschied zwischen Unternehmen der Stufe 1 und Stufe 2 ($p=0,0002$), Unternehmen der Stufe 2 und der Stufe 3 ($p=0,0342$) und Unternehmen der Stufe 1 und Stufe 3 ($p=0,00022$) gibt. Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 22: Bewertung der Readiness gruppiert nach den Einführungsstufe grafisch dargestellt.

Unternehmen die mit BI&A Systemen noch keine Berührung haben, bewerten Fragen zur Einführung von Readiness BI&A Systemen im Schnitt mit 2,52 tendenziell ablehnend. Das zeigt, dass die Mehrheit der Unternehmen auf Basis der vier Fragen (RE1-RE4) noch Defizite im Verständnis von BI&A haben oder nötigen Ressourcen sowie nötigen Fähigkeiten im Unternehmen fehlen. Gerade das Fehlen von nötigen Ressourcen in den kleinen Unternehmen sticht mit einer durchschnittlichen Bewertung von 2,26 (median 2) besonders negativ hervor. Unternehmen in der Evaluierungs- oder Einführungsphase bewerten die Readiness mit im Durchschnitt 3,62 tendenziell zustimmend. Eine erhöhte Zustimmung (4,43) bei der Readiness zeigen Unternehmen, welche bereits BI&A Systeme implementiert haben.

Datenqualität

Die höchste Zustimmung in der Dimension Organisation findet der Faktor Datenqualität. Beide Fragestellungen beziehen sich direkt auf die jeweiligen Unternehmen und stellen Fragen nach der Qualität und der Zuverlässigkeit von unternehmensinternen Daten. Dabei wird die Zuverlässigkeit der Daten (4,05) im Durchschnitt höher als die Datenqualität (3,6) bewertet.

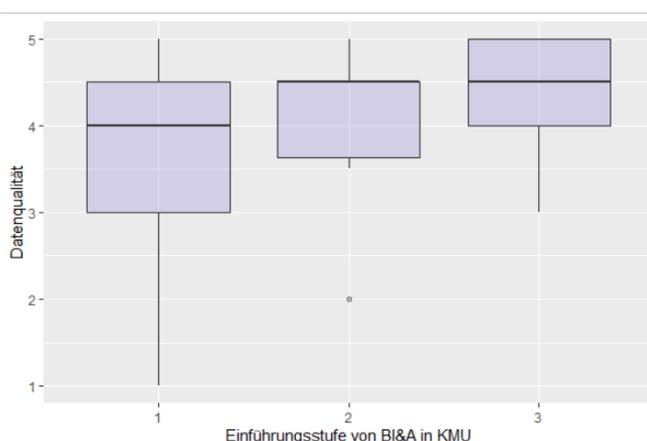


Abbildung 23: Bewertung der Datenqualität gruppiert nach den Einführungsstufen

Um die Unterschiede zwischen den Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systemen in Bezug auf die Datenqualität in den Unternehmen bewerten zu können, wird der Kruskal Wallis Test verwendet. Der Test ergibt keine signifikanten Unterschiede (Sig. = 0,3496) zwischen der Bewertung der Datenqualität für Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systemen (N Stufe 1 = 73; N Stufe 2 = 14; N Stufe 3 = 7). Somit ist die Datenqualität die einzige Variable in dieser Dimension, die keinen signifikanten Unterschied zwischen den

Unternehmen der verschiedenen Einführungsstufen ergibt. Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 23: Bewertung der Datenqualität gruppiert nach den Einführungsstufen grafisch dargestellt.

Zusammengefasst bedeutet dies, dass ein durchschnittliches Unternehmen der Stufe 1 und 2 bereits heute eine gute Datenbasis und somit diese Voraussetzung für die Implementation von BI&A Systemen erfüllt.

5.4.3 Umwelt

Die Dimension Umwelt besteht aus der Variable Wettbewerbsvorteil. Die Lagemaße zu dieser Variable sind in Tabelle 18: Lagemaße der Dimension Umwelt ersichtlich.

Tabelle 18: Lagemaße der Dimension Umwelt

Variablen und Fragestellungen		Mittelwert	Standardabweichung
Wettbewerbsvorteil (COM)		2,60	1,08
COM1	Unternehmen die BI&A Systeme nutzen haben einen Wettbewerbsvorteil gegenüber Unternehmen, die diese Technologie nicht nutzen.	3,03	1,08
COM2	Unser Unternehmen nutzt BI&A Systeme, um wettbewerbsfähig zu sein.	2,16	1,28

In der Tabelle 19: Bewertung der Dimension Umwelt nach Einführungsstufen von BI&A Systemen sind die Mittelwerte und Standardabweichungen der Variable nach der Bewertung von Unternehmen der drei Einführungsstufen aufgeteilt.

Tabelle 19: Bewertung der Dimension Umwelt nach Einführungsstufen von BI&A Systemen

Variablen	KU der Stufe 1		KU der Stufe 2		KU der Stufe 3	
	mean	sd	mean	sd	mean	sd
Wettbewerbsvorteil	2,23	0,78	3,36	0,93	4,86	0,38
Kruskal-Wallis Test: $\chi^2 = 33,017$; $df = 2$; $p = 0,0000$						

Wettbewerbsvorteil

Der Faktor Wettbewerbsvorteil zielt auf den wahrgenommenen Wettbewerbsvorteil und das Erhalten der eigenen Wettbewerbsfähigkeit als Motivation für die Adaption für BI&A ab. Die Frage COM1 nach einem generellen Wettbewerbsvorteil wird neutral mit durchschnittlich 3,03 bewertet. Die Fragestellung mit der insgesamt schlechtesten Bewertung ist die Frage COM2.

Diese Frage beschäftigt sich damit, ob das Unternehmen BI&A Systemen anwendet, um wettbewerbsfähig zu sein. Diese negative Bewertung von 2,16 ist aufgrund der vielen Unternehmen ohne BI&A nachvollziehbar.

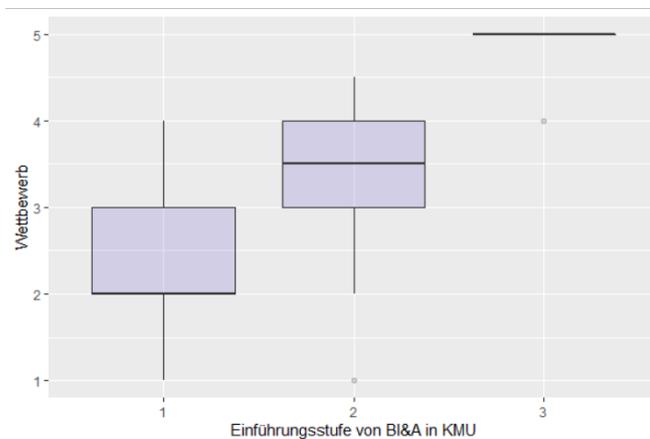


Abbildung 24: Bewertung des Wettbewerbsvorteils gruppiert nach den Einführungsstufen

Um die Unterschiede zwischen den Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systemen für die Bewertung des Wettbewerbsvorteiles evaluieren zu können, wird der Kruskal Wallis Test verwendet. Der Test ergibt signifikante Unterschiede (Sig. = 0,0000) zwischen der Bewertung des Wettbewerbsvorteiles durch die Unternehmen der drei Stufen der Einführung von BI&A Systemen (N Stufe 1 = 73; N Stufe 2 = 14; N Stufe 3 = 7). Der Post-hoc-Test (Dunn-Bonferroni-Test) zeigt, dass es einen signifikanten Unterschied zwischen Unternehmen der Stufe 1 und Stufe 2 ($p=0,0002$), Unternehmen der Stufe 2 und der Stufe 3 ($p=0,0017$) und Unternehmen der Stufe 1 und Stufe 3 ($p=0,0000$) gibt. Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 24: Bewertung des Wettbewerbsvorteils gruppiert nach den Einführungsstufen grafisch dargestellt.

Unternehmen die mit BI&A Systemen noch keine Berührung haben, bewerten Fragen zum Wettbewerbsvorteil durch BI&A Systeme im Schnitt mit 2,23 tendenziell ablehnend. Unternehmen in der Evaluierungs- oder Einführungsphase bewerten den Wettbewerbsvorteil durch BI&A Systeme mit im Durchschnitt 3,36 tendenziell zustimmend. Eine erhöhte Zustimmung (4,86) beim Wettbewerbsvorteil zeigen Unternehmen, welche bereits BI&A Systeme implementiert haben. Das klare Ergebnis der Unternehmen der Stufe 1 ist aufgrund der Frage COM2 nicht verwunderlich, da Unternehmen der Stufe 1 keine BI&A Systeme verwenden und daher per se keine BI&A Systeme wegen der Wettbewerbsfähigkeit einsetzen können. Überraschend ist, dass der Faktor Wettbewerbsvorteil bei den Unternehmen welche BI&A Systeme bereits implementiert haben in diesem Ausmaß signifikant hoch ist.

5.4.4 Zusammenfassung der Einflussfaktoren

In der Tabelle 20: Zusammenfassung der Einflussfaktoren sind die sieben Faktoren und mit deren arithmetischen Mittelwerten, der Standardabweichung, dem Median und der Range angegeben.

Tabelle 20: Zusammenfassung der Einflussfaktoren

Variablen	Mittelwert	Standard- abweichung	Median	Range
Relativer Vorteil (RA)	3,11	1,11	3	1-5
Kosten (COS)	3,41	1	3	1-5
Managementunterstützung (MS)	2,99	1,38	3	1-5
Kultur rationaler Entscheidungen (RD)	3,63	1,06	3,75	1-5
Readiness (RE)	2,82	1,03	2,75	1-5
Datenqualität (ODE)	3,82	1,01	4	1-5
Wettbewerb (COM)	2,6	1,08	2,5	1-5

Alle sieben Variablen bewegen sich mit einer Bewertung von durchschnittlich 2,6 bis 3,82 im Bereich der tendenziellen Ablehnung über die neutrale Sichtweise bis hin zur tendenziellen Zustimmung. Keine Variable unterschreitet im Mittel 2 (Ablehnung) oder kommt in den Bereich der starken Ablehnung (mean=1-2). Auf der anderen Seite des Spektrums erreicht keine Variable den Bereich der starken Zustimmung (mean=4-5). Am höchsten wird die Datenqualität in den Unternehmen mit einer durchschnittlichen Punktevergabe von 3,82 bewertet. Weiters kann festgestellt werden, dass Unternehmen tendenziell gewillt sind Entscheidungen auf Basis von Daten und Fakten zu treffen (mean = 3,63) und das Unternehmen tendenziell eine Kostenersparnis durch BI&A Systeme sehen. Der relative Vorteil den BI&A Systeme für das Unternehmen verursachen, sowie die Managementunterstützung wird im Mittel neutral bewertet. Es sei jedoch angemerkt, dass Proband*innen die sich mit der Thematik auseinandergesetzt haben, den relativen Vorteil tendenziell eher positiv bewertet haben (mean = 3,38). Jedoch wird auch von dieser Gruppe der Mehrwert eines solchen Systems für das Unternehmen nur tendenziell positiv eingeschätzt. Die Readiness des Unternehmens wird ebenfalls neutral bis tendenziell negativ bewertet. Viele Unternehmen verfügen nicht über die nötigen Ressourcen und das Wissen, um BI&A Projekte selbstständig durchführen zu können. Die letzte Variable beschäftigt sich mit dem Wettbewerbsvorteil durch BI&A. Im Schnitt schätzen Unternehmen BI&A als nicht relevant für den Wettbewerbsvorteil ein (mean = 2,6).

5.5 Prüfung der Zusammenhänge

Zur Ermittlung der Zusammenhänge, zwischen den Faktoren untereinander und zwischen den Faktoren und dem Stand der Einführung, wird eine Korrelationsmatrix als Darstellung verwendet. Dabei enthält die Korrelationsmatrix den Korrelationskoeffizienten r_s und ein Signifikanzniveau. Döring und Bortz (2016) beschreiben den Korrelationskoeffizienten als standardisiertes Maß um Effektgrößen zwischen zwei Variablen messen zu können. Dabei kann unter anderem zwischen der Korrelation nach Pearson für metrische und normalverteilte Variablen und der Rangkorrelation nach Spearman für ordinale Variablen oder nicht normalverteilten Daten unterschieden werden. Beide Verfahren ergeben Werte für den Korrelationskoeffizienten zwischen -1 und +1. Je näher der r-Wert an 0 liegt, desto schwächer ist der Zusammenhang. Bei -1 spricht man von einem negativen Zusammenhang und bei +1 von einem positiven Zusammenhang. Ein positiver Zusammenhang bedeutet, dass wenn der Wert einer Variablen steigt, der Wert der zweiten Variablen ebenfalls steigt. Für den Anwendungsfall in dieser Arbeit wird die Rangkorrelation nach Spearman verwendet. Dieser Korrelationskoeffizient ist mit r_s abgekürzt. Die Rangkorrelation kann verwendet werden, da der Stand der Einführung mit den drei Stufen des DOI Modelles ordinal skaliert ist. Zur textuellen Interpretation der Rangkorrelationen kann auf die Bewertung nach Cohen (1988) referenziert werden. Nach Cohen (1988) kann der Wertebereich von 0,1 bis 0,3 als kleiner Effekt, der Wertebereich von 0,3 bis 0,5 als mittlerer Effekt und der Wertebereich über 0,5 als großen Effekt interpretiert werden.

Tabelle 21: Korrelationsmatrix

		RA	COS	MS	RD	RE	ODE	COM
Stand der Einführung	r_s -value Sig.	0,46** 0	0,45** 0	0,51** 0	0,40** 0	0,55** 0	0,22* 0,0322	0,58** 0
Relativer Vorteil	r_s -value Sig.	1	0,63** 0	0,55** 0	0,46** 0	0,41** 0	0,17 0,0962	0,48** 0
Kostenersparnis	r_s -value Sig.		1	0,62** 0	0,42** 0	0,41** 0	0,11 0,31	0,56** 0
Management-support	r_s -value Sig.			1	0,45** 0	0,56** 0	0,14 0,187	0,68** 0
Kultur rationaler Entscheidungen	r_s -value Sig.				1	0,46** 0	0,37** 0,0002	0,32** 0,002
Readiness	r_s -value Sig.					1	0,26* 0,0106	0,61** 0
Datenqualität	r_s -value Sig.						1	0,00 0,967
Wettbewerbsvorteil	r_s -value Sig.							1

Die Zusammenhänge sowie die Signifikanz der Zusammenhänge sind in der Tabelle 21: Korrelationsmatrix dargestellt.

5.5.1 Korrelation zwischen den Faktoren

Das primäre Ziel dieser Arbeit besteht darin Zusammenhänge zwischen dem Stand der Einführung von BI&A Systemen in kleinen Unternehmen und den Einflussfaktoren zu finden. Trotzdem ist eine Analyse der Zusammenhänge der Einflussfaktoren untereinander ebenfalls interessant und aufschlussreich. Von den insgesamt 21 getesteten Korrelationen können 16 als hochsignifikant ($p < 0,01$), eine Korrelation als signifikant ($p < 0,05$) und vier Verbindungen als nicht signifikant kategorisiert werden. Dabei haben sechs Verbindungen einen starken Effekt ($r_s > 0,5$), neun Verbindungen einen mittelstarken Effekt ($0,3 > r_s > 0,5$) und eine Verbindung einen geringen signifikanten Effekt ($r_s < 0,3$). Der größte Effekt tritt zwischen den Variablen Managementsupport und Wettbewerbsvorteil auf und erreicht einen Wert von $0,68^{**}$. Wenngleich die Korrelation aus statistischer Sicht keine Schlüsse über die Kausalität zulässt, so lässt sich in diesen Zusammenhang aus inhaltlicher Sicht vermuten, dass ein reger Wettbewerb als externer Faktor einen Einfluss auf die Managementunterstützung von BI&A als unternehmensinterner Faktor hat. Eine umgekehrte Wirkung ist aus inhaltlicher Sicht unwahrscheinlicher. Der zweitgrößte positive Effekt ($r_s = 0,63^{**}$) kann zwischen den Variablen relativer Vorteil und Kostenersparnis festgestellt werden. Unternehmen, die das Potenzial durch BI&A Systeme richtige und aliquote Entscheidungen treffen zu können als hoch einschätzen, bewerten auch die mögliche Kostenersparnis durch BI&A hoch. Mit einem Korrelationskoeffizienten von $0,62^{**}$ kann der Zusammenhang zwischen der wahrgenommenen Kostenersparnis und dem Managementsupport angegeben werden. Die Variable Datenqualität in den Unternehmen hat die geringste Anzahl an signifikanten Korrelationen mit anderen Variablen in der Matrix. So korreliert die Qualität der Daten in den Unternehmen lediglich mit Kultur rationaler Entscheidungen, also dem Bestreben Entscheidungen auf Basis von Zahlen und Fakten zu treffen ($r_s = 0,37^{**}$) und der Readiness des Unternehmens, also der internen Bereitschaft BI&A Systeme einsetzen zu können ($r_s = 0,26^*$).

5.5.2 Korrelation der Einflussfaktoren und dem Stand der Einführung

Wie in Tabelle 21: Korrelationsmatrix ersichtlich, schwankt der Korrelationskoeffizient zwischen den Werten $0,22$ und $0,58$. Alle sieben Einflussfaktoren haben somit einen positiv signifikanten Zusammenhang mit dem Stand der Einführung von Business Intelligence und Analytics Systemen in kleinen Unternehmen in Österreich. Zwischen dem wahrgenommenen relativen Vorteil und dem Stand der Einführung von BI&A Systemen besteht mit einem Korrelationskoeffizienten von $0,46^{**}$ ein mittlerer positiver Effekt nach Cohen. Ähnlich hoch ist der Effekt zwischen dem zweiten Faktor der technischen Dimension: Kostenersparnis. Auch hier besteht mit $0,45^{**}$ ein positiv signifikanter Zusammenhang zwischen der Kostenersparnis und dem Stand der Einführung von BI&A. Der Managementsupport ($r_s = 0,51^{**}$) sowie der Faktor Readiness ($r_s = 0,55^{**}$) erreichen mit einer positiv signifikanten Korrelation zum Stand der Einführung einen großen Effekt nach Cohen. Einen mittleren Effekt ergibt der

Zusammenhang zwischen dem Stand der Einführung und der unternehmensinternen Kultur rationale Entscheidungen zu treffen ($r_s = 0,40^{**}$). Der kleinste positiv signifikante Effekt kann zwischen der Qualität der Daten und dem Stand der Einführung festgestellt werden ($r_s = 0,22^*$). Mit einem Korrelationskoeffizienten von $0,58^{**}$ hat der Wettbewerbsvorteil und somit die Umweltdimension den größten Effekt in dieser Arbeit auf den Stand der Einführung.

5.6 Prüfung der Hypothesen

Zur Verifikation oder Falsifizierung der sieben Hypothesen werde die Ergebnisse aus der Korrelationsmatrix herangezogen. Das Signifikanzniveau wird mit $0,05$ angenommen. Wenn der p-Wert in der Korrelationsmatrix diesen Wert nicht überschreitet und es um einen mindestens mittleren Effekt nach Cohen ($\geq 0,3$) handelt, wird die Hypothese angenommen. Die überprüften, angenommenen und verworfenen Hypothesen sind in Abbildung 25: Ergebnisse in Modelldarstellung grafisch dargestellt.

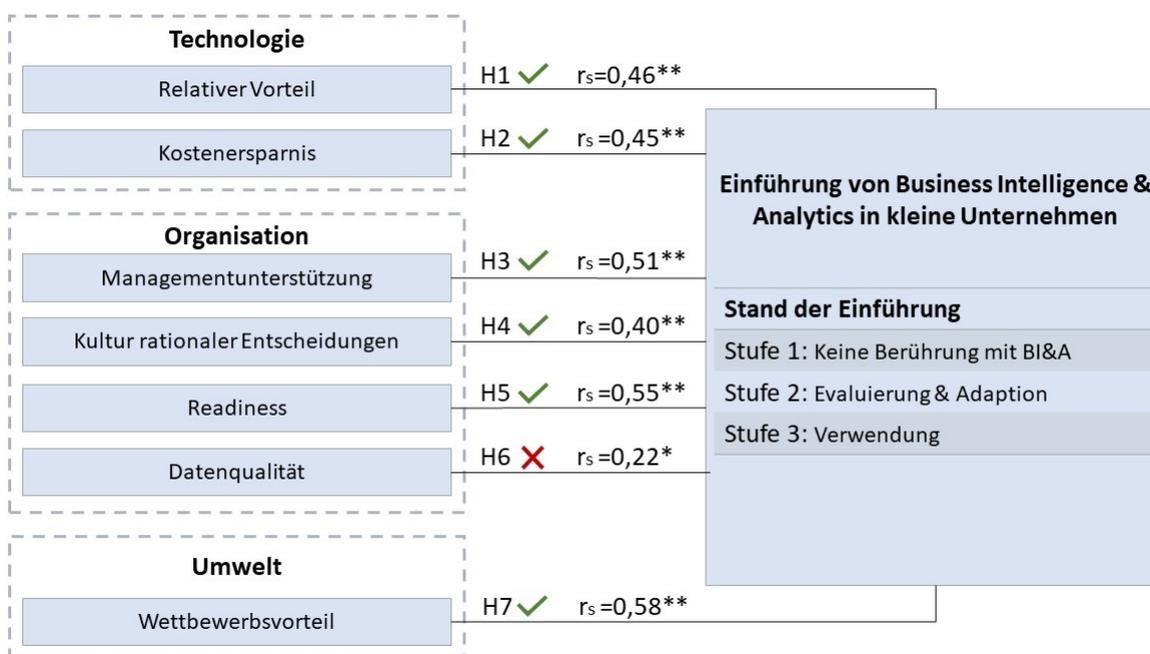


Abbildung 25: Ergebnisse in Modelldarstellung

Hypothesen der Dimension Technik

In der Dimension Technik werden zwei Hypothesen formuliert. Beide Hypothesen können bestätigt werden.

H1: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen dem Faktor relativer Vorteil und dem Stand der Einführung.

Die Hypothese 1 behandelt den Zusammenhang zwischen dem wahrgenommenen relativen Vorteil, welcher durch den Einsatz von Business Intelligence und Analytics für das Unternehmen entsteht und dem Einführungsstand von BI&A in den Unternehmen. Dabei kann

die Hypothese 1 mit einem positiv hochsignifikanten Zusammenhang von 0,46** angenommen werden.

H2: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen der wahrgenommenen Kostenersparnis und dem Stand der Einführung.

Die Hypothese 2 behandelt den Zusammenhang zwischen der wahrgenommenen Kostenersparnis durch den Einsatz von Business Intelligence und Analytics für das Unternehmen und den Einführungsstand von BI&A in den Unternehmen. Die Hypothese 2 kann mit einem positiv hochsignifikanten Zusammenhang von 0,45** angenommen werden.

Hypothesen der Dimension Organisation

In der Dimension Organisation werden vier Hypothesen formuliert. Drei Hypothesen können angenommen und eine Hypothese muss verworfen werden.

H3: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen der Managementunterstützung und dem Stand der Einführung.

Die Hypothese 3 behandelt den Zusammenhang der Unterstützung des Managements, genauer gesagt der Geschäftsführung für Business Intelligence und Analytics und den Stufen der Einführung solcher Systeme. Mit einem großen signifikant positiven Effekt nach Cohen (0,51**) kann die Hypothese 3 angenommen werden.

H4: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen dem Faktor Kultur rationaler Entscheidungen und dem Stand der Einführung.

Die Hypothese 4 behandelt den Zusammenhang zwischen der unternehmensinternen Kultur, rationale Entscheidungen zu treffen und den Einführungsstand von BI&A Systemen in den Unternehmen. Die Hypothese 4 kann mit einem positiv hochsignifikanten Zusammenhang von 0,40** angenommen werden.

H5: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen dem Faktor Readiness und dem Stand der Einführung.

Die Hypothese 5 behandelt den Zusammenhang zwischen der unternehmensinternen Readiness Business Intelligence und Analytics Systemen in Unternehmen einzuführen und verwenden zu können und dem Einführungsstand von BI&A Systemen in den Unternehmen. Die Hypothese 5 kann mit einem positiv hochsignifikanten Zusammenhang von 0,55** angenommen werden.

H6: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen dem Faktor Datenqualität und dem Stand der Einführung.

Die Hypothese 6 behandelt den Zusammenhang zwischen der unternehmensinternen Datenqualität und dem Einführungsstand von BI&A in den Unternehmen. Die Hypothese 6 hat

einen positiv signifikanten Zusammenhang. Der Effekt ist mit 0,22* jedoch klein und schwach ausgeprägt. Aus diesem Grund wird die Hypothese 6 verworfen.

Hypothesen der Dimension Umwelt

Für die Dimension Umwelt wird eine Hypothese erstellt. Diese Hypothese kann angenommen.

H7: Es besteht ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen dem Faktor Wettbewerbsvorteil und dem Stand der Einführung.

Die Hypothese 7 behandelt den Zusammenhang zwischen dem unternehmensexternen Faktor des Wettbewerbs und dem Einführungsstand von BI&A Systemen in den Unternehmen. Die Hypothese 7 kann mit einem positiv hochsignifikanten Zusammenhang von 0,58** angenommen werden.

5.7 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die Ergebnisse der Auswertung der empirischen erhobenen Daten beschrieben. Im ersten Schritt wurden die Daten bereinigt und eine demografische Analyse anhand der Altersgruppe, des Geschlechtes, der höchsten abgeschlossenen Schulbildung, der Position im Unternehmen, der Unternehmensgröße und der Branche der Unternehmen der Probandinnen und Probanden durchgeführt. Anschließend wurde der Stand der Einführung analysiert. Hierbei lässt sich feststellen, dass über drei Viertel der befragten Unternehmen noch keine Berührung mit Business Intelligence & Analytics Systemen hatten und diese BI&A auch noch nicht evaluiert haben. Daraus lässt sich ein geringer Stand der Einführung ableiten. Im Anschluss wird die Konsistenzreliabilität der einzelnen Faktoren mit Hilfe der Kennzahl Cronbach's Alpha ermittelt. Anschließend wird die Bewertung der einzelnen Einflussfaktoren diskutiert und die Bewertung der Einflussfaktoren im Kontext der Einführungsstufen analysiert und interpretiert. Abschließend werden die Einflussfaktoren mithilfe der Rangkorrelation nach Spearman in Verbindung mit den Einführungsstufen der Unternehmen gebracht. Auf Basis dieser Ergebnisse können die einzelnen Hypothesen angenommen oder verworfen werden.

6 CONCLUSIO

„You can have data without information, but you cannot have information without data.“

Daniel Keys Moran

In diesem Kapitel werden die Limitationen durch die Arbeit zusammengefasst, die Forschungsfrage mit den analysierten Daten beantwortet und ein Zukunftsausblick für weitere Forschung im Bereich von Business Intelligence und Analytics Systemen in kleinen Unternehmen gegeben.

6.1 Kritische Würdigung und Limitationen

Dieses Kapitel behandelt die vorliegenden Limitationen der Arbeit. Die erste Limitation beinhaltet die Zielgruppe. Es nahmen nur Unternehmen bis 50 Mitarbeiter*innen an der Umfrage teil, dadurch ist die Aussagekraft der Arbeit für mittelständische Unternehmen (von 50 Mitarbeiter*innen bis 250 Mitarbeiter*innen) und Großunternehmen beschränkt. Diese Arbeit lässt dadurch nur Rückschlüsse für Unternehmen bis zu einer Unternehmensgröße von bis zu 50 Mitarbeiter*innen zu. Das geringe Ausmaß der Vertrautheit der Proband*innen mit BI&A kann weiters als Limitation für die Arbeit angesehen werden. Eine weitere Einschränkung lässt sich im Hinblick auf das gewählte Forschungsdesign erkennen. So kann von den Korrelationen nicht auf Kausalitäten geschlossen werden. Eine weitere Limitation sind die gewählten Dimensionen und Einflussfaktoren. In der Literatur finden sich eine Vielzahl an verschiedenen Einflussfaktoren, welche erfasst werden können. Bei den gewählten Faktoren handelt es sich lediglich um einen Auszug an häufig verwendeten Faktoren. Mögliche weitere Faktoren aus anderen Arbeiten sind beispielsweise BI&A als Teil von ERP Systemen, Projektmanagement, Datenorganisation in Unternehmen, externe Dienstleister, IT Innovation der Geschäftsleitung, Ressourcenverfügbarkeit, IT Wissen der Geschäftsleitung, Lieferantwahl, Komplexität der Einführung, Alter des Unternehmens und, wahrgenommene Nützlichkeit (Boonsiritomachai et al., 2016; Hatta et al., 2015; Puklavec et al., 2018).

6.2 Beantwortung der Forschungsfrage

Dieses Kapitel beantwortet die Forschungsfrage, welche in Kapitel 1.2 Fragestellung und Zielsetzung definiert wird. Die Forschungsfrage lautet wie folgt.

Wie ist der Stand der Einführung von Business Intelligence & Analytics in Klein- und Kleinstunternehmen in Österreich und durch welche Faktoren wird dieser beeinflusst?

Insgesamt haben 94 Unternehmen an der Studie vollständig teilgenommen. Von den 94 Unternehmen geben über drei Viertel der Unternehmen an, noch keine Berührungen mit Business Intelligence und Analytics Systemen gemacht zu haben. 14 % der teilgenommenen Unternehmen evaluieren BI&A Systeme gerade oder führen diese ein. Lediglich 7 % der Unternehmen setzten Business Intelligence und Analytics bereits aktiv ein. Der Prozentsatz der Unternehmen, welche Business Analytics Verfahren verwendet, fällt mit 4 % noch geringer aus. Ein Großteil der Proband*innen werten ihre Unternehmensdaten aktuell manuell mithilfe von Programmen wie Excel aus. Aus diesen Ergebnissen lässt sich ein niedriger Stand der Einführung von Business Intelligence und Analytics Systemen in kleinen Unternehmen in Österreich ableiten. Die Stichprobe der Umfrage umfasst dabei Ein-Personen-Unternehmen (EPU), Kleinst- und Kleinunternehmen (<50 Mitarbeiter*innen). Von den insgesamt sieben gewählten Faktoren aus den Dimensionen Technik, Organisation und Umwelt kann bei allen Faktoren ein positiv signifikanter Zusammenhang zum Stand der Einführung von Business Intelligence und Analytics festgestellt werden. Die größten Korrelationen zwischen den Einführungsstufen von Business Intelligence und Analytics in Unternehmen besteht mit den Faktoren Wettbewerbsvorteil durch BI&A ($r_s=0,58^{**}$), der internen Readiness von Unternehmen ($r_s=0,55^{**}$) und der Unterstützung durch das Management ($r_s=0,51^{**}$). Ein mittlerer Effekt kann zwischen dem Stand der Einführung und den Faktoren wahrgenommener relativer Vorteil ($r_s=0,46^{**}$), wahrgenommen Kostensparnis ($r_s=0,45^{**}$) und einer unternehmensinternen Kultur der Entscheidungsfindung anhand von Fakten ($r_s=0,40^{**}$) festgestellt werden. Ein geringer Effekt besteht mit der Datenqualität von Unternehmen ($0,22^{**}$). In der Bewertung der Faktoren lassen sich größtenteils signifikante Unterschiede zwischen Unternehmen der einzelnen Einführungsstufen erkennen. Am größten fällt dabei der Unterschied in der Bewertung des Wettbewerbsvorteiles durch BI&A Systeme aus. Unternehmen der Stufe 1 (Keine Berührung mit BI&A) bewerten diesen Faktor mit durchschnittlich 2,23 wohingegen Unternehmen der Stufe 3 (Verwendung von BI&A) den Wettbewerbsvorteil durch BI&A mit 4,86 bewerten. Interessant ist, dass die Zielgruppe der kleinen Unternehmen generell Interesse an einer zahlen- und faktenbasierten Entscheidungsfindung hat (mean=3,78) und dass die aktuelle Datenqualität in den Unternehmen als tendenziell hoch angesehen werden kann (mean=3,82). Auch wird die Kostensparnis durch BI&A Systeme tendenziell zustimmend bewertet (mean=3,41). Diese Faktoren zeigen das Potenzial einer Implementierung von BI&A Systemen auch in kleinen Unternehmen auf. Als größte Herausforderungen geben die Unternehmen unzureichende finanzielle und technische Ressourcen für die Einführung von BI&A Systemen an (mean = 2,53; mean der Unternehmen der Stufe 1 = 2,26). Eine verbesserte Entscheidungsfindung und eine höhere Effektivität durch BI&A schätzen die Unternehmen im Schnitt neutral ein. Jedoch zeigt sich, dass Proband*innen mit Vorwissen zu Business Intelligence und Analytics, diese sowie andere Faktoren signifikant höher bewerten. Daraus lässt sich schließen, dass das wahrgenommene Potenzial durch mehr Wissen und Informationen im breiten Bereich der Business Intelligence und Analytics Anwendungen steigt. Darauf lässt auch die Frage nach dem Verständnis der Anwendungsmöglichkeiten von BI&A in den Unternehmen schließen. So bewerten Unternehmen der Stufe 1 diese Frage mit durchschnittlich 2,41 signifikant niedriger. Unternehmen die bereits Business Intelligence oder Analytics einsetzten, bewerten alle Faktoren mit einer durchschnittlichen Punktzahl über 4,3. Zusammenfassend lässt sich

festhalten, dass der aktuelle Stand der Einführung von Business Intelligence und Analytics Systemen in österreichischen kleinen Unternehmen niedrig ist, es jedoch durchaus Potenzial und Indikatoren gibt, dass Unternehmen von dieser Technologie profitieren können.

6.3 Ausblick

Durch die zunehmende Digitalisierung in kleinen und mittelständischen Unternehmen in Österreich entsteht ein immer wachsendes Potenzial, interne sowie externe Informationen zu verknüpfen, auszuwerten und zu visualisieren, um daraus Schlüsse für Unternehmensentscheidungen treffen zu können. Eine tendenziell gute und zuverlässige Datenqualität in den kleinen Unternehmen und die tendenzielle Bereitschaft Entscheidungen auf Basis von Zahlen und Fakten sind gute Indikationen das kleine Unternehmen von Business Intelligence und Analytics Systemen profitieren können. Ein hoher Grad an Unwissenheit über Business Intelligence und Analytics Systeme in EPU, Klein- sowie Kleinstunternehmen und die daraus resultierende schlechtere Einschätzungsmöglichkeit für möglich Potenziale, können als Herausforderung für die Adaption von BI&A gesehen werden. Als weitere Herausforderung können fehlende Ressourcen und fehlendes Wissen, vor allem in den Unternehmen ohne Berührungspunkte zu dieser Technologie in der Umsetzung von BI&A genannt werden. Das Proband*innen die bereits BI&A Lösungen in den Unternehmen verwenden, den relativen Vorteil sowie die Kostenersparnis hoch bewerten deutet darauf hin, dass diese Technologien auch für kleine Unternehmen geeignet sind und einen Mehrwert schaffen. Eine flächendeckende Einführung von BI&A Systeme in heimischen kleinen Unternehmen ist aus den Ergebnissen der Umfrage aus heutiger Sicht unwahrscheinlich. Nachfolgende Forschungen in diesem Bereich können auf Basis dieser Arbeit verschiedene Branchen im Detail betrachten und diese vergleichen. Auch wäre es möglich mit dem Forschungsdesign mittelständische sowie Großunternehmen zu untersuchen. Abschließend lässt sich festhalten, dass trotz des aktuellen geringen Einsatzes von Business Intelligence und Analytics in kleinen Unternehmen das Potential und der Mehrwert dieser Systeme durch die Ergebnisse dieser Masterarbeit erkennbar sind.

1. Anhang: Onlineumfrage

BUSINESS INTELLIGENCE & ANALYTICS IN KMU

Sehr geehrter Teilnehmer und sehr geehrte Teilnehmerin!

Vielen Dank, dass Sie sich ein paar Minuten Zeit nehmen, um an dieser Umfrage teilzunehmen. Diese Umfrage ist Teil einer Masterarbeit, welche sich mit dem Themengebiet Business Intelligence & Analytics in heimischen KMU auseinandersetzt.

Sämtliche Informationen werden anonym gesammelt und ausgewertet und lassen keine Rückschlüsse auf die teilnehmenden Personen zu.

Die Masterarbeit wird an der Fachhochschule Campus 02 in Graz durchgeführt.

Weiter

BUSINESS INTELLIGENCE & ANALYTICS IN KMU

* Erforderlich

Angaben zur Person und Unternehmen

Im ersten Abschnitt der Umfrage werden allgemeine Angaben zur Person und dem Unternehmen abgefragt.

Bitte geben Sie Ihr Alter an. *

- < 25
- 25 - 35
- 36 - 50
- 51 - 60
- > 60

Geschlecht *

- männlich
- weiblich
- divers

Höchste abgeschlossene Schulbildung

- Pflichtschule
- Lehre
- AHS mit Matura
- BHS mit Matura
- Universität / Fachhochschule
- Sonstiges: _____

Was ist Ihre Position im Unternehmen?

Meine Antwort _____

In welcher Branche ist Ihr Unternehmen tätig? *

- Handel
- Information und Consulting
- Industrie
- Gewerbe und Handwerk
- Tourismus und Freizeitwirtschaft
- Bank und Versicherung
- Sonstiges: _____

Postleitzahl der Firmenadresse

Meine Antwort _____

Wie viele Personen arbeiten bei Ihnen im Unternehmen? *

- Ein-Personen-Unternehmen
- 2 - 9 Personen
- 10 - 49 Personen
- 50 - 249 Personen
- > 250 Personen

Zurück

Weiter

BUSINESS INTELLIGENCE & ANALYTICS IN KMU

* Erforderlich

Business Intelligence & Analytics Systeme

Business Intelligence ist ein technologiegestützter Prozess zur Analyse von Daten und zur grafischen Darstellung von Informationen, der Entscheidungsträger*innen in Unternehmen helfen soll, bessere Entscheidungen zu treffen. Business Analytics umfasst erweiterte statistische Analysen mit dem Ziel u.a. Ereignisse in der Zukunft zu prognostizieren. Das verwendete Kürzel BI&A steht für Business Intelligence & Analytics.

Wussten Sie bereits vor der Beschreibung warum es sich bei Business Intelligence und Business Analytics Systemen handelt? *

- Ja
- Nein

Unser Unternehmen hat bereits erste Tests mit BI&A Systemen durchgeführt.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

Unser Unternehmen beabsichtigt BI&A Systeme nach Möglichkeit zu nutzen.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

In welchem Stadium der BI&A-Einführung ist Ihre Unternehmen derzeit?

- Wir haben uns bis jetzt nicht mit BI&A Systemen auseinander gesetzt.
- Evaluierungsphase
- Wir haben diese Technologie evaluiert und planen aber nicht, sie einzuführen.
- Wir haben diese Technologie evaluiert und planen sie einzuführen.
- Ein BI&A System wurde bereits implementiert.

Welche Methoden und Technologien verwendet Ihr Unternehmen, um Daten auszuwerten?

- Manuelle Berichte (zB. In Excel)
- Automatisch generierte Berichte (zB. Periodische Berichte)
- Auswertungen mit Kennzahlen oder KPIs
- Dashboards
- Unternehmensweites Data Warehouse
- Erweiterte Analysen wie Data mining
- Erweiterte Analysen für Vorhersagungen (predictions)
- Sonstiges: _____

Zurück

Weiter

Faktoren für den Einsatz von Business Intelligence & Analytics Systemen

BI&A Systeme ermöglichen es Unternehmen die richtigen Entscheidungen zu treffen und die richtigen Maßnahmen zu ergreifen.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

BI&A Systeme verbessern die Effektivität von Entscheidungen und Maßnahmen in Unternehmen.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

Die derzeit in unserem Unternehmen verfügbaren Daten haben eine hohe Qualität.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

Die Daten, die wir derzeit in unserem Unternehmen verwenden, sind zuverlässig.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

Unser Unternehmen weiß, wie Informationstechnologien (IT) zur Unterstützung unserer Geschäftstätigkeit eingesetzt werden kann.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

Anhang 1

Unser Unternehmen verfügt über ein gutes Verständnis wie BI&A Systeme in unserem Unternehmen eingesetzt werden können.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

Unser Unternehmen verfügt über die erforderlichen technischen und betriebswirtschaftlichen Fähigkeiten zur Implementierung von BI&A Systemen.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

Unser Unternehmen verfügt über ausreichende Ressourcen (finanziell, technologisch...) zur Implementierung von BI&A Systemen.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

Unternehmen die BI&A Systeme nutzen haben einen Wettbewerbsvorteil gegenüber Unternehmen, die diese Technologie nicht nutzen.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

Unser Unternehmen nutzt BI&A Systeme, um wettbewerbsfähig zu sein.

1 2 3 4 5

starke Ablehnung starke Zustimmung

Zurück

Senden

2. Anhang: R Skript

```
library(lavaan)
library(Hmisc)
library(psych)
library(gmodels)

#####Einlesen und Vorbereiten der Daten#####
df = read.csv('C:/Cloudservices/OneDrive/MA WIN/Masterarbeit/Empirischer
Teil/Auswertung/Umfragedaten.csv', head = TRUE, sep=";")

df$RA <- (df$RA1+df$RA2)/2
df$COS <- (df$COS1)
df$MS <- (df$MS1)
df$RD <- (df$RD1+df$RD2)/2
df$RE <- (df$RE1+df$RE2+df$RE3+df$RE4)/4
df$ODE <- (df$ODE1+df$ODE2)/2
df$COM <- (df$COM1+df$COM2)/2

#####Kapitel 5.1#####
summary(df$age)
summary(df$gender)
summary(df$edu_new)
summary(df$size)
summary(df$branch_new)

##Vorwissen
summary(df$knowledge_about_bia)

t.test(df$RA~df$knowledge_about_bia, var.equal = FALSE, alternative =
"two.sided")
t.test(df$COS~df$knowledge_about_bia, var.equal = FALSE, alternative =
"two.sided")
t.test(df$MS~df$knowledge_about_bia, var.equal = FALSE, alternative =
"two.sided")
t.test(df$RD~df$knowledge_about_bia, var.equal = FALSE, alternative =
"two.sided")
t.test(df$RE~df$knowledge_about_bia, var.equal = FALSE, alternative =
"two.sided")
t.test(df$ODE~df$knowledge_about_bia, var.equal = FALSE, alternative =
"two.sided")
t.test(df$COM~df$knowledge_about_bia, var.equal = FALSE, alternative =
"two.sided")

#####Kapitel 5.2#####
summary(df$A1_new_name)
summary(df$A1)

###Evaluierung im Detail
summary(df$A1)

###Potenzielle Nutzung
describeBy(df$EVA1, df$A1_new_name)
chisq.test(df$EVA1, df$A1_new_name)

###Verwendung von Verfahren und Technologien
df$U_1 <- as.factor(df$U_1)
df$U_2 <- as.factor(df$U_2)
df$U_3 <- as.factor(df$U_3)
df$U_4 <- as.factor(df$U_4)
df$U_5 <- as.factor(df$U_5)
```

Anhang 2

```
df$U_6 <- as.factor(df$U_6)
df$U_7 <- as.factor(df$U_7)

summary((subset(df, select=c(U_1, U_2, U_3, U_4, U_5, U_6, U_7))))

####Stand der Einführung nach Unternehmensgröße
CrossTable(df$size, df$A1_new_name, expected = TRUE)
CrossTable(df$branch_new, df$A1_new_name, expected = TRUE)

#####Kapitel 5.3 - Cronbachs Alpha#####

##Dimension - Technologie
psych::alpha(subset(df, select=c(RA1, RA2, COS1)))[1]
##Variable - Relativer Vorteil
psych::alpha(subset(df, select=c(RA1, RA2)))[1]
##Dimension - Organisation
psych::alpha(subset(df, select=c(RE1, RE2, RE3, RE4, ODE1, ODE2, RD1, RD2,
MS1)))[1]
##Variable - Readiness
psych::alpha(subset(df, select=c(RE1, RE2, RE3, RE4)))[1]
##Variable - Datenqualität
psych::alpha(subset(df, select=c(ODE1, ODE2)))[1]
##Variable - Kultur rationaler Entscheidungen
psych::alpha(subset(df, select=c(RD1, RD2)))[1]
##Dimension - Umwelt
psych::alpha(subset(df, select=c(COM1, COM2)))[1]
##Variable - Umwelt
psych::alpha(subset(df, select=c(COM1, COM2)))[1]

#####Kapitel 5.4.1#####
psych::describe(df$RA)
psych::describe(df$RA1)
psych::describe(df$RA2)
psych::describe(df$COS)

describeBy(df$RA, df$A1_new_name)
kruskal.test(df$RA~df$A1_new_name)
pairwise.wilcox.test(df$RA,df$A1_new, paired = FALSE, p.adjust =
"bonferroni")
ggplot(df, aes(x=as.factor(A1_new), y=RA)) + geom_boxplot(fill="slateblue",
alpha=0.2) + xlab("Einführungsstufe von BI&A in KMU") + ylab("Relativer
Vorteil")

describeBy(df$COS, df$A1_new_name)
kruskal.test(df$COS~df$A1_new_name)
pairwise.wilcox.test(df$COS,df$A1_new, paired = FALSE, p.adjust =
"bonferroni")
ggplot(df, aes(x=as.factor(A1_new), y=COM)) + geom_boxplot(fill="slateblue",
alpha=0.2) + xlab("Einführungsstufe von BI&A in KMU") + ylab("wahrgenommene
Kostensparnis")

#####Kapitel 5.4.2#####
psych::describe(df$MS)
psych::describe(df$MS1)
psych::describe(df$RD)
psych::describe(df$RD1)
psych::describe(df$RD2)
psych::describe(df$RE)
```

Anhang 2

```
psych::describe(df$RE1)
psych::describe(df$RE2)
psych::describe(df$RE3)
psych::describe(df$RE4)
psych::describe(df$ODE)
psych::describe(df$ODE1)
psych::describe(df$ODE2)

describeBy(df$MS, df$A1_new_name)
kruskal.test(df$MS~df$A1_new_name)
pairwise.wilcox.test(df$MS,df$A1_new, paired = FALSE, p.adjust =
"bonferroni")
ggplot(df, aes(x=as.factor(A1_new), y=MS)) + geom_boxplot(fill="slateblue",
alpha=0.2) + xlab("Einführungsstufe von BI&A in KMU") +
ylab("Managementunterstützung")

describeBy(df$RD, df$A1_new_name)
kruskal.test(df$RD~df$A1_new_name)
pairwise.wilcox.test(df$RD,df$A1_new, paired = FALSE, p.adjust =
"bonferroni")
ggplot(df, aes(x=as.factor(A1_new), y=RD)) + geom_boxplot(fill="slateblue",
alpha=0.2) + xlab("Einführungsstufe von BI&A in KMU") + ylab("Kultur
rationaler Entscheidungen")

describeBy(df$RE, df$A1_new_name)
kruskal.test(df$RE~df$A1_new_name)
pairwise.wilcox.test(df$RE,df$A1_new, paired = FALSE, p.adjust =
"bonferroni")
ggplot(df, aes(x=as.factor(A1_new), y=RE)) + geom_boxplot(fill="slateblue",
alpha=0.2) + xlab("Einführungsstufe von BI&A in KMU") + ylab("Readiness")

describeBy(df$ODE, df$A1_new_name)
kruskal.test(df$ODE~df$A1_new_name)
pairwise.wilcox.test(df$ODE,df$A1_new, paired = FALSE, p.adjust =
"bonferroni")
ggplot(df, aes(x=as.factor(A1_new), y=ODE)) + geom_boxplot(fill="slateblue",
alpha=0.2) + xlab("Einführungsstufe von BI&A in KMU") +
ylab("Datenqualität")

#####Kapitel 5.4.3#####
psych::describe(df$COM)
psych::describe(df$COM1)
psych::describe(df$COM2)

describeBy(df$COM, df$A1_new_name)
kruskal.test(df$COM~df$A1_new_name)
pairwise.wilcox.test(df$COM,df$A1_new, paired = FALSE, p.adjust =
"bonferroni")
ggplot(df, aes(x=as.factor(A1_new), y=COM)) + geom_boxplot(alpha=0.2) +
xlab("Einführungsstufe von BI&A in KMU") + ylab("Wettbewerb")

#####Kapitel 5.4.4#####
psych::describe(df$RA)
psych::describe(df$COS)
psych::describe(df$MS)
psych::describe(df$RD)
psych::describe(df$RE)
```

Anhang 2

```
psych::describe(df$ODE)
psych::describe(df$COM)
```

```
#####Kapitel 5.5 - Korrelationsmatrix#####
my_cor <- df[, c('Al_new_name', 'RA', 'COS', 'MS', 'RD', 'RE', 'ODE',
'COM')]
df.rcorr = rcorr(as.matrix(my_cor), type = c("spearman"))
df.rcorr
```

ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS

ANOVA	analysis of variance
AHS	Allgemeinbildenden höheren Schulen
BA	Business Analytics
BHS	Berufsbildenden Höheren Schule
BI	Business Intelligence
BI&A	Business Intelligence und Analytics
CMS	Content Management System
COM	Faktor Wettbewerbsvorteil
COS	Faktor Kostenersparnis
CRISP-DM	Cross-Industry Standard Process for Data Mining
DMS	Document Management System
DOI	Diffusion of innovations
DSS	Decision Support System
EIS	Executive Information Systeme
EPU	Ein-Personen-Unternehmen
ERP	Enterprise Ressource System
ESS	Executive Support Systeme
ETL	Extraktions-, Transformations- und Ladeprozesse
HOLAP	hybrid OLAP
IEM	Information Evolution Model
IT	Informationstechnik
KMU	Klein- und Mittelbetriebe
KPI	Key Performance Indicator
KU	Klein- und Kleinstunternehmen
MIS	Management Information System
MOLAP	multidimensionalen OLAP
MS	Faktor Managementunterstützung
MSS	Management Support Systeme
ODE	Faktor Datenqualität
ODS	Operational Data Store
OLAP	Online Analytical Processing
RA	Faktor Relativer Vorteil
RD	Faktor Kultur rationaler Entscheidungen
RE	Faktor Readiness
ROLAP	relationales OLAP
TDWI	Transforming Data with Intelligence
TOE	Technological Organizational and Environmental Modell
WKO	Wirtschaftskammer Österreich

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abbildung 1: Wissenspyramide in Anlehnung an Bodendorf (2006).....	3
Abbildung 2: Bestandteile von Management Support Systemen in Anlehnung an Gluchowski et al. (2008)	5
Abbildung 3: Einordnung unterschiedlicher Facetten in Anlehnung an Gluchowski (2008).....	6
Abbildung 4: Drei Ebenen der Data Warehouse-Architektur in Anlehnung an (Schön, 2018).....	7
Abbildung 5: Einfache Darstellung eines ETL-Prozesses in Anlehnung an (Bauer & Günzel, 2013).....	8
Abbildung 6: BI-Analysespektrum: Fragestellungen im Kontext von Business Intelligence in Anlehnung an Dorschel (2015).....	11
Abbildung 7: Analyse-Spektrum von Business Intelligence und Analytics in Anlehnung an Ereth und Kemper (2016).....	12
Abbildung 8: CRISP-DM Modell in Anlehnung an (Peter Chapman et al., 2000).....	14
Abbildung 9: Traditionelle und Explorative BI-Architektur in Anlehnung an Schön (2018).....	16
Abbildung 10: Technological Organizational and Enviromental Model nach Tornatzky und Fleischer (1990).....	27
Abbildung 11: Empirisches Modell.....	32
Abbildung 12: Verteilung nach Altersklassen und Geschlecht.....	39
Abbildung 13: Verteilung nach der höchsten abgeschlossenen Schulbildung.....	41
Abbildung 14: Verteilung nach der Unternehmensgröße.....	42
Abbildung 15: Stand der Einführung von BI&A Systemen.....	46
Abbildung 16: Aufteilung Evaluierungsphase.....	47
Abbildung 17: Verwendung von Verfahren und Technologien.....	48
Abbildung 18: Boxplot relativer Vorteil gruppiert nach den Einführungsstufen.....	52
Abbildung 19: Boxplot Bewertung der Kostenersparnis gruppiert nach den Einführungsstufen.....	53
Abbildung 20: Boxplot Bewertung der Managementunterstützung gruppiert nach den Einführungsstufen.....	55
Abbildung 21: Bewertung der Kultur rationaler Entscheidungen gruppiert nach den Einführungsstufen..	56
Abbildung 22: Bewertung der Readiness gruppiert nach den Einführungsstufen.....	57
Abbildung 23: Bewertung der Datenqualität gruppiert nach den Einführungsstufen.....	58
Abbildung 24: Bewertung des Wettbewerbsvorteils gruppiert nach den Einführungsstufen.....	60
Abbildung 25: Ergebnisse in Modelldarstellung.....	64

TABELLENVERZEICHNIS

Tabelle 1: OLAP Operationen in Anlehnung an Bhatia (2019)	9
Tabelle 2: Einteilungsdefinition der Unternehmen	18
Tabelle 3: Fragen zum Stand der Einführung	34
Tabelle 4: Fragen zur Technologie.....	35
Tabelle 5: Fragen zur Organisation.....	36
Tabelle 6: Fragen zur Umwelt	38
Tabelle 7: Verteilung der Altersgruppen.....	40
Tabelle 8: Verteilung der Positionen im Unternehmen.....	41
Tabelle 9: Verteilung nach Branchen	43
Tabelle 10: Unterschied zwischen Teilnehmenden ohne und mit Vorwissen	44
Tabelle 11: Konsistenzreliabilität.....	45
Tabelle 12: Kreuztabelle Stand der Einführung und Unternehmensgröße	49
Tabelle 13: Kreuztabelle Stand der Einführung und Unternehmensbranche.....	49
Tabelle 14: Lagemaße der Dimension Technik	51
Tabelle 15: Bewertung der Dimension Technik nach Einführungsstufen von BI&A Systemen	51
Tabelle 16: Lagemaße der Dimension Organisation.....	54
Tabelle 17: Bewertung der Dimension Organisation nach Einführungsstufen von BI&A Systemen	55
Tabelle 18: Lagemaße der Dimension Umwelt	59
Tabelle 19: Bewertung der Dimension Umwelt nach Einführungsstufen von BI&A Systemen	59
Tabelle 20: Zusammenfassung der Einflussfaktoren	61
Tabelle 21: Korrelationsmatrix.....	62

LITERATURVERZEICHNIS

Literaturverzeichnis

- Ajah, I. A. & Nweke, H. F. (2019). Big Data and Business Analytics: Trends, Platforms, Success Factors and Applications. *Big Data and Cognitive Computing*, 3(2), 32.
<https://doi.org/10.3390/bdcc3020032>
- Ali, M. S., Miah, S. J. & Khan, S. (2018). Antecedents of Business Intelligence Implementation for Addressing Organizational Agility in Small Business Context. *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, 10(1), 89–108. <https://doi.org/10.17705/1pais.10104>
- Arthur D. Little, WKO Österreich (2019). Digitale Transformation von KMUs in Österreich 2019. <https://www.wko.at/branchen/information consulting/unternehmensberatung-buchhaltung-informationstechnologie/kmu-digitalisierungsstudie-2019.pdf>
- Ayoubi, E. & Aljawarneh, S. (2018). Challenges and opportunities of adopting business intelligence in SMEs. In J. A. Lara Torralbo & S. Aljawarneh (Hg.), *ACM international conference proceedings series, Proceedings of the First International Conference on Data Science, E-learning and Information Systems 2018: UDIMA Universidad a distancia de Madrid, Madrid, Spain : DATA'18* (S. 1–5). ACM Press.
<https://doi.org/10.1145/3279996.3280038>
- Bauer, A. & Günzel, H. (2013). *Data-Warehouse-Systeme: Architektur, Entwicklung, Anwendung*. dpunkt.verlag.
- Begum, A., Fatima, F. & Haneef, R. (2019). Big Data and Advanced Analytics. In Á. Rocha, C. Ferrás & M. Paredes (Hg.), *Advances in Intelligent Systems and Computing: Bd. 918. Information Technology and Systems: Proceedings of ICITS 2019* (Bd. 918, S. 594–601). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-11890-7_57
- Bhatia, P. (2019). *Data mining and data warehousing: Principles and practical techniques*. Cambridge.
- Bodendorf, F. (2006). *Daten- und Wissensmanagement* (2. Aufl.). *Springer-Lehrbuch*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/3-540-28682-9>
- Boonsiritomachai, W., McGrath, G. M. & Burgess, S. (2016). Exploring business intelligence and its depth of maturity in Thai SMEs. *Cogent Business & Management*, 3(1).
<https://doi.org/10.1080/23311975.2016.1220663>
- Božič, K. & Dimovski, V. (2019). Business intelligence and analytics for value creation: The role of absorptive capacity. *International Journal of Information Management*, 46, 93–103.
<https://doi.org/10.1016/J.IJINFOMGT.2018.11.020> (International Journal of Information Management, 46, 93-103).
- Bramer, M. (2020). *Principles of Data Mining*. SPRINGER LONDON LTD.
- Bridge, S. & O'Neill, K. (2013). *Understanding enterprise: Entrepreneurship and small business* (Fourth edition). Palgrave Macmillan.

- Brunner, E., Bathke, A. & Konietzschke, F. (2019). *Rank and pseudo-rank procedures for independent observations in factorial designs: Using R and SAS*. Springer series in statistics.
- Bundesministerium für Digitalisierung und Wirtschaftsstandort (2020). *KMU im Fokus. KMU im Fokus 2019*. <https://www.bmdw.gv.at/Themen/Wirtschaftsstandort-Oesterreich/KMU/KMU-im-Fokus.html>
- Chahal, H., Jyoti, J. & Wirtz, J. (Hg.). (2019). *Understanding the Role of Business Analytics: Some Applications*. Springer Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-13-1334-9>
- Chan, F. T. & Chong, A. Y.-L. (2013). Determinants of mobile supply chain management system diffusion: a structural equation analysis of manufacturing firms. *International Journal of Production Research*, 51(4), 1196–1213. <https://doi.org/10.1080/00207543.2012.693961>
- Chau, P. Y. (1999). On the use of construct reliability in MIS research: a meta-analysis. *Information & Management*, 35(4), 217–227. [https://doi.org/10.1016/S0378-7206\(98\)00089-5](https://doi.org/10.1016/S0378-7206(98)00089-5)
- Cho, E. (2016). Making Reliability Reliable. *Organizational Research Methods*, 19(4), 651–682. <https://doi.org/10.1177/1094428116656239>
- Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). Taylor and Francis.
- Davis, J. (2006). *Information revolution: Using the information evolution model to grow your business*. Wiley.
- Döring, N. & Bortz, J. (2016). *Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften* (5. Aufl.). Springer-Lehrbuch. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-41089-5>
- Dorschel, J. (Hg.). (2015). *Praxishandbuch Big Data: Wirtschaft -- Recht -- Technik*. Springer Gabler.
- Eder, F. & Koch, S. (2018). Critical Success Factors for the Implementation of Business Intelligence Systems. *International Journal of Business Intelligence Research*, 9(2), 27–46. <https://doi.org/10.4018/IJBIR.2018070102>
- 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> (International Journal of Accounting Information Systems, 9(3), 135-153).
- Enehage, J. & Khurana, M. (2020). *Bringing AI to business intelligence and analytics*. <https://lup.lub.lu.se/student-papers/search/publication/9014900>
- 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>
- Felden, C. (2008). *Business Analytics*. TU Bergakademie Freiberg. <https://www.enzyklopaedie-der-wirtschaftsinformatik.de/lexikon/daten-wissen/Business-Intelligence/Analytische-Informationssysteme--Methoden-der-/Business-Analytics>
- Fleckenstein, M. & Fellows, L. (2018). *Modern data strategy*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-68993-7>

- Fred, A., Dietz, J., Aveiro, D., Liu, K., Bernardino, J. & Filipe, J. (Hg.) (2019). *Knowledge discovery, knowledge engineering and knowledge management: 8th International Joint Conference, IC3K 2016, Porto, Portugal, November 9-11, 2016 : revised selected papers. Communications in computer and information science: Bd. 914*. Springer.
- García Márquez, F. P. & Lev, B. (Hg.). (2017). *Big Data Management*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-45498-6>
- Gartner Group. (2016). *Business Analytics*. <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/business-analytics>
- Gluchowski, P. & Chamoni, P. (2016). *Analytische Informationssysteme*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-47763-2>
- Gluchowski, P., Dittmar, C. & Gabriel, R. (2008). *Management Support Systeme und Business Intelligence: Computergestützte Informationssysteme für Fach- und Führungskräfte (2, vollst. überarb. Aufl.)*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-68269-1>
- Goeken, M. (2006). *Entwicklung von Data-Warehouse-Systemen (1. Aufl.)*. DUV Deutscher Universitäts-Verlag.
- Grossmann, W. & Rinderle-Ma, S. (2015). *Fundamentals of Business Intelligence*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-46531-8>
- Guarda, T., Santos, M., Pinto, F., Augusto, M. & Silva, C. (2013). Business Intelligence as a Competitive Advantage for SMEs. *International Journal of Trade, Economics and Finance*, 187–190. <https://doi.org/10.7763/IJTEF.2013.V4.283>
- Gudfinnsson, K. & Strand, M. (2017). Challenges with BI adoption in SMEs. In *The 8th International Conference on Information, Intelligence, Systems & Applications: 28-30 August 2017, Larnaca, Cyprus* (S. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IISA.2017.8316407>
- Gupta, S. & Giri, V. (2018). *Practical Enterprise Data Lake Insights: Handle Data-Driven Challenges in an Enterprise Big Data Lake*. Apress. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3522-5>
- Halper, F. & Stodder, D. (2014). TDWI Analytics Maturity Model Guide: Interpreting Your Assessment Score.
- Hans Peter Luhn (1958). A Business Intelligence System. *IBM Journal of Research and Development*(vol. 2, no. 4), pp. 314-319. <https://doi.org/10.1147/rd.24.0314>
- Hatta, N., S. Miskon, N.M. Ali, N.S. Abdullah & M.A. Maarof. (2015). *Business intelligence system adoption theories in SMES: A literature review* (Bd. 10). https://www.researchgate.net/publication/290482083_Business_intelligence_system_adoption_theories_in_SMES_A_literature_review
- Hidayanto, A. N., Kristianto, R. & Muhammad Rifki Shihab (2012). Business Intelligence Implementation Readiness: A Framework Development and Its Application to Small Medium Enterprises (SMEs). In *The 3rd International Research Symposium in Service Management (IRSSM-3)*. https://www.researchgate.net/publication/280546314_Business_Intelligence_Implementation

_Readiness_A_Framework_Development_and_Its_Application_to_Small_Medium_Enterprises_SMEs

- HOW, M. (2020). *Modern Data Warehouse in Azure: Building with speed and agility on microsoft's cloud platform*. Apress.
- Ifinedo, P. (2011). An Empirical Analysis of Factors Influencing Internet/E-Business Technologies Adoption by SMEs in Canada. *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 10(04), 731–766. <https://doi.org/10.1142/S0219622011004543>
- Işık, Ö., Jones, M. C. & Sidorova, A. (2013). Business intelligence success: The roles of BI capabilities and decision environments. *Information & Management*, 50(1), 13–23. <https://doi.org/10.1016/j.im.2012.12.001>
- Kaplan, R. S., Norton, D. P. & Horváth, P. (1997). *Balanced scorecard: Strategien erfolgreich umsetzen*. *Handelsblatt-Reihe*. Schäffer-Poeschel.
- Kaveesha, A. & Suren, P. (2019). Business Analytics Maturity Models: A Systematic Review of Literature. In *International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*. https://www.researchgate.net/publication/337023631_Business_Analytics_Maturity_Models_A_Systematic_Review_of_Literature
- Kemper, H.-G., Baars, H. & Mehanna, W. (2010). *Business Intelligence - Grundlagen und praktische Anwendungen: Eine Einführung in die IT-basierte Managementunterstützung* (3. Aufl.). *Studium*. Vieweg+Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-8348-9727-5>
- King, S. (2014). *Big Data: Potential und Barrieren der Nutzung im Unternehmenskontext*. Zugl.: Innsbruck, Univ., Diss., 2013. Springer VS. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-06586-7>
- Krcmar, H. (2015). *Informationsmanagement* (6., überarb. Aufl.). Springer Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-45863-1>
- Kulkarni, U., Robles-Flores, J. & Popovič, A. (2017). Business Intelligence Capability: The Effect of Top Management and the Mediating Roles of User Participation and Analytical Decision Making Orientation. *Journal of the Association for Information Systems*, 18(7), 516–541. <https://doi.org/10.17705/1jais.00462>
- Laney, D. (2001). 3D Data Management:: Controlling Data Volume, Velocity, and Variety. <https://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf>
- Leeser, D. C. (2020). *Digitalisierung in KMU kompakt*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-59738-5>
- Lindner, D. & Leyh, C. (2019). Digitalisierung von KMU – Fragestellungen, Handlungsempfehlungen sowie Implikationen für IT-Organisation und IT-Servicemanagement. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 56(2), 402–418. <https://doi.org/10.1365/s40702-019-00502-z>

- Llave, M. R. (2017). Business Intelligence and Analytics in Small and Medium-sized Enterprises: A Systematic Literature Review. *Procedia Computer Science*, 121, 194–205. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.11.027>
- Llave, M. R. (2019). A Review of Business Intelligence and Analytics in Small and Medium-Sized Enterprises. *International Journal of Business Intelligence Research*, 10(1), 19–41. <https://doi.org/10.4018/IJBIR.2019010102>
- Lüdders, L. (2017). *Qualitative Methoden und Methodenmix: Ein Handbuch für Studium und Berufspraxis* (1. Aufl.). *Methodenbuch*. Apollon University Press.
- M. Olszak, C. & Ziemia, E. (2012). Critical Success Factors for Implementing Business Intelligence Systems in Small and Medium Enterprises on the Example of Upper Silesia, Poland. *Interdisciplinary Journal of Information*, 7, 129–150. <https://doi.org/10.28945/1584>
- Marr, B. (2012). *Key performance indicators: The 75 measures every manager needs to know* (1. Aufl.). *Always learning*. Pearson.
- Meier, A. (2019). Überblick Analytics: Methoden und Potenziale. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 56(5), 885–899. <https://doi.org/10.1365/s40702-019-00540-7>
- Midovska, M. (2016). *Selecting KPI for SMEs and Designing A Performance Measurement Framework*. Faculty of economy.
- Müller, A., Graumann, M. & Weiß, H.-J. (Hg.). (2020). *Business - Innovation - High Tech. Innovationen für eine digitale Wirtschaft: Wie Unternehmen den Wandel meistern* (1. Aufl.). <https://doi.org/10.1007/978-3-658-29027-6>
- Müller, S. & Keller, C. (2015). *Enterprise open source. Pentaho und Jedox: Business Intelligence-Lösungen: Data Warehousing, Reporting, Analyse, Planung* (S. Wenzky, Hg.). Hanser.
- Negash, S. (2004). Business Intelligence. *Communications of the Association for Information Systems*, 13. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.01315>
- Niebler, P. & Lindner, D. (2019). *Datenbasiert entscheiden*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-23928-2>
- North, K. (2016). *Wissensorientierte Unternehmensführung: Wissensmanagement gestalten* (6., aktualisierte und erweiterte Auflage). Springer Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-11643-9>
- Olsson, L. & Janiesch, C. (2015). Real-time Business Intelligence und Action Distance: Ein konzeptionelles Framework zur Auswahl von BI-Software. *Wirtschaftsinformatik Proceedings 2015*. <https://aisel.aisnet.org/wi2015/47>
- Ong Lih (2014). An empirical study on business intelligence adoption and maturity in malaysian organizations.
- Papachristodoulou, E., Koutsaki, M. & Kirkos, E. (2017). Business intelligence and SMEs: Bridging the gap. *Journal of Intelligence Studies in Business*, 7(1), 70–78. <https://doi.org/10.37380/jisib.v7i1.216>
- Patrick Scholz, Christian Schieder, Christian Kurze, Peter Gluchowski & Martin Böhringer (2010). Benefits and Challenges of Business Intelligence Adoption in Small and Medium-

- Sized Enterprises. In *18th European Conference on Information Systems, ECIS 2010, Pretoria, South Africa, June 7-9, 2010*.
https://www.researchgate.net/publication/221407427_Benefits_and_Challenges_of_Business_Intelligence_Adoption_in_Small_and_Medium-Sized_Enterprises
- Peter Chapman, Janet Clinton, Randy Kerber, Tom Khabaza, Thomas Reinartz, C. Russell H. Shearer & Robert Wirth (2000). CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide.
- Pîrlog, R. & Balint, O. (2016). An analyze upon the influence of the Key Performance Indicators (KPI) on the decision process within Small and Medium-sized Enterprises (SME). *Hyperion International Journal of Econophysics & New Economy.*, 2016(9), 173–185.
- Porst, R. (2014). *Fragebogen: Ein Arbeitsbuch* (4. Aufl.). *Lehrbuch*. Springer VS.
- Puklavec, B., Oliveira, T. & Popovič, A. (2018). Understanding the determinants of business intelligence system adoption stages. *Industrial Management & Data Systems*, 118(1), 236–261. <https://doi.org/10.1108/IMDS-05-2017-0170>
- Raj, R., Wong, S. H. S. & Beaumont, A. J. (2019). Empowering SMEs to Make Better Decisions with Business Intelligence: A Case Study. In A. Fred, J. Dietz, D. Aveiro, K. Liu, J. Bernardino & J. Filipe (Hg.), *Communications in computer and information science: Bd. 914, Knowledge discovery, knowledge engineering and knowledge management: 8th International Joint Conference, IC3K 2016, Porto, Portugal, November 9-11, 2016 : revised selected papers* (S. 306–325). Springer.
- Ramamurthy, K., Sen, A. & Sinha, A. P. (2008). An empirical investigation of the key determinants of data warehouse adoption. *Decision Support Systems*, 44(4), 817–841. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2007.10.006>
- Rogers, E. (1962). *Diffusion of Innovations*. The Free Press.
- Scholl, A. (2018). *Die Befragung* (4. Aufl.). *UTB: Bd. 2413*. UVK Verlagsgesellschaft mbH; UVK/Lucius.
- Schön, D. (2018). *Planung und Reporting im BI-gestützten Controlling: Grundlagen, Business Intelligence, Mobile BI und Big-Data-Analytics* (3., erweiterte Auflage). Springer Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-19963-0>
- Seiter, M. (2017). *Business Analytics: Effektive Nutzung fortschrittlicher Algorithmen in der Unternehmenssteuerung*. Franz Vahlen. <https://ebookcentral.proquest.com/lib/gbv/detail.action?docID=4868143>
- Taschner, A. (2013). *Management Reporting: Erfolgsfaktor internes Berichtswesen*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-8349-3823-7>
- Themistocleous, M., Zahir Irani, Jasna Kuljis & Peter E. D. Love (2004). Extending the Information System Lifecycle through Enterprise Application Integration: A Case Study Experience. In *System Sciences, 2004. Proceedings of the 37th Annual Hawaii International Conference on*.
https://www.researchgate.net/publication/221182748_Extending_the_Information_System_Lifecycle_through_Enterprise_Application_Integration_A_Case_Study_Experience

- Tornatzky, L. G. & Fleischer, M. (1990). *The processes of technological innovation. Issues in organization and management series*. Lexington Books.
- Torres, R., Sidorova, A. & Jones, M. C. (2018). Enabling firm performance through business intelligence and analytics: A dynamic capabilities perspective. *Information & Management*, 55(7), 822–839. <https://doi.org/10.1016/J.IM.2018.03.010> (Information & Management, 55(7), 822-839).
- Vaisman, A. & Zimányi, E. (2014). *Data Warehouse Systems: Design and Implementation. Data-Centric Systems and Applications*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-54655-6>
- Van der Aalst, W. (2011). *Process Mining: Discovery, Conformance and Enhancement of Business Processes*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-19345-3>
- Wierse, A. & Riedel, T. (2017). *Smart Data Analytics: Zusammenhänge erkennen, Potentiale nutzen, Big Data verstehen. De Gruyter Praxishandbuch*. De Gruyter. <https://doi.org/10.1515/9783110463958>
- Wilen, J. (2017). *Business Intelligence, article 6: BI maturity model by Gartner | LinkedIn*. Gartner Group. <https://www.linkedin.com/pulse/business-intelligence-article-6-bi-maturity-model-gartner-juha-wil%C3%A9n/>
- WKO (Hg.). (24. April 2020). *Klein- und Mittelbetriebe (KMU): Definition*. <https://www.wko.at/service/zahlen-daten-fakten/KMU-definition.html>