

Fachhochschule Kärnten
Digital Transformation Management



MASTER THESIS

Self-Service Business Intelligence als Enabler für datengetriebenes Controlling

Integration von Echtzeitdaten, prototypische Umsetzung
und folgender empirischen Untersuchung der
Nutzerakzeptanz

Zur Erlangung des akademischen Grades
Master of Arts in Business

Verfasser: Esad Ferhatbegovic, B.A.
Personenkennzeichen: 2310850001
Erstbetreuer: Dipl.- Ing. Martin Stromberger
Zweitbetreuer: Dr.techn. Wolfgang Eixelsberger

Villach, Mai 2025

Eidesstattliche Erklärung

Ich versichere hiermit, dass ich

- die vorliegende Bachelor-/Masterarbeit selbstständig verfasst habe;
- die vorliegende Bachelor-/Masterarbeit ohne fremde Hilfe und ohne Benutzung anderer als der von mir angegebenen Quellen bzw. Hilfsmittel angefertigt und die den benutzten Quellen wörtlich oder inhaltlich entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe;
- zusätzlich den Einsatz von generativen KI-Modellen (z.B. ChatGPT) durch Angabe des Produktnamens und der Bezugsquelle (z.B. URL) vollständig angeführt habe;
- mich sonst keiner unerlaubten Hilfsmittel bedient und durchgehend eigenständig und beim Einsatz von generativen KI-Modellen steuernd gearbeitet habe;
- die vorliegende Bachelor-/Masterarbeit in gleicher oder ähnlicher Form noch bei keiner (anderen) Bildungseinrichtung als Prüfungsleistung bzw. (wissenschaftlichen) Arbeit eingereicht habe.

Mir ist bekannt, dass ein Zuwiderhandeln („Verwendung unerlaubter Hilfsmittel“) gegen die akademische Redlichkeit verstößt und (studien-)rechtliche Folgen nach sich ziehen kann.

25. Mai, 2025

Saad Ferhatbegovic
Unterschrift

Danksagung

Diese Arbeit markiert nicht nur den Abschluss meines Masterstudiums, sondern auch einen ganz besonderen Abschnitt in meinem Leben. Auf diesem Weg gab es viele Herausforderungen – aber auch Menschen, die mir mit Rat, Liebe, Geduld und Vertrauen zur Seite standen. Ihnen gilt mein aufrichtiger Dank.

Mein besonderer Dank gilt der Fachhochschule Kärnten, insbesondere DI Martin Stromberger, dem Studiengangsleiter des Masterstudiums Digital Transformation Management. Danke für die wertvolle fachliche Betreuung, die konstruktiven Impulse und das Vertrauen in meine Idee. Die Unterstützung durch die FH Kärnten und ihren engagierten Lehrkörper hat diese Arbeit wesentlich mitgeprägt und mir ermöglicht, meine akademische Reise zu vollenden.

Aus tiefstem Herzen danke ich meiner Freundin Pelin Yildiz. Du warst mein Fels in der Brandung – in Momenten des Zweifels, der Erschöpfung und der Unsicherheit warst du da. Deine Liebe, dein Glaube an mich und deine unerschütterliche Geduld haben mir immer wieder neue Kraft gegeben. Ohne dich wäre dieser Weg nicht derselbe gewesen – dafür danke ich dir mit ganzem Herzen.

Ein ganz besonderer Dank gilt meinen Eltern, Samir und Nezira Ferhatbegovic. Ihr habt mir von klein auf gezeigt, was es heißt, für seine Träume zu kämpfen. Eure Liebe, euer Glaube an mich und eure selbstlose Unterstützung haben mir in jeder Lebenslage Halt gegeben. Ihr seid mein Fundament, und diese Arbeit ist auch euer Verdienst.

Ebenso möchte ich meinen wunderbaren Schwestern Sanelia Ferhatbegovic und Aida Pasalic von Herzen danken. Ihr wart immer da – mit offenen Ohren, ehrlichen Worten und einem Lächeln zur richtigen Zeit. Euer Glaube an mich, euer Verständnis und eure stille Stärke haben mir mehr geholfen, als ihr vielleicht wisst. Ihr seid nicht nur meine Familie, sondern auch meine größten Verbündeten.

Ein herzliches Dankeschön geht außerdem an meine Kommilitoninnen und Kommilitonen, mit denen ich viele lehrreiche, motivierende und inspirierende Momente teilen durfte. Der Austausch mit euch hat diese Studienzeit geprägt und bereichert.

Diese Arbeit ist nicht nur das Ergebnis meines Einsatzes, sondern auch Ausdruck der Menschen, die mich auf meinem Weg begleitet, gestützt und bestärkt haben. Euch allen danke ich von ganzem Herzen.

Kurzfassung

Die vorliegende Masterarbeit widmet sich der Frage, inwieweit Self-Service Business Intelligence (SSBI) durch die Integration von Echtzeitdaten das datengetriebene Controlling unterstützen kann und welche Faktoren die Nutzerakzeptanz eines solchen Systems beeinflussen. Ziel war es, ein systematisches Verständnis der technischen, funktionalen und nutzerbezogenen Anforderungen zu entwickeln und ein entsprechendes BI-Konzept prototypisch umzusetzen und zu evaluieren.

Zu diesem Zweck wurde ein SSBI-Prototyp in Microsoft Power BI realisiert, der auf einem synthetisch generierten Produktionsdatensatz basiert und eine quasi-echtzeitnahe Datenstruktur in 15-Minuten-Intervallen abbildet. Das zugrundeliegende Datenmodell folgt der Logik eines Sternschemas. Der Prototyp enthält sowohl standardisierte Visualisierungen (z. B. KPI-Karten, Zeitverläufe) als auch einen Self-Service-Bereich zur freien Exploration durch die Nutzer*innen.

Die Evaluation erfolgte im Rahmen einer explorativen Nutzeruntersuchung mit zehn Teilnehmenden und basierte auf einem standardisierten Online-Fragebogen. Die Ergebnisse zeigen eine hohe wahrgenommene Nutzbarkeit, klare Akzeptanzmerkmale sowie konkrete Verbesserungsvorschläge – etwa in Bezug auf längere Zeitreihen, ergänzende Zielwerte oder didaktische Unterstützung für BI-Einsteiger*innen. Die theoretische Einbettung der Ergebnisse erfolgt unter Berücksichtigung etablierter SSBI-Konzepte, Datenmodellierungsansätze sowie Erfolgsfaktoren der Echtzeitintegration im Controlling.

Die Arbeit versteht sich als Konzeptvorschlag und Ausgangspunkt für weiterführende Forschung. Zukünftige Studien könnten das System unter realen Einsatzbedingungen mit Live-Daten erweitern und durch KI-gestützte Funktionen vertiefen.

Schlüsselbegriffe: Self-Service BI, Business Intelligence, Controlling, Echtzeitdaten, Nutzerakzeptanz, Datenmodellierung, Power BI

Umfang: 23.210 Wörter

Abstract

This master's thesis explores the extent to which Self-Service Business Intelligence (SSBI) can support data-driven controlling through the integration of real-time data, and which factors influence user acceptance of such systems. The aim was to develop a structured understanding of the technical, functional, and user-related requirements and to implement and evaluate a corresponding BI concept in the form of a prototype.

To this end, a SSBI prototype was developed using Microsoft Power BI, based on a synthetically generated production dataset simulating near real-time conditions in 15-minute intervals. The underlying data model follows the logic of a star schema. The prototype includes both standardized visualizations (e.g., KPI cards, time series) and a self-service area for exploratory analysis by users.

The evaluation was conducted through an exploratory user study with ten participants using a standardized online questionnaire. The results show a high perceived usability, strong indications of user acceptance, and specific suggestions for improvement — particularly regarding extended time series, target benchmarks, and support mechanisms for BI newcomers. The findings are interpreted within the framework of established SSBI principles, data modeling strategies, and critical success factors for real-time BI in controlling.

This thesis can be understood as a conceptual proposal and a foundation for further research. Future studies may extend the prototype to real-world applications using live data and integrate AI-based functionalities for enhanced decision support.

Keywords: Self-Service BI, Business Intelligence, controlling, real-time data, user acceptance, data modeling, Power BI

Word count: 23.210

Inhaltsverzeichnis

Eidesstattliche Erklärung	II
Danksagung	III
Kurzfassung	IV
Abstract.....	V
Abbildungsverzeichnis- und Tabellenverzeichnis	IX
1 Einleitung	1
1.1 Problemstellung	1
1.2 Zielsetzung	2
1.3 Methodisches Vorgehen	3
1.4 Aufbau der Arbeit.....	4
2 Theoretische Grundlagen.....	6
2.1 Business Intelligence und datengetriebenes Controlling	6
2.1.1 Definition und Ziele von Business Intelligence	7
2.1.2 Die Rolle von BI und Big Data im Controlling	8
2.1.3 Self-Service BI.....	13
2.1.4 Informationsbedarf und Entscheidungsunterstützung im Controlling	15
2.2 Grundlagen der Datenintegration.....	16
2.2.1 Der ETL-Prozess	16
2.2.2 Der ELT-Prozess.....	19
2.3 Datenmodellierung.....	22
2.3.1 Starschema	22
2.3.2 Snowflake Schema.....	24
2.3.3 Der Vergleich von Starschema und Snowflake Schema	26
2.4 Echtzeitdaten in der Business Intelligence	27
2.4.1 Definition und Eigenschaften von Echtzeitdaten	27
2.4.2 Nutzen und Herausforderungen der Echtzeitintegration.....	30
2.4.3 Anwendungsfälle und Potentiale von Echtzeitdaten.....	32
2.5 Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bei der Einführung von SSBI.....	35

2.5.1	Technische Herausforderungen	35
2.5.2	Organisatorische Herausforderungen	36
2.5.3	Nutzerzentrierte Erfolgsfaktoren	37
2.6	Dashboards und Reporting	38
2.6.1	Begriff und Zielsetzung	38
2.6.2	Einsatzbereiche und Funktionen.....	39
2.6.3	Gestaltungsprinzipien und Best Practices	40
3	Methodik der Untersuchung	43
3.1	Forschungsdesign	43
3.2	Phase 1: Literaturbasierte Fundierung	44
3.2.1	Zielsetzung der Literaturrecherche	44
3.2.2	Methodisches Vorgehen	45
3.2.3	Thematische Schwerpunkte.....	45
3.2.4	Relevanz für die weiteren Arbeitsschritte	46
3.3	Phase 2: Prototypentwicklung.....	46
3.3.1	Auswahl der BI-Plattform	46
3.3.2	Zielarchitektur und technische Umsetzung	48
3.3.3	Integration von Echtzeitdaten	50
3.3.4	Vorstellung des Prototyps	51
3.4	Phase 3: Empirische Untersuchung.....	57
3.4.1	Zielsetzung der Untersuchung	57
3.4.2	Erhebungsmethode und Durchführung	58
3.4.3	Auswertung und Analyseverfahren	60
4	Ergebnisse	63
4.1	Ergebnisse der Prototypentwicklung	63
4.1.1	Datenmodell und technologische Grundlage.....	64
4.1.2	Einführung in das Nutzungsszenario.....	66
4.1.3	Umsetzung der Self-Service-Prinzipien.....	68
4.1.4	Erläuterungs- und Hilfeseite zur Visualisierung	71
4.1.5	Explorative Analyse im DIY-Bereich	72

4.2	Ergebnisse der Nutzeruntersuchung.....	74
4.2.1	Übersicht der erhobenen Ergebnisse.....	75
4.2.2	Zusammenfassung der Ergebnislage.....	95
5	Diskussion der Ergebnisse.....	98
5.1	Interpretation der Ergebnisse im Kontext der Theorie	98
5.2	Kritische Reflexion von Methodik und Umsetzung	101
5.3	Praktische und wissenschaftliche Implikationen.....	103
6	Fazit und Ausblick	105
6.1	Zusammenfassung und Beantwortung der Forschungsfragen	105
6.2	Limitationen der Arbeit	107
6.3	Empfehlungen für zukünftige Forschung.....	109
Literaturverzeichnis	112	
Anhang.....	117	

Abbildungsverzeichnis- und Tabellenverzeichnis

Abbildung 1 Entwicklung des Controllings	10
Abbildung 2 Der ETL-Prozess (Extract, Transform, Load)	17
Abbildung 3 Der ELT-Prozess: Extract, Load, Transform	19
Abbildung 4 Sternschema mit einer zentralen Faktentabelle (Sales)	23
Abbildung 5: Snowflake-Schema mit hierarchisch normalisierten Dimensionstabellen	24
Abbildung 6 Verarbeitung von Echtzeitdaten von der Quelle bis zur Nutzung in Analyse- und ML-Tools.....	28
Abbildung 7 Vorteile von Real-Time Business Intelligence im Überblick	34
Abbildung 8 Best Practice Beispiel	40
Abbildung 9 IBCS Top 10	42
Abbildung 10 Magic Quadrant für Analytics- und Business-Intelligence-Plattformen (Stand Juni 2024).....	47
Abbildung 11 Datenmodell des entwickelten Power BI Prototyps.....	64
Abbildung 12 Schema des Datenmodells mit Produktionsfaktentabelle und Dimensionen ..	65
Abbildung 13 Testbeschreibung für den Usability-Test.....	67
Abbildung 14 Standard-Dashboard des Power BI Prototyps zur Visualisierung von Produktionskennzahlen	68
Abbildung 15: Erklärungsübersicht zu den verwendeten Visualisierungen und Kennzahlen .	71
Abbildung 16 Startseite des DIY-Bereichs im Power BI Prototyp	73
Abbildung 17 Bewertung der Verständlichkeit des Datenmodells durch die Teilnehmenden .	75
Abbildung 18 Bewertung der hilfreichsten Funktionen im BI-Prototyp.....	76
Abbildung 19 Einschätzung der Teilnehmenden zur Nützlichkeit der Echtzeitdatenintegration	77
Abbildung 20 Bewertung der Relevanz zentraler BI-Funktionen im Controlling	78
Abbildung 21 Vorerfahrungen der Teilnehmenden mit Business Intelligence Tools	81
Abbildung 22 Einschätzung der Nutzerfreundlichkeit beim Arbeiten mit dem Prototyp.....	81
Abbildung 23 Anteil der Teilnehmenden, die ohne zusätzliche Hilfe sinnvoll mit dem Tool arbeiten konnten.....	82
Abbildung 24 Offene Rückmeldung zur Verständlichkeit des Tools bei Unsicherheit.....	83
Abbildung 25 Einschätzung der Realitätsnähe der bereitgestellten (simulierten) Daten.....	83
Abbildung 26 Anteil der Teilnehmenden, die für das Controlling relevante Informationen im Tool erkennen konnten.....	84
Abbildung 27 Bewertung der intuitiven Bedienbarkeit des BI-Prototyps.....	87
Abbildung 28 Selbsteinschätzung der Teilnehmenden zur Sicherheit im Umgang mit Daten und Visualisierungen	88

Abbildung 29 Einschätzung zur Einsatzbereitschaft eines BI-Systems im beruflichen Alltag.89

Abbildung 30 Wahrgenommene Nützlichkeit eines Self-Service BI-Systems im Controlling .90

Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung	Bedeutung
AI	Artificial Intelligence (Künstliche Intelligenz)
API	Application Programming Interface
BARC	Business Application Research Center
BI	Business Intelligence
CRM	Customer Relationship Management
CSV	Comma Separated Values
DIY	Do-it-yourself
DSGVO	Datenschutz-Grundverordnung
ELT	Extract, Load, Transform
ERP	Enterprise Resource Planning
ETL	Extract, Transform, Load
IBCS	International Business Communication Standards
JSON	JavaScript Object Notation
KPI	Key Performance Indicator
KI	Künstliche Intelligenz
REST	Representational State Transfer
SQL	Structured Query Language
SSBI	Self-Service Business Intelligence
XML	Extensible Markup Language

1 Einleitung

1.1 Problemstellung

Die zunehmende Digitalisierung wirtschaftlicher Prozesse führt dazu, dass datenbasierte Entscheidungsfindung im Controlling an Relevanz gewinnt. Unternehmen sehen sich mit der Herausforderung konfrontiert, stetig wachsende Datenmengen nicht nur zu speichern, sondern effizient zu analysieren und in Echtzeit für strategische und operative Entscheidungen nutzbar zu machen. Klassische Business-Intelligence-Lösungen (BI) stoßen hierbei zunehmend an ihre Grenzen, da sie häufig hohe IT-Kompetenz erfordern und die Fachbereiche in ihrer Autonomie einschränken. (Prof., Dr. Bernecker, Michael, 2024)

Self-Service Business Intelligence (SSBI) bietet hier einen innovativen Ansatz: Fachanwender*innen erhalten die Möglichkeit, eigenständig auf Daten zuzugreifen, Analysen durchzuführen und Berichte zu erstellen – ohne unmittelbare Unterstützung durch die IT-Abteilung. Dies verspricht nicht nur eine Beschleunigung von Entscheidungsprozessen, sondern eine stärkere Einbindung der Controlling-Abteilungen in datengetriebene Wertschöpfung. (Nelles, 2025)

Die Integration von Echtzeitdaten in SSBI-Systeme stellt einen weiteren Schritt zur Optimierung des datenbasierten Controllings dar. Sie ermöglicht es, Entscheidungen auf Basis aktueller Informationen zu treffen und so schneller auf Veränderungen im Unternehmensumfeld zu reagieren. Allerdings bringt diese Integration sowohl technische und insbesondere organisatorische Herausforderungen mit sich: Die Sicherstellung der Datenqualität, die Kompatibilität bestehender Systemlandschaften, sowie Fragen der Governance und Benutzerfreundlichkeit müssen adressiert werden. (Prof., Dr. Bernecker, Michael, 2024)

Zudem ist die Akzeptanz solcher Systeme durch die Endnutzerinnen – insbesondere durch Controllerinnen – ein kritischer Erfolgsfaktor. Trotz der zunehmenden Verbreitung von SSBI in Unternehmen ist bislang nicht genau bekannt, wie die Kombination aus SSBI und Echtzeitdaten im Controlling konkret umgesetzt wird und inwieweit diese Systeme von den Nutzer*innen tatsächlich akzeptiert werden. Genau an dieser Schnittstelle setzt die vorliegende Arbeit an. (Nelles, 2025)

1.2 Zielsetzung

Ziel dieser Masterarbeit ist es, das Potenzial von Self-Service Business Intelligence (SSBI) für das datengetriebene Controlling unter Einbezug von Echtzeitdaten systematisch zu untersuchen. Dabei soll ein tiefergehendes Verständnis dafür entwickelt werden, welche technischen, funktionalen und nutzerbezogenen Anforderungen für eine erfolgreiche Integration erforderlich sind. Besonderes Augenmerk liegt auf der praktischen Umsetzung eines Prototyps sowie auf der empirischen Analyse der Nutzerakzeptanz im Controlling-Kontext.

Zur Erreichung dieses Ziels verfolgt die Arbeit einen anwendungsorientierten Forschungsansatz, der sowohl theoretische und empirisch-praktische Elemente kombiniert. Zunächst werden die konzeptionellen Grundlagen von SSBI und Echtzeitdatenintegration im Controlling aufgearbeitet. Darauf aufbauend wird ein funktionsfähiger SSBI-Prototyp mit Anbindung an Echtzeitdatenquellen entwickelt. Abschließend erfolgt eine empirische Untersuchung, um Akzeptanzfaktoren auf Anwenderseite zu identifizieren und zu analysieren.

Die zentrale Forschungsfrage lautet:

- Inwieweit kann Self-Service Business Intelligence durch die Integration von Echtzeitdaten das datengetriebene Controlling unterstützen, und welche Faktoren beeinflussen die Nutzerakzeptanz?

Aus dieser Hauptfrage ergeben sich folgende Unterfragen:

- Welche technischen und funktionalen Anforderungen bestehen für SSBI im Controlling mit Echtzeitdatenintegration?
- Wie kann ein prototypisches SSBI-System mit Echtzeitdaten technisch umgesetzt werden?
- Welche Faktoren beeinflussen die Akzeptanz eines solchen Systems bei den Nutzer*innen?

Ziel ist es, auf Grundlage der theoretischen Analyse, der prototypischen Umsetzung sowie der empirischen Untersuchung fundierte Erkenntnisse für Wissenschaft und Praxis bereitzustellen. Die Ergebnisse sollen Unternehmen dabei unterstützen, SSBI-Lösungen mit Echtzeitdatenintegration nutzerzentriert und effizient in ihre Controlling-Prozesse zu integrieren.

1.3 Methodisches Vorgehen

Die Masterarbeit folgt einem dreistufigen methodischen Ansatz, der theoretische, technologische und empirische Komponenten integriert, um die Forschungsfrage umfassend zu beantworten. Dieser kombinierte Ansatz gewährleistet sowohl eine fundierte wissenschaftliche Auseinandersetzung mit dem Thema und eine praxisorientierte Umsetzung und Evaluation.

(1) Theoretischer Teil – Literaturrecherche:

Im ersten Schritt erfolgt eine systematische Analyse einschlägiger wissenschaftlicher Literatur zu den Themen Self-Service Business Intelligence, datengetriebenes Controlling und Echtzeitdatenintegration. Ziel ist es, den aktuellen Forschungsstand zu erfassen, relevante Begriffe und Konzepte zu definieren sowie zentrale Herausforderungen und Erfolgsfaktoren zu identifizieren. Die theoretische Grundlage dient der Ableitung von Anforderungen an ein SSBI-System mit Echtzeitdatenintegration.

(2) Praktischer Teil – Prototypische Umsetzung:

Basierend auf den identifizierten Anforderungen wird im zweiten Schritt ein Prototyp eines SSBI-Dashboards entwickelt, das Echtzeitdaten integriert. Dabei wird eine geeignete BI-Plattform ausgewählt und konfiguriert. Die technische Umsetzung umfasst die Anbindung relevanter Datenquellen, die Integration von Live-Datenströmen sowie die Gestaltung benutzerfreundlicher Visualisierungen für das Controlling.

(3) Empirischer Teil – Nutzerakzeptanzanalyse:

Im dritten Schritt wird die Akzeptanz des entwickelten Prototyps durch eine empirische Untersuchung analysiert. Hierzu werden qualitative und/oder quantitative Methoden (z. B. Umfragen oder Interviews) eingesetzt, um Einschätzungen und Erfahrungen von potenziellen Nutzer*innen im Controlling zu erfassen. Die Ergebnisse werden statistisch ausgewertet, um zentrale Akzeptanzfaktoren zu identifizieren und Implikationen für eine erfolgreiche Einführung von SSBI-Systemen mit Echtzeitdaten im Controlling abzuleiten.

Der methodische Dreiklang aus Literaturrecherche, Prototypentwicklung und empirischer Evaluation ermöglicht eine ganzheitliche Betrachtung des Forschungsthemas und trägt dazu bei, theoretische Erkenntnisse und lernlich praxisnahe Handlungsempfehlungen zu generieren.

1.4 Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Masterarbeit ist in sechs Kapitel gegliedert, die gemeinsam einen systematischen Zugang zur zentralen Forschungsfrage bieten. Sie verbinden theoretische Grundlagen, prototypische Umsetzung und empirische Evaluation zu einer fundierten Untersuchung von Self-Service Business Intelligence im datengetriebenen Controlling.

Kapitel 1 – Einleitung:

Dieses einleitende Kapitel führt in das Thema ein, erläutert die Relevanz von Self-Service BI im Kontext datengetriebener Entscheidungsprozesse und beschreibt die Problemstellung. Ausgehend von der Zielsetzung wird die zentrale Forschungsfrage entwickelt und das methodische Vorgehen der Arbeit skizziert.

Kapitel 2 – Theoretische Grundlagen:

Das zweite Kapitel legt die theoretische Basis der Arbeit. Es definiert zentrale Konzepte wie Business Intelligence, Self-Service BI und datengetriebenes Controlling. Darüber hinaus werden Besonderheiten von Echtzeitdaten in BI-Systemen dargestellt. Zusätzlich werden technische, organisatorische und nutzerbezogene Herausforderungen sowie die Struktur von Datenmodellen (z. B. Star- und Snowflake-Schema), Extraktionsprozesse (ETL/ELT) und Erfolgsfaktoren bei der SSBI-Einführung umfassend beleuchtet.

Kapitel 3 – Methodik der Untersuchung:

Kapitel 3 beschreibt das methodische Vorgehen zur Beantwortung der Forschungsfrage. Es umfasst die drei zentralen Bestandteile: eine theoretisch geleitete Literaturfundierung, die technische Umsetzung eines Power BI-Prototyps mit simulierten Echtzeitdaten sowie die Konzeption und Durchführung einer empirischen Nutzeruntersuchung. Alle Phasen werden detailliert erläutert – von der Systemarchitektur bis zur Datenerhebung und Auswertung.

Kapitel 4 – Ergebnisse:

Im vierten Kapitel werden die Ergebnisse der Arbeit dargestellt. Zunächst wird der entwickelte Prototyp strukturiert, einschließlich seiner Funktionen, Visualisierungen und technischer Komponenten. Anschließend folgen die Ergebnisse der Nutzeruntersuchung, die auf Rückmeldungen von zehn Teilnehmenden basieren. Die Erkenntnisse zu Nutzbarkeit, Intuitivität und Akzeptanzfaktoren werden systematisch beschrieben und abschließend zusammengeführt.

Kapitel 5 – Diskussion der Ergebnisse:

Das fünfte Kapitel interpretiert die empirischen Erkenntnisse im Licht der theoretischen Konzepte. Es diskutiert, inwiefern die erhobenen Ergebnisse bestehende Annahmen bestätigen oder erweitern, reflektiert kritisch das methodische Vorgehen und formuliert Implikationen für Wissenschaft und Praxis.

Kapitel 6 – Fazit und Ausblick:

Das abschließende Kapitel fasst die zentralen Erkenntnisse der Arbeit zusammen und beantwortet die Forschungsfrage. Es benennt die methodischen und inhaltlichen Limitationen der Arbeit und zeigt abschließend Ansätze für zukünftige Forschung auf – insbesondere im Hinblick auf Skalierung, Echtzeitanwendung und Integration von KI-Technologien.

Diese strukturierte Gliederung stellt sicher, dass sowohl konzeptionelle als auch anwendungsorientierte Aspekte des Themas umfassend berücksichtigt und systematisch miteinander verknüpft werden.

2 Theoretische Grundlagen

2.1 Business Intelligence und datengetriebenes Controlling

Business Intelligence (BI) ist ein umfassendes Konzept, das sich mit der systematischen Sammlung, Integration, Aufbereitung, Analyse und Präsentation von Daten beschäftigt, um fundierte betriebswirtschaftliche Entscheidungen zu ermöglichen (Mulavecz, 2007). Es umfasst technologische und organisatorische Komponenten, mit dem Ziel, aus roh vorliegenden Daten entscheidungsrelevante Informationen und Wissen zu generieren. BI ist dabei nicht als rein technisches System zu verstehen, sondern als ganzheitlicher Managementansatz zur datenbasierten Entscheidungsunterstützung. (Redbooks, 2005)

Kernkomponenten eines BI-Systems beinhalten typischerweise ein Data Warehouse als zentrale Datenbasis, Prozesse zur Datenintegration (ETL – Extract, Transform, Load), analytische Werkzeuge zur Datenverarbeitung sowie Front-End-Anwendungen für die Visualisierung und das Reporting. Durch den Einsatz solcher Systeme sollen Entscheidungsprozesse effizienter, transparenter und nachvollziehbarer gestaltet werden. Ziel ist es, Entscheidungsträger*innen in die Lage zu versetzen, auf Basis konsistenter, aktueller und qualitativ hochwertiger Informationen zu handeln. (Wörz, 2023)

Business Intelligence verfolgt strategische und operative Zielsetzungen. Auf strategischer Ebene dient BI der langfristigen Unternehmenssteuerung, beispielsweise durch Marktanalysen, Wettbewerbsvergleiche oder Forecasting-Modelle. Operativ ermöglicht BI eine tagesaktuelle Überwachung und Steuerung von Geschäftsprozessen, etwa durch Performance Dashboards oder automatisierte Berichtssysteme. Darüber hinaus unterstützt BI die Identifikation von Optimierungspotenzialen und Mustern in Unternehmensdaten, wodurch Prozesse verbessert und Ressourcen gezielter eingesetzt werden können. (Gluchowski et al., 2008, Kapitel 11)

Die Fähigkeit, aus großen und oft unstrukturierten Datenmengen („Big Data“) zielgerichtete Informationen zu extrahieren, entwickelt sich zu einem entscheidenden Erfolgsfaktor für Organisationen (SAP, 2025, o. S.). Mit der zunehmenden Verfügbarkeit von Technologien wie Cloud Computing, mobilen Endgeräten und Künstlicher Intelligenz verändert sich zudem die BI-Landschaft in Richtung flexibler, nutzerzentrierter und zunehmend selbstbedienbarer Lösungen – ein Trend, der insbesondere im Controlling neue Potenziale eröffnen kann. (Technikum Wien Academy, 2025)

2.1.1 Definition und Ziele von Business Intelligence

Business Intelligence (BI) ist die Anwendung vielfältiger Werkzeuge, Anwendungen und Verfahren, die Organisationen dabei unterstützen, Daten aus internen Systemen und externen Quellen systematisch zu erfassen, aufzubereiten und analytisch auszuwerten. Durch das Entwickeln und Ausführen von Abfragen sowie das Erstellen von Berichten, Dashboards und Visualisierungen sollen aussagekräftige Analyseergebnisse sowohl für strategische Entscheidungsträger*innen als auch für operativ tätige Mitarbeiter*innen nutzbar gemacht werden (Tableau, 2025, o.S.). BI-generierte Informationen sind nicht auf einzelne Geschäftsbereiche beschränkt, sondern können unternehmensweit genutzt werden - beispielsweise im Marketing, Vertrieb, Supply Chain Management oder in der Finanzplanung. Beispiele für die vielfältigen Einsatzmöglichkeiten sind die Erfolgsmessung von Marketingkampagnen, die Schaffung von Transparenz über Cashflows, Deckungsbeiträge und Betriebskosten, die Analyse von Mitarbeiter- und Kundendaten zur Optimierung von Personalprozessen sowie die Überwachung von Materialflüssen, Werkstücken und Lieferantenleistungen. Zusätzlich erlauben BI-Systeme die Prognose von Umsätzen und Transaktionen, die bedarfsorientierte Personalplanung sowie das Erkennen bereichsübergreifender Zusammenhänge und neuer Umsatzpotenziale. Auf diese Weise kann Business Intelligence auf unterschiedlichen Ebenen einen wertvollen Input zur Effizienzsteigerung, Prozessoptimierung und strategischen Ausrichtung eines Unternehmens generieren. (*Welche Bedeutung hat Business Intelligence für Sie?*, 2025, o.S.)

Allerdings bedarf es zur Ausschöpfung dieses Potenzials BI-Lösungen, die technisch und organisatorisch auf die spezifischen Anforderungen des jeweiligen Unternehmensumfeldes abgestimmt sind. Herkömmliche BI-Architekturen erfordern häufig ein hohes Maß an IT-Kompetenz, da der Aufbau der IT-Infrastruktur, die Anbindung interner und externer Datenquellen sowie die Aufbereitung und Modellierung der Daten in der Regel im Verantwortungsbereich der IT-Abteilung liegen. (*Was ist Business Intelligence (BI)?* | IBM, 2025, o.S.) Oft sind dafür fundierte Kenntnisse in Bereichen wie SQL, Datenbankadministration und Scripting erforderlich. Allein die daraus resultierende Abhängigkeit von IT-Ressourcen kann jedoch die Agilität der jeweiligen Fachabteilungen einschränken und zu Verzögerungen bei der Informationsbeschaffung führen - insbesondere dann, wenn kurzfristig Analysen benötigt werden. Moderne, anwenderfreundliche BI-Konzepte wie Self-Service Business Intelligence gewinnen vor diesem Hintergrund zunehmend an Bedeutung. (*Welche Bedeutung hat Business Intelligence für Sie?*, 2025, o.S.)

2.1.2 Die Rolle von BI und Big Data im Controlling

Im Kontext dieser Arbeit wird der Begriff Big Data in Anlehnung an Gluchowski (2015) definiert, jedoch erweitert um ein vieres Merkmal, das nach aktuellen wissenschaftlichen Erkenntnissen zunehmend als zentraler Bestandteil betrachtet wird. Big Data zeichnet sich demnach durch vier zentrale Dimensionen aus – die sogenannten 4 Vs:

Volume (Datenmenge): Unternehmen generieren heute Datenmengen im Terabyte- bis Petabyte-Bereich, insbesondere durch ERP-Systeme, IoT-Geräte, Web-Plattformen oder Social Media. Die Speicherung, Verwaltung und Analyse dieser großen Volumina stellt neue Anforderungen an Dateninfrastrukturen und Auswertungstechniken. (Gluchowski, 2015, S. 57)

Variety (Datenvielfalt): Die Vielzahl an Datenquellen bringt eine hohe Heterogenität mit sich. Neben strukturierten Daten (z. B. aus Datenbanken) entstehen zunehmend semi- und unstrukturierte Informationen, wie Logfiles, Sensordaten oder Texte aus sozialen Netzwerken. Diese müssen integriert und analysierbar gemacht werden. (Gluchowski, 2015, S. 57)

Velocity (Datengeschwindigkeit): Die Geschwindigkeit, mit der Daten erzeugt, übermittelt und verarbeitet werden, steigt kontinuierlich. Für unternehmensrelevante Entscheidungen werden Echtzeitanalysen immer wichtiger – etwa im Rahmen operativer Steuerung, Frühwarnsysteme oder kurzfristiger Anpassungen. (Gluchowski, 2015, S. 57)

Value (Wertschöpfung): Neuere Praxisbeobachtungen betonen, dass die bloße Verfügbarkeit großer Datenmengen keinen Mehrwert generiert, solange daraus keine nutzbaren Erkenntnisse abgeleitet werden können. Der „Wert“ der Daten – also ihr Potenzial, zur Verbesserung von Entscheidungsqualität, Effizienz oder Innovation beizutragen – rückt somit ins Zentrum der Big-Data-Diskussion. BI-Systeme müssen daher nicht nur auf technologische Leistungsfähigkeit, sondern auch auf wirtschaftlichen Nutzen ausgerichtet sein. (Tableau, o. J.b, o. S.)

Während Gluchowski (2015) ursprünglich vor allem die ersten drei Dimensionen hervorhob, zeigen neuere Entwicklungen im Kontext von Business Analytics und Controlling, dass Value als vieres „V“ eine sinnvolle und notwendige Erweiterung darstellt (Tableau, o. J.b, o. S.). Denn nur wenn Daten zielgerichtet analysiert und in konkrete Steuerungsmaßnahmen überführt werden können, entsteht tatsächlicher Nutzen für das Unternehmen. Darüber hinaus wird in aktuellen Diskussionen – etwa im Rahmen des Oracle Big Data Artikels – zunehmend auch ein fünftes „V“: Veracity (Datenwahrhaftigkeit bzw. Vertrauenswürdigkeit) thematisiert. Dieser Aspekt betont die Bedeutung der Datenqualität, Konsistenz und Zuverlässigkeit als Voraussetzung für valide Entscheidungsgrundlagen. (Chen, 2024, o. S.)

Die wachsende Digitalisierung, das Aufkommen großer Datenmengen (Big Data) sowie die stetig steigende Informationsflut stellen insbesondere das Controlling vor große Herausforderungen. Eine zentrale Aufgabe des Controllers bleibt die gezielte Informationsversorgung des Managements, die unter den Bedingungen der digitalen Wandlungsprozesse neu konzipiert werden muss. Zur Erfüllung dieser Anforderung ist es notwendig, die Controllingprozesse hinsichtlich Effizienz, Geschwindigkeit und Kostenstruktur zu optimieren. Hierbei geht es nicht nur um technische Prozesse, sondern um die inhaltliche und methodische Weiterentwicklung des Controllerwesens. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 35)

Parallel dazu befindet sich die Rolle des Controllers in vielen Unternehmen in einem tiefgreifenden Wandel: vom reinen Zahlenlieferanten hin zum strategischen Business Partner, der das Management aktiv bei der Entscheidungsfindung unterstützt. Innerhalb dieser erweiterten Rolle gewinnt die Auseinandersetzung mit innovativen Datenkonzepten wie Big Data und Business Intelligence an Bedeutung, da diese den Unternehmenserfolg zunehmend beeinflussen. Damit wird die Fähigkeit, relevante Datenmengen sinnvoll zu analysieren und für die Unternehmenssteuerung nutzbar zu machen, zu einer Kernkompetenz des Controllings. (Kemper et al., 2010, S. 187–188)

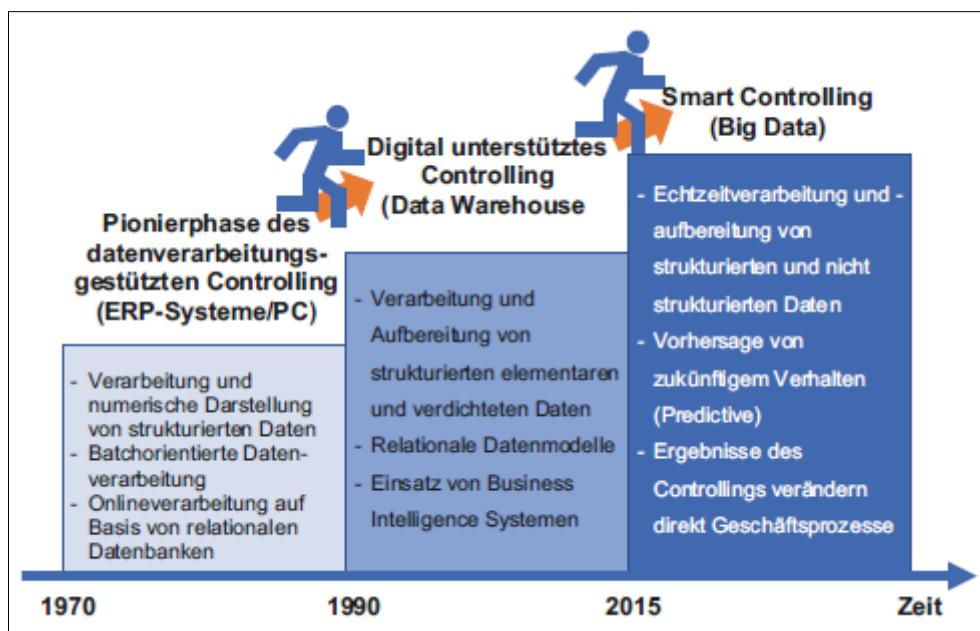


Abbildung 1 Entwicklung des Controllings.

Anmerkung. Übernommen aus Anforderungen an das Controlling (S.37), von G., Anastasios; G. Stefan, 2021, Springer Gabler.

Abbildung 1 zeigt die Entwicklung des Controllings im digitalen Zeitalter und verdeutlicht den tiefgreifenden Wandel, den das Controlling in den letzten Jahrzehnten durchlaufen hat. Angefangen mit der Pionierphase des datenverarbeitungsgestützten Controllings in den 1970er Jahren stand zunächst die rein digitale Verarbeitung strukturierter Daten mittels ERP-Systemen und relationalen Datenbanken im Vordergrund. Geprägt war diese Phase durch eine batchorientierte Datenverarbeitung und erste Formen der Online-Verarbeitung.

Ein signifikanter Wandel vollzog sich mit dem Übergang in die Phase des digital unterstützten Controllings ab den 1990er Jahren: Ergänzend zur Aufbereitung strukturierter und verdichteter Daten rückten relationale Datenmodelle und der Einsatz von Business-Intelligence-Systemen in den Vordergrund. Damit wurde es möglich, komplexe Datenanalysen durchzuführen und Entscheidungsträger*innen auf Basis verdichteter Informationen zu unterstützen.

Etwa seit 2015 ist eine weitere Entwicklung in Richtung „Smart Controlling“ zu beobachten, die durch die Integration von Big-Data-Technologien geprägt ist. Charakteristisch für diese Phase ist die Verarbeitung von strukturierten und unstrukturierten Daten in Echtzeit. Darüber hinaus ermöglichen fortgeschrittene Analyseverfahren wie Predictive Analytics die Vorhersage zukünftiger Entwicklungen. Die Ableitung von Entscheidungen erfolgt nicht mehr nur retrospektiv, sondern zunehmend antizipativ. In diesem Zusammenhang verändern sich die Wirkungsmechanismen des Controllings: Analyseergebnisse fließen direkt in die Geschäftsprozesse ein und wirken aktiv auf deren Gestaltung zurück.

Ein vertiefender Blick auf die Anforderungen an das Controlling im Kontext von Big Data verdeutlicht, wie grundlegend sich die Rolle von Business Intelligence (BI) verändert. Auf Basis der systematischen Darstellung von Georgopoulos und Georg (2021) lassen sich zentrale Veränderungen identifizieren, die unmittelbar Auswirkungen auf die Nutzung von Kennzahlen, das Berichtswesen und die Entscheidungsunterstützung im Controlling haben. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 146–147)

Kennzahlenbezogene Herausforderungen:

Durch Big Data gewinnt der Einsatz komplexer, häufig unstrukturierter Datenquellen an Bedeutung. Daraus resultiert die Notwendigkeit, neue oder bisher nicht erreichbare Kennzahlen zu integrieren. Gleichzeitig steigt die Herausforderung, aus der Fülle potenzieller Kennzahlen die tatsächlich entscheidungsrelevanten auszuwählen – eine Aufgabe, die tiefgreifende Kenntnisse über Wirkzusammenhänge und Zielsysteme erfordert (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 146–147). Controller*innen müssen zudem in der Lage sein, auch in fragmentierten Datenlandschaften Zusammenhänge zu erkennen und diese in ein übergreifendes Kennzahlensystem zu überführen (Schön, 2018, S. 411).

Veränderte Sachverhalte und Datenquellen:

Big Data erschließt neue Informationsbereiche, etwa durch die Analyse von Produktempfehlungen, Social-Media-Reaktionen oder Maschinenstatusdaten (Gluchowski, 2015, S. 56). Für Controller*innen bedeutet dies nicht nur eine Erweiterung ihres Blickwinkels, sondern auch eine stärkere Integration operativer Sachverhalte in betriebswirtschaftliche Steuerungsmodelle. Gleichzeitig wächst die Notwendigkeit, neue Datenquellen organisatorisch und technisch mit dem klassischen Controlling zu verknüpfen. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 146–147)

Zeitliche Dynamik und Aktualitätsdruck:

Ein zentrales Merkmal datengetriebener Steuerung ist die hohe Aktualität: Informationen stehen in Echtzeit oder nahezu in Echtzeit zur Verfügung, was zu deutlich verkürzten Planungs- und Berichtszyklen führt. Controller*innen stehen vor der Herausforderung, Entscheidungen unter hohem Zeitdruck zu treffen, ohne die Informationsqualität zu gefährden. Gleichzeitig steigt die Häufigkeit von Ad-hoc-Reports, etwa bei automatisch erkannten Auffälligkeiten, was höhere Anforderungen an die Reaktionsgeschwindigkeit stellt. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 146–147)

Technologische und gestalterische Anforderungen:

Mit der zunehmenden Automatisierung der Kennzahlenerstellung und der Nutzung prädiktiver Verfahren verschiebt sich der Schwerpunkt im Controlling weiter in Richtung Analyse und Interpretation. Controller*innen müssen automatisierte Ergebnisse kritisch hinterfragen und validieren können („Automation Makes Us Dumb“). Darüber hinaus gewinnen neue Darstellungsformen an Bedeutung: Dashboards, interaktive Visualisierungen und responsive Reportingsysteme (z. B. auf mobilen Endgeräten) ersetzen klassische, tabellenbasierte Berichte. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 146–147)

Zielgruppenspezifische Aufbereitung:

Im Sinne einer rollenbasierten Informationsbereitstellung ist es essenziell, Informationen passgenau für verschiedene Empfängergruppen – vom Fachbereich bis zur Unternehmensleitung – aufzubereiten. BI-Systeme müssen daher in der Lage sein, sowohl standardisierte Reports für Führungskräfte als auch explorative Analysetools für operative Einheiten bereitzustellen. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 146–147)

Controlling im Spannungsfeld zwischen Datenflut und Entscheidungsqualität:

Schließlich wird deutlich, dass Controlling heute stärker denn je zwischen Effizienzanforderungen, Steuerungsqualität und Datenkomplexität vermitteln muss. Die Verfügbarkeit potenzieller Frühwarnindikatoren steigt – ihre Validierung und Einbettung in das unternehmensindividuelle Kennzahlensystem bleibt jedoch eine anspruchsvolle Aufgabe. BI-Systeme, die mit Big Data arbeiten, müssen daher nicht nur technische, sondern auch konzeptionelle Anforderungen erfüllen. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 146–147)

Diese Anforderungen unterstreichen die Notwendigkeit, Controllingprozesse ganzheitlich zu digitalisieren, datenbasiert zu steuern und mit modernen BI-Infrastrukturen auszustatten. Die Herausforderung liegt dabei nicht allein in der Technologie, sondern in der Fähigkeit, die richtige Information zur richtigen Zeit an die richtige Person zu liefern – und dies unter zunehmendem Zeit- und Entscheidungsdruck. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 146–147)

2.1.3 Self-Service BI

Self-Service Business Intelligence (SSBI) beschreibt einen Ansatz innerhalb moderner BI-Architekturen, bei dem Fachanwender*innen – insbesondere aus Controlling, Finanzen oder operativen Bereichen – ohne tiefgreifende IT-Kenntnisse eigenständig auf Daten zugreifen, Analysen durchführen und Berichte erstellen können (Gluchowski, 2015, S. 233). Das Ziel besteht darin, die Abhängigkeit von der IT-Abteilung zu reduzieren und gleichzeitig die Flexibilität, Reaktionsfähigkeit und Datenkompetenz innerhalb der Fachbereiche zu erhöhen (Labbe, 2019, S. 26).

SSBI steht damit im Gegensatz zu traditionellen BI-Systemen, bei denen Berichte, Dashboards und Datenabfragen meist zentral erstellt und verwaltet werden. Klassische BI-Prozesse sind häufig durch hohe Entwicklungszyklen, eingeschränkte Anpassungsmöglichkeiten und geringe Datenagilität gekennzeichnet (Lennerholt et al., 2021). In dynamischen Unternehmensumgebungen – etwa bei kurzfristigen Planabweichungen, Ad-hoc-Fragestellungen oder operativen Steuerungserfordernissen – kann dies zu Verzögerungen oder ineffizienten Entscheidungsprozessen führen (Gluchowski, 2015, S. 87–88).

Die Kernidee von SSBI besteht darin, analytische Werkzeuge direkt in die Hände der Entscheidungsträgerinnen zu legen. Mithilfe intuitiver Benutzeroberflächen, Drag-and-Drop-Funktionalitäten und interaktiver Visualisierungen können Fachanwenderinnen ohne Unterstützung der IT-Abteilung Analysen erstellen und explorieren. (Dataciders Datalytics, o. J., S. 4) Führende Plattformen wie Microsoft Power BI, Tableau oder Qlik ermöglichen es, Daten aus unterschiedlichen Quellen (ERP, CRM, IoT, Webdaten) einzubinden, individuell zu modellieren und visuell aufzubereiten (Denglishbi, 2024b, o. S.). Gerade im Controlling bietet dies große Vorteile: So können etwa Abweichungsanalysen, Cashflow-Prognosen, Schichtauswertungen oder Deckungsbeitragsrechnungen flexibel und eigenständig durchgeführt werden. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 80)

Ein besonderer Mehrwert entsteht, wenn SSBI mit Echtzeitdaten kombiniert wird – etwa aus Produktion, Vertrieb oder Marktdatenquellen. Dies erlaubt es Controllern, situative Entscheidungen auf Basis aktueller Informationen zu treffen und operative Maßnahmen unmittelbar datenbasiert zu unterstützen (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 53). Während klassische BI-Reports oft mit Zeitverzug erstellt werden, ermöglichen SSBI-Systeme mit Streaming-Daten eine quasi-live Analyse betrieblicher Kennzahlen. Für das Controlling bedeutet dies einen Wandel von der retrospektiven Analyse zur proaktiven, teilweise prädiktiven Steuerung (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 54).

Allerdings ist SSBI kein Selbstläufer. Die Einführung erfordert nicht nur geeignete technische Rahmenbedingungen (z. B. Datenarchitektur, Schnittstellen, Datenqualität), sondern auch organisatorische Veränderungen: Die Rollen im Reporting-Prozess verschieben sich, Verantwortung wird dezentralisiert, und es entstehen neue Anforderungen an die Datenkompetenz der Nutzer*innen (Fischer et al., 2023, S. 1285–1287). Fehlende Governance, unklare Zuständigkeiten oder mangelhafte Schulung können dazu führen, dass SSBI-Lösungen nicht nachhaltig genutzt werden. Zudem besteht die Gefahr der sogenannten „Shadow BI“: Fachabteilungen entwickeln isolierte Datenlösungen ohne IT-Beteiligung, was zu Inkonsistenzen und Compliance-Risiken führen kann (Rossi, 2015, o. S.).

Gerade im Controlling, wo Entscheidungen oft regulatorischen Anforderungen unterliegen und hohe Datenkonsistenz erwartet wird, ist die Balance zwischen Autonomie und Governance entscheidend. Eine klare Rollenverteilung, Datenfreigabekonzepte und standardisierte Visualisierungsrichtlinien können hier Abhilfe schaffen. Auch eine nutzerzentrierte Einführung – etwa durch Schulungsprogramme, Community-Support oder BI-Coaches – fördert die Akzeptanz und langfristige Nutzung. (Fischer et al., 2023, S. 1286)

2.1.4 Informationsbedarf und Entscheidungsunterstützung im Controlling

Das Controlling hat sich in den letzten Jahren von einer reaktiven Kontrollfunktion zu einer proaktiven, entscheidungsunterstützenden Rolle entwickelt. Controller*innen agieren heute zunehmend als Business Partner des Managements und leisten einen wesentlichen Beitrag zur strategischen und operativen Steuerung von Unternehmen. Voraussetzung dafür ist ein zielgerichteter Zugang zu relevanten, aktuellen und belastbaren Informationen. (Petzold & Westerkamp, 2018, S. 1)

Typische Informationsbedarfe im Controlling betreffen unter anderem Kostenentwicklungen, Deckungsbeiträge, Abweichungsanalysen, Liquiditätssteuerung, Kapazitätsauslastungen oder Produktivitätskennzahlen (Stahl, 1992). Diese Kennzahlen müssen nicht nur konsistent und verlässlich sein, sondern auch adressatengerecht aufbereitet werden – sei es für Investitionsentscheidungen, Budgetanpassungen oder operative Planungsprozesse (Schön, 2018, S. 291).

Gerade im operativen Controlling sind Aktualität und Flexibilität von besonderer Bedeutung: Die Integration von Echtzeitdaten erlaubt es, kurzfristige Abweichungen frühzeitig zu erkennen, Effizienzverluste zu analysieren oder Maßnahmen unmittelbar einzuleiten. Dabei gewinnt auch der Blick über das eigene Unternehmen hinaus an Relevanz. Methoden der Competitive Intelligence, also die systematische Analyse des Unternehmensumfelds, werden zunehmend als Bestandteil moderner Business-Analytics-Ansätze betrachtet. Insbesondere sogenannte Radar-Analysen, etwa auf Basis von Social-Media-Daten oder Webscraping, ermöglichen die frühzeitige Identifikation von Trends, Veränderungen in der Kundenzufriedenheit oder Marktbewegungen der Wettbewerber. Sie erlauben es, externe Einflussgrößen direkt in Controlling-Entscheidungen einzubeziehen – ein Aspekt, der durch Self-Service BI deutlich zugänglicher wird. So kann Controlling nicht nur reaktiv, sondern zunehmend antizipativ und strategisch agieren – etwa durch die Integration externer Signale in Planungs- und Steuerungsmodelle. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 48)

2.2 Grundlagen der Datenintegration

Die effiziente Integration und Verarbeitung von Daten aus heterogenen Quellen stellen eine zentrale Voraussetzung für den erfolgreichen Einsatz von Business-Intelligence-Systemen dar. In datengetriebenen Organisationen ist es unerlässlich, relevante Informationen aus operativen Systemen, externen Datenquellen oder Sensorumgebungen systematisch zu extrahieren, aufzubereiten und in eine analytisch nutzbare Form zu überführen. Diese Prozesse sind unter dem Begriff Datenintegration zusammengefasst und bilden eine wesentliche Komponente moderner Datenarchitekturen. (Weiß & Liu, 2024, o. S.)

Im Kontext analytischer Informationssysteme erfolgt die Datenintegration typischerweise in Form strukturierter Datenströme, die aus verschiedenen Quellsystemen gewonnen, transformiert und in eine zentrale Zielumgebung überführt werden – beispielsweise in ein Data Warehouse, einen Data Lake oder ein analytisches Front-End wie Power BI. Dabei ist die Art und Weise, wie Daten aus den Ursprungssystemen extrahiert und weiterverarbeitet werden, maßgeblich für die Effizienz, Skalierbarkeit und Qualität der daraus resultierenden Analysen. (RobBagby, o. J., o. S.)

Zwei der am weitesten verbreiteten methodischen Paradigmen zur Umsetzung dieser Datenflüsse sind der ETL-Prozess (Extract – Transform – Load) sowie der in jüngerer Zeit vermehrt eingesetzte ELT-Prozess (Extract – Load – Transform). Beide Methoden unterscheiden sich in der Reihenfolge und Lokalisierung der Datenverarbeitungsschritte und weisen jeweils spezifische Stärken und Schwächen auf, abhängig von der eingesetzten Systemarchitektur, den Datenvolumina sowie den Anforderungen an Aktualität und Flexibilität der Analysen. (Torcato, 2023, o. S.)

Im Folgenden werden beide Prozesse systematisch erläutert, miteinander verglichen und im Hinblick auf ihre Relevanz für Self-Service BI-Kontexte kritisch reflektiert.

2.2.1 Der ETL-Prozess

Der ETL-Prozess (Extract – Transform – Load) stellt ein klassisches Verfahren der Datenintegration dar und wird seit Jahrzehnten erfolgreich in Data-Warehouse-Architekturen und analytischen Systemen eingesetzt (Amazon Web Services, Inc., o. J., o. S.). Ziel dieses Ansatzes ist es, Daten aus operativen Quellsystemen strukturiert zu extrahieren, für analytische Zwecke aufzubereiten und in ein Zielsystem – in der Regel ein Data Warehouse – zu überführen. ETL zählt damit zu den zentralen infrastrukturellen Bestandteilen moderner Business-Intelligence-Lösungen (Amazon Web Services, Inc., o. J., o. S.; Qilk, o. J., o. S.)



Abbildung 2 Der ETL-Prozess (Extract, Transform, Load)

Anmerkung. Übernommen von *The ETL Process*, von IncWorx, (2022, o. S.), <https://www.incworx.com/blog/what-is-etl-used-for>

2.2.1.1 Ablauf und Phasen

Der ETL-Prozess gliedert sich in drei logisch aufeinanderfolgende Hauptphasen:

1. Extract (Extraktion):

In der ersten Phase werden Daten aus einer oder mehreren Quellumgebungen extrahiert. Diese Quellen können relationale Datenbanken, operative Systeme (ERP, CRM), Flat Files oder externe APIs sein. Ziel ist es, die relevanten Rohdaten möglichst vollständig und ohne Beeinträchtigung der Quellsysteme in eine staging-fähige Zwischenablage zu überführen. (IBM, o. J.a, o. S.)

2. Transform (Transformation):

In der Transformationsphase werden die Rohdaten in eine strukturierte und qualitätsgesicherte Form überführt. Dies umfasst:

- Datenbereinigung (z. B. Entfernen fehlerhafter Einträge, Umgang mit Nullwerten)
- Harmonisierung (z. B. Vereinheitlichung von Datumsformaten, Kodierungen)
- Anreicherung (z. B. durch Lookup-Tabellen oder berechnete Felder)
- Aggregation und Hierarchiebildung (IBM, o. J.a, o. S.)

Die Transformation ist häufig der aufwändigste Teil des ETL-Prozesses, da hier sowohl betriebliche und analytische Anforderungen zusammengeführt werden.

3. Load (Laden):

In der letzten Phase werden die aufbereiteten Daten in ein Zielsystem geladen – typischerweise ein Data Warehouse oder ein analytisch optimiertes Datenmodell. Dabei kann der Ladevorgang entweder als vollständiger Batch-Lauf (vollständiges Überschreiben) oder als inkrementelles Update (nur neue oder geänderte Daten) erfolgen. (Amazon Web Services, Inc., o. J., o. S.)

2.2.1.2 Vorteile des ETL-Verfahrens

Der ETL-Prozess hat sich über viele Jahre hinweg in verschiedensten Organisationen als robuste und verlässliche Methode etabliert. Zu den wichtigsten Vorteilen zählen:

Hohe Datenqualität: Durch die zentrale und kontrollierte Transformation lassen sich konsistente, bereinigte und standardisierte Datenstrukturen erzeugen (Amazon Web Services, Inc., o. J., o. S.).

Effiziente Nutzung der Zielsysteme: Da die Transformation vor dem Laden erfolgt, werden Zielsysteme – z. B. Data Warehouses – entlastet und können sich auf analytische Prozesse konzentrieren (IBM, o. J.a, o. S.).

Sicherheit und Nachvollziehbarkeit: ETL-Prozesse sind meist vollständig dokumentiert, versionierbar und auditierbar, was ihre Eignung für regulierte Umgebungen unterstreicht (RobBagby, o. J., o. S.).

2.2.1.3 Einsatzszenarien

ETL eignet sich insbesondere für klassische Business-Intelligence- und Reporting-Szenarien, bei denen strukturierte Daten aus vielen Systemen konsolidiert werden müssen, eine zentrale Datenhaltung gewünscht ist, hohe Anforderungen an Datenkonsistenz bestehen oder Transformationen komplex oder geschäftslogikintensiv sind (Weiß & Liu, 2024, o. S.).

In traditionellen BI-Architekturen bildet der ETL-Prozess das Rückgrat vieler Data-Warehouse-Umgebungen (RobBagby, o. J., o. S.) – etwa bei der Erstellung eines konsolidierten Unternehmensberichtswesens oder bei der Analyse historischer Finanzkennzahlen (Vijayan & Answnara, 2024, o. s.)

2.2.1.4 Relevanz für Self-Service BI

Gerade wenn moderne Self-Service BI-Werkzeuge wie Power BI zunehmend direkt auf operative Datenquellen zugreifen, bleibt das ETL-Prinzip relevant. Insbesondere in Szenarien mit:

- hohem Datenvolumen,
- mehrfach genutzten Datenmodellen,
- oder sensiblen Datenqualitätsanforderungen, (Vijayan & Answara, 2024, o. S.)

ist eine vorgelagerte, kontrollierte Transformation der Daten ein wesentlicher Erfolgsfaktor. Darüber hinaus können ETL-Strecken vorab komplexe Geschäftslogik abbilden, sodass Endanwender*innen auf solche ohne Schwierigkeiten nutzbare und standardisierte Strukturen zugreifen können – ganz im Sinne der Self-Service-Idee, aber mit einer professionellen Datenbasis im Hintergrund. (Denglishbi, 2024b, o. S.)

2.2.2 Der ELT-Prozess

Der ELT-Prozess (Extract – Load – Transform) stellt eine moderne Alternative zum klassischen ETL-Ansatz dar und gewinnt insbesondere im Zusammenhang mit Cloud-basierten Datenarchitekturen und großen, semi- oder unstrukturierten Datenmengen zunehmend an Bedeutung (Amazon Web Services, Inc., o. J., o. S.). Im Gegensatz zum ETL-Verfahren findet bei ELT die Transformation der Daten erst nach dem Laden in das Zielsystem statt. Diese Umkehrung der Prozesslogik wird durch die zunehmende Leistungsfähigkeit moderner Datenbanksysteme und Cloud-Plattformen ermöglicht (Weiß & Liu, 2024, o. S.).

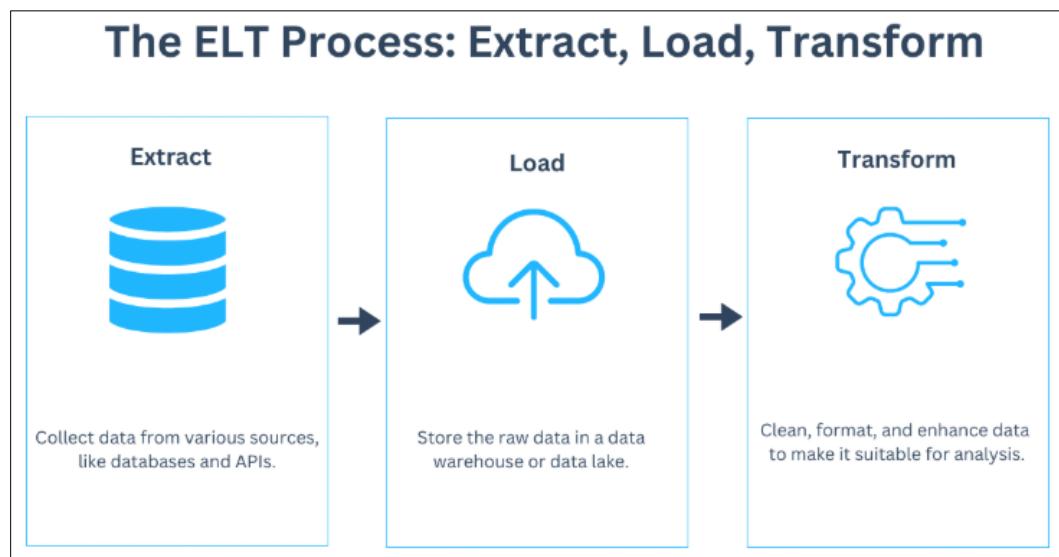


Abbildung 3 Der ELT-Prozess: Extract, Load, Transform

Anmerkung. Übernommen von AIMultiple Research, (2025, o. S.), von C. Dilmegani und A. Özge

2.2.2.1 Ablauf und Funktionsweise

Der ELT-Prozess gliedert sich ebenfalls in drei zentrale Prozessschritte, deren Reihenfolge jedoch entscheidend verändert ist:

1. Extract (Extraktion):

In der ersten Phase werden Rohdaten aus einer oder mehreren Quellumgebungen extrahiert. Dabei handelt es sich häufig um operative Datenbanken, Dateisysteme, APIs oder Sensordaten. Die Extraktion ist dabei möglichst „roh“ – das heißt, es findet zu diesem Zeitpunkt keine oder nur eine minimale Vorverarbeitung statt. (IBM, o. J.b, o. S.)

2. Load (Laden):

Die extrahierten Daten werden unmittelbar in ein zentrales Speichersystem geladen – in der Regel ein Data Lake oder ein cloudbasiertes Data Warehouse wie Snowflake, Google BigQuery oder Azure Synapse. Diese Zielsysteme sind so konzipiert, dass sie große, heterogene Datenmengen performant speichern und verarbeiten können. Die Daten liegen dort zunächst in untransformierter Form vor. (IBM, o. J.b, o. S.)

3. Transform (Transformation):

Erst nach dem Laden erfolgt die eigentliche Datenaufbereitung innerhalb des Zielsystems. Die Transformation wird dabei typischerweise mithilfe von SQL-ähnlichen Verarbeitungssprachen oder verteilten Rechenoperationen durchgeführt. Beispiele sind die Normalisierung von Attributen, die Erzeugung aggregierter Kennzahlen oder die Bereinigung inkonsistenter Einträge. (IBM, o. J.b, o. S.)

Diese Verschiebung der Transformationslogik eröffnet neue Potenziale hinsichtlich **Flexibilität, Skalierbarkeit und Ressourcennutzung**.

2.2.2.2 Vorteile des ELT-Verfahrens

Die ELT-Methodik bietet eine Reihe von Vorteilen, die sich insbesondere in modernen datenintensiven Umgebungen auszahlen:

Skalierbarkeit in Cloud-Architekturen: Die Transformation erfolgt direkt in leistungsstarken Cloud-Plattformen, die elastisch skalieren und parallele Verarbeitung ermöglichen (Chia, 2025, o. S.).

Kürzere Ladezeiten: Da die Transformation ausgelagert ist, können Daten schneller geladen und später schrittweise verarbeitet werden – insbesondere in mehreren Versionen oder Szenarien (IBM, o. J.b, o. S.).

Mehrfache Nutzung der Rohdaten: Ein einmal geladener Rohdatenbestand kann für unterschiedliche analytische Zwecke mehrfach transformiert werden (z. B. für verschiedene Geschäftsbereiche) (Chia, 2025, o. S.).

Bessere Integration von semi- und unstrukturierten Daten: ELT eignet sich besonders gut für unstrukturierte Datenquellen wie JSON, XML oder Logdaten, die zunächst gespeichert und später bei Bedarf verarbeitet werden (Torcato, 2023, o. S.).

2.2.2.3 Relevanz für moderne BI- und Self-Service-Umgebungen

Im Kontext moderner Business-Intelligence-Systeme – insbesondere im Cloud-Umfeld – stellt ELT eine leistungsfähige Alternative zum klassischen ETL dar. Plattformen wie Microsoft Power BI, die mit DirectQuery oder Import-Modus auf cloudbasierte Datenplattformen zugreifen, profitieren von vorgelagerten ELT-Prozessen, die in Azure Data Factory, Synapse Pipelines oder Snowflake orchestriert werden. (Denglishbi, 2024b, o. S.)

Für Self-Service BI birgt ELT den Vorteil, dass die Datenbasis zentral, roh und vollständig vorliegt, während Fachabteilungen darauf aufbauend eigene Analysen entwickeln können. Gleichzeitig stellt diese Offenheit jedoch höhere Anforderungen an Datenmanagement, Data Governance und Schulung der Endanwender*innen. (Jülke, 2020, o. S.)

2.3 Datenmodellierung

2.3.1 Starschema

Im Rahmen der dimensionalen Datenmodellierung im Kontext analytischer Informationssysteme nimmt das sogenannte Star-Schema eine zentrale Stellung ein. Es handelt sich um eine bewährte Struktur zur Organisation und Aggregation großer Datenmengen, die insbesondere in Self-Service Business-Intelligence-Umgebungen eine geeignete Grundlage zur Bereitstellung performanter und verständlicher Datenmodelle bildet. Die zugrunde liegende Idee besteht in der Trennung von numerischen Fakten und beschreibenden Kontextinformationen. Dies ermöglicht eine klare semantische Struktur und eine hohe Abfrageeffizienz (Swen Göllner, 2024b, o. S.).

2.3.1.1 *Struktur und Komponenten des Star-Schemas*

Das Star-Schema ist ein spezifischer Ansatz zur Modellierung relationaler Datenbanken, der insbesondere für analytische Fragestellungen entwickelt wurde. Die Struktur dieses Modells besteht aus einer zentralen Faktentabelle, welche die zu analysierenden Kennzahlen (z. B. Produktionsmengen, Umsätze, Energieverbrauch) beinhaltet. Diese Faktentabelle steht im Zentrum des Modells und ist über Fremdschlüsselbeziehungen mit mehreren Dimensionstabellen verbunden. Die Dimensionstabellen enthalten jeweils die Kontextinformationen, welche zur Strukturierung und Filterung der Analysen notwendig sind, beispielsweise Informationen über Zeit, Produkte, Standorte oder Kunden (Denglishbi, 2024a, o. S.).

Die namensgebende „sternförmige“ Struktur ergibt sich aus der Tatsache, dass sämtliche Dimensionstabellen direkt mit der Faktentabelle, jedoch nicht miteinander verknüpft sind. Dies führt zu einer visuell intuitiven Anordnung des Datenmodells und ermöglicht zugleich eine logisch saubere Trennung zwischen quantitativen und qualitativen Datenbestandteilen (databricks, o. J.b, o. S.)

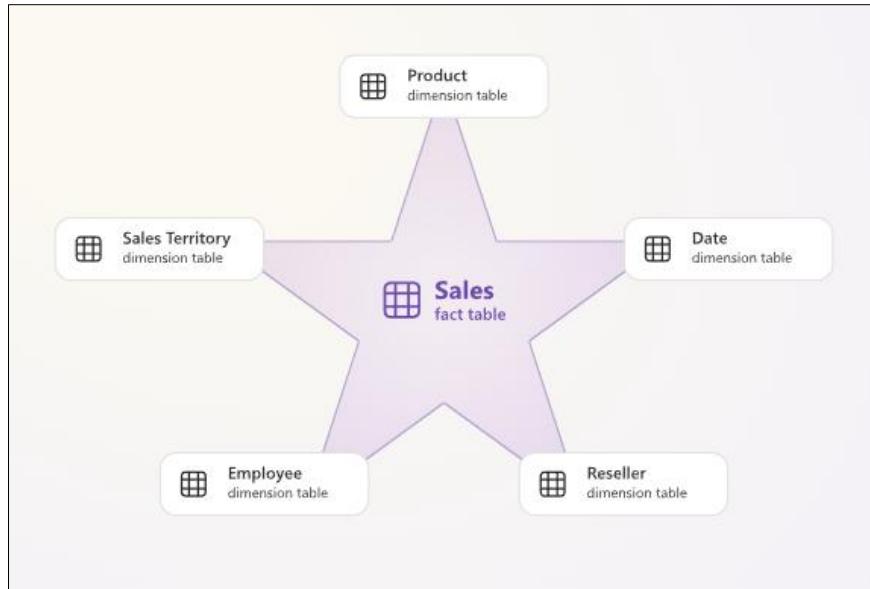


Abbildung 4 Sternschema mit einer zentralen Faktentabelle (Sales)

Anmerkung. Übernommen von *Star schema design for Power BI models* (Denglishbi, 2024a, o.S.), von Microsoft

2.3.1.2 Vorteile und Einsatzmöglichkeiten

Die Verwendung eines Star-Schemas bietet mehrere zentrale Vorteile gegenüber anderen Datenmodellierungsansätzen, insbesondere im Hinblick auf die Leistungsfähigkeit von Abfragen, die Verständlichkeit für Endanwender*innen sowie die Kompatibilität mit gängigen BI-Tools:

1. Effizienz bei Datenabfragen: Durch die denormalisierte Struktur der Dimensionstabellen sind weniger Joins erforderlich, was die Rechen- und Ladezeiten bei großen Datenmengen erheblich reduziert (Denglishbi, 2024a, o.S.).
2. Nutzerorientierte Modellierung: Die übersichtliche und flache Struktur des Star-Schemas erleichtert es insbesondere fachlichen Anwender*innen ohne tiefgreifende Datenbankkenntnisse, das Modell zu verstehen und mit analytischen Werkzeugen zu arbeiten. Dies entspricht unmittelbar den Prinzipien des Self-Service BI (Swen Göllner, 2024b, o. S.).
3. Erweiterbarkeit und Wartbarkeit: Neue Dimensionen oder Kennzahlen können in der Regel ohne tiefgreifende Restrukturierung des Modells ergänzt werden, was eine hohe Flexibilität in dynamischen Anwendungsfeldern wie Controlling oder Produktionsanalyse gewährleistet (IBM, 2025, o. S.).

2.3.2 Snowflake Schema

Das Snowflake-Schema (deutsch: Schneeflockenschema) stellt eine erweiterte Form der dimensionalen Datenmodellierung dar, die insbesondere im Kontext von Data-Warehousing- und Business-Intelligence-Systemen Anwendung findet. Es basiert auf dem Prinzip der Normalisierung von Dimensionstabellen, um Datenredundanz zu minimieren und die Datenintegrität zu erhöhen. Durch die hierarchische Strukturierung der Dimensionen entsteht ein komplexeres, jedoch besonders strukturierteres Datenmodell, das insbesondere bei umfangreichen und vielschichtigen Datenbeständen Vorteile bietet. (Bulut Consulting, 2024, o. S.)

2.3.2.1 Struktur und Aufbau des Snowflake-Schemas

Im Zentrum des Snowflake-Schemas steht, analog zum Star-Schema, eine zentrale Faktentabelle, die die zu analysierenden Kennzahlen enthält. Diese Faktentabelle ist über Fremdschlüssel mit mehreren Dimensionstabellen verbunden, die wiederum durch weitere Normalisierung in Unterdimensionstabellen aufgeteilt sind. Diese mehrstufige Struktur führt zu einer hierarchischen Anordnung der Tabellen, die in ihrer Gesamtheit an eine Schneeflocke erinnert – daher die Bezeichnung „Snowflake-Schema“. (Swen Göllner, 2024a, o. S.)

Die Normalisierung der Dimensionstabellen erfolgt typischerweise bis zur dritten Normalform (3NF), wobei redundante Daten in separate Tabellen ausgelagert werden. Beispielsweise kann eine Produktdimension in separate Tabellen für Produkt, Produktkategorie und Produkthersteller unterteilt werden. Diese Strukturierung ermöglicht eine detaillierte Abbildung von Hierarchien und Beziehungen innerhalb der Dimensionen (Laiba Siddiqui, 2025, o. S.).

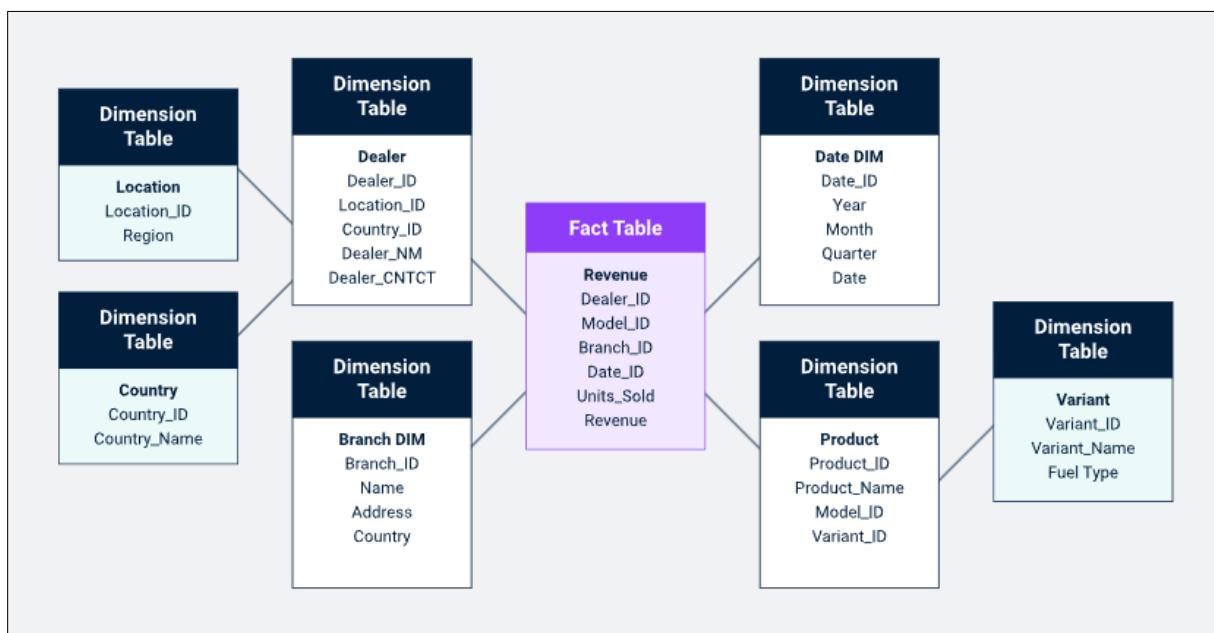


Abbildung 5: Snowflake-Schema mit hierarchisch normalisierten Dimensionstabellen

Anmerkung. Übernommen von Schemas: Star, Galaxy & Snowflake in Data Warehouses (2022, o.S.), von Software AG

Die Anwendung des Snowflake-Schemas bietet mehrere Vorteile:

1. Reduzierte Datenredundanz: Durch die Normalisierung werden redundante Daten vermieden, was zu einer effizienteren Speichernutzung führt (IBM, 2021, o. S.).
2. Verbesserte Datenintegrität: Die Trennung von Daten in spezialisierte Tabellen erleichtert die Pflege und Aktualisierung der Daten, da Änderungen nur an einer Stelle vorgenommen werden müssen (Swen Göllner, 2024a, o.S.).
3. Detaillierte Abbildung von Hierarchien: Komplexe Hierarchien innerhalb der Dimensionen können präzise modelliert werden, was insbesondere für analytische Fragestellungen mit mehreren Aggregationsebenen von Vorteil ist (databricks, o. J.a, o. S.).
4. Flexibilität und Skalierbarkeit: Das Schema eignet sich gut für die Modellierung von Daten mit komplexen Beziehungen und kann bei Bedarf erweitert werden, ohne die gesamte Struktur zu verändern (Bulut Consulting, 2024, o. S.).

2.3.2.2 Herausforderungen und Einschränkungen

Trotz der genannten Vorteile bringt das Snowflake-Schema einige Herausforderungen mit sich:

- Komplexere Abfragen: Die erhöhte Anzahl an Tabellen und die Notwendigkeit von Joins über mehrere Ebenen hinweg können zu komplexeren und potenziell langsameren Abfragen führen (Dexter Chu, 2024, o. S.).
- Erhöhter Wartungsaufwand: Die Pflege und Verwaltung der zahlreichen Tabellen und Beziehungen erfordert einen höheren Aufwand und ein tieferes Verständnis der Datenstruktur (Dexter Chu, 2024, o. S.).
- Eingeschränkte Performance bei bestimmten Abfragen: Insbesondere bei unkomplizierten Abfragen kann die Performance im Vergleich zu schwach-normalisierten Schemata geringer ausfallen, da mehr Joins erforderlich sind (Bulut Consulting, 2024, o. S.).

2.3.3 Der Vergleich von Starschema und Snowflake Schema

Sowohl das Star-Schema als auch das Snowflake-Schema stellen etablierte Ansätze der dimensionalen Datenmodellierung dar und finden insbesondere im Kontext von Business Intelligence und analytischen Informationssystemen breite Anwendung. Beide Modelltypen folgen dem Prinzip der Trennung zwischen einer zentralen Faktentabelle und mehreren angebundenen Dimensionstabellen. Während das Star-Schema auf eine weitgehend denormalisierte Struktur der Dimensionen setzt, verfolgt das Snowflake-Schema eine normalisierte Form mit tiefer gegliederter Hierarchie innerhalb der Dimensionen.

Die Wahl zwischen den beiden Modellierungsformen hängt maßgeblich von den spezifischen Anforderungen des jeweiligen Anwendungskontexts ab. Faktoren wie Datenkomplexität, Redundanzvermeidung, Performance-Erwartungen und Wartungsaufwand spielen hierbei eine zentrale Rolle. Die nachfolgende Tabelle fasst zentrale Unterschiede beider Schemata übersichtlich zusammen:

Kriterium	Star-Schema	Snowflake-Schema
Struktur	Flach, sternförmig	Mehrstufig, hierarchisch „verzweigt“
Normalisierung	Dimensionen weitgehend denormalisiert	Dimensionen vollständig oder teilweise normalisiert
Anzahl an Tabellen	Gering (übersichtlich)	Höher (mehr Verknüpfungen nötig)
Abfragekomplexität	Niedrig – weniger Joins	Höher – mehr Joins erforderlich
Lesbarkeit für Fachanwender	Hoch	Eingeschränkt bei komplexen Hierarchien
Datenredundanz	Höher (Redundanz akzeptiert)	Gering (durch Normalisierung reduziert)
Datenintegrität	Geringfügig schwächer	Höher (konsistenter durch zentrale Pflegepunkte)
Performance bei Abfragen	Tendenziell besser (weniger Joins)	Potenziell schlechter bei großen Abfragen
Flexibilität bei Hierarchien	Eingeschränkt	Hoch – komplexe Hierarchien explizit modellierbar

Kriterium	Star-Schema	Snowflake-Schema
Einsatzgebiet	Reporting, Self-Service BI	Data Warehousing mit komplexer Datenstruktur

2.4 Echtzeitdaten in der Business Intelligence

2.4.1 Definition und Eigenschaften von Echtzeitdaten

Unter Echtzeitdaten versteht man Informationen, die nahezu ohne zeitliche Verzögerung generiert, verarbeitet und bereitgestellt werden. Im Gegensatz zu traditionellen BI-Systemen (Business Intelligence), die auf periodisch aktualisierte Datenbestände (Batch-Verarbeitung) zurückgreifen, ermöglichen Echtzeit-Systeme die sofortige Verfügbarkeit von Daten unmittelbar nach deren Entstehung. Die Echtzeitfähigkeit von Systemen erlaubt es Unternehmen, zeitnah auf aktuelle Entwicklungen zu reagieren und ihre Entscheidungsprozesse noch stärker datenbasiert und zeitkritisch zu gestalten. (Kemper et al., 2010, S. 227)

Echtzeitdaten zeichnen sich durch eine hohe Aktualität, einen kontinuierlichen Fluss und häufig einen ereignisbasierten Charakter aus. Ihre Genese findet beispielsweise durch Sensoren im Produktionsumfeld (IoT), Klickdaten im E-Commerce, Transaktionen im Finanzwesen oder Logistikprozesse statt (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 53). Als technische Basis für die Verarbeitung solcher Daten dient häufig Stream Processing auf Basis skalierbarer Technologien wie Apache Kafka, Spark Streaming oder Flink (Austin Chia, 2025, o. S.).

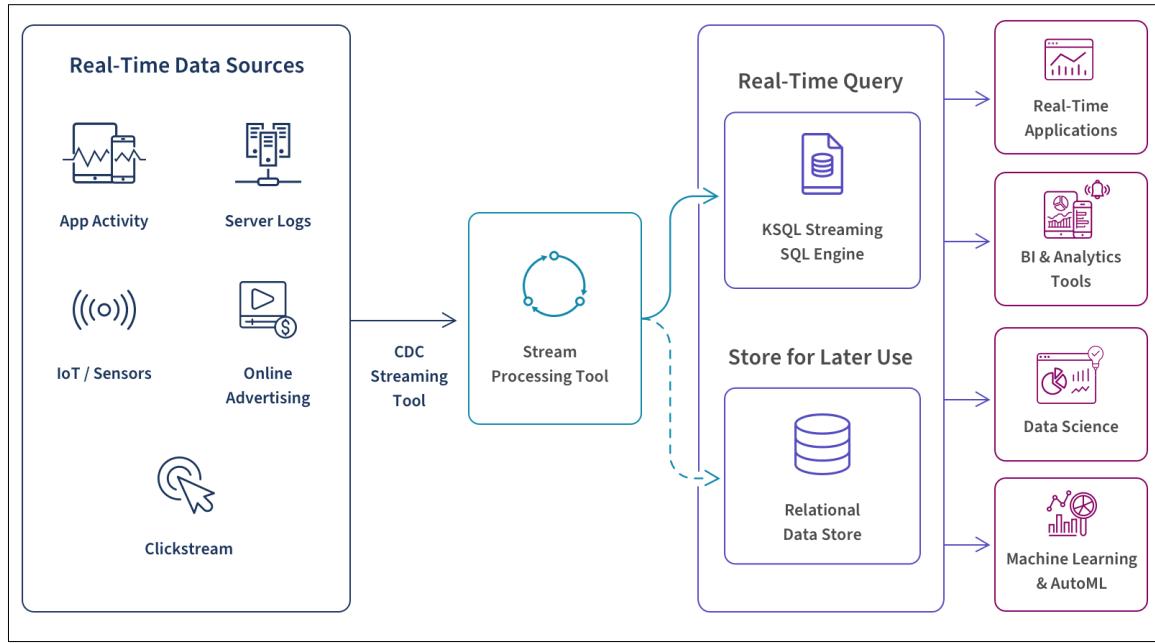


Abbildung 6 Verarbeitung von Echtzeitdaten von der Quelle bis zur Nutzung in Analyse- und ML-Tools

Anmerkung. Übernommen von Real-Time Data (o. S.) o. D. von Qlik

Abbildung 6 zeigt eine schematische Darstellung einer modernen Echtzeitdatenarchitektur, die die Kernkomponenten und Datenflüsse für die Erfassung, Verarbeitung und Nutzung von Echtzeitdaten darstellt. Die Architektur besteht aus drei zentralen Bereichen: Datenquellen, Datenverarbeitung und -speicherung sowie die Anbindung an analytische bzw. weiterverarbeitende Systeme.

Echtzeit-Datenquellen:

In dieser Architektur ist eine Vielzahl heterogener Datenquellen integriert, die kontinuierlich Informationen generieren. Dazu zählen unter anderem App-Aktivitäten, Serverlogs, Sensor- bzw. IoT-Daten, Online-Werbedaten sowie Clickstream-Informationen. Aus diesen Quellen werden in hoher Frequenz operative Daten geliefert, die über ein Change Data Capture (CDC) oder ein vergleichbares Streaming-Tool gesammelt werden.

Datenstromverarbeitung (Stream Processing Tool):

Mit Hilfe eines Stream Processing Tools werden die erfassten Datenströme in Echtzeit verarbeitet. Diese Systeme übernehmen Aufgaben wie Filterung, Aggregation, Transformation und Anreicherung der Daten. Sie ermöglichen die sofortige Verarbeitung großer Datenmengen mit minimaler Latenz und bilden damit die Grundlage für nachgelagerte Analysen und Anwendungen.

Echtzeit-Abfrage und Datenspeicherung:

Die verarbeiteten Daten werden anschließend entweder zur direkten Abfrage über eine Streaming-SQL-Engine (z.B. KSQL) bereitgestellt oder zur weiteren Verwendung in einem relationalen Datenspeicher persistiert. Diese zweigleisige Architektur ermöglicht sowohl eine sofortige Nutzung („Real-Time Query“) und eine spätere, tiefergehende Analyse der gespeicherten Daten („Store for Later Use“).

Anbindung an nachgelagerte Systeme:

Aufbereitete Daten stehen einer Vielzahl von analytischen und operativen Systemen zur Verfügung. Dazu gehören Echtzeitanwendungen, Business Intelligence- und Analyse-Tools, Data Science-Plattformen sowie Machine-Learning- und AutoML-Umgebungen. Dank dieser Integration können die Daten während des gesamten Analyse- und Entscheidungsprozesses nahtlos weiterverarbeitet werden.

2.4.2 Nutzen und Herausforderungen der Echtzeitintegration

Die Integration von Echtzeitdaten in Business-Intelligence-Systeme bietet Unternehmen erhebliche Potenziale, insbesondere im Bereich des Controllings. Dort stellen zeitnahe Informationen eine zentrale Grundlage für fundierte Entscheidungen dar. Ein wesentlicher Nutzen liegt in der signifikanten Steigerung der Reaktionsgeschwindigkeit: Controller*innen sind in der Lage, Veränderungen in Finanzkennzahlen, operativen Abläufen oder Marktbedingungen unmittelbar zu erkennen und entsprechende Maßnahmen frühzeitig einzuleiten. In der Konsequenz wird die Steuerungsfähigkeit des Unternehmens deutlich erhöht. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 55)

Die Verbesserung der Entscheidungsqualität ist ein weiterer Vorteil. Die Nutzung von Echtzeitdaten ermöglicht nicht nur die zeitnahe Erfassung der Unternehmenslage, sondern datengetriebene Prognosen und automatisierte Entscheidungsprozesse. In Verbindung mit fortgeschrittenen Analysemethoden wie Predictive Analytics oder Machine Learning lassen sich zukünftige Entwicklungen simulieren, Szenarien bewerten und potenzielle Risiken frühzeitig identifizieren. Die vorangehend beschriebene Transformation des Controllings von einer retrospektiven zu einer vorausschauenden Funktion wird durch diese Entwicklung unterstützt. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 71)

Die Integration von Echtzeitdaten in Business-Intelligence-Systeme führt insbesondere auf operativer Ebene zu signifikanten Vorteilen. So können etwa Abweichungen von definierten Soll-Werten mittels Performance-Dashboards oder Frühwarnsystemen in Echtzeit erkannt und unmittelbar kommuniziert werden. Im Kontext der Echtzeitdatenverarbeitung erweitert sich zudem die Funktion von Business Intelligence erheblich: BI wird zur verlängerten Werkbank der operativen Daten- und Informationsverarbeitung und unterstützt damit gezielt das Management bei der Entscheidungsfindung. Dabei agiert BI als intelligentes Filtersystem, das relevante Informationen aus der stetig wachsenden Datenflut extrahiert und im Sinne einer effizienten Informationslogistik verteilt. In ihrer Ausprägung als Management-Informationssystem (MIS) erlaubt BI eine besonders schnelle und flexible Auswertung aktueller Datenströme. Von der Identifikation kritischer Symptome über deren Analyse und Bewertung (Diagnose) bis hin zur Ableitung geeigneter Maßnahmen (Therapie), deren Überprüfung (Prognose) und anschließender Erfolgskontrolle (Therapiecontrolling) fungiert BI im Echtzeitkontext als Frühwarnsystem, zentrale Daten- und Wissensspeicherplattform (Data Warehouse) und strukturierter Entscheidungsprozess. (Schön, 2018, S. 406–408)

Trotz der signifikanten Vorteile, die mit der Echtzeitintegration einhergehen, sind damit erhebliche Herausforderungen verbunden. Aus technischer Perspektive ist es essenziell, dass BI-Systeme in der Lage sind, große Datenmengen in hoher Frequenz zu verarbeiten, zu speichern und nutzergerecht aufzubereiten. Dies erfordert leistungsfähige Infrastrukturen, skalierbare Datenarchitekturen sowie stabile Schnittstellen zu internen und externen Datenquellen. Zudem ist die Gewährleistung von Aspekten der Datenqualität, Datenkonsistenz und Datensicherheit essenziell, insbesondere bei der Zusammenführung von strukturierten und unstrukturierten Datenquellen. (Kemper et al., 2010, S. 215–217)

2.4.3 Anwendungsfälle und Potentiale von Echtzeitdaten

Sabre Airline Solutions

Am Beispiel von Sabre Airline Solutions, einem internationalen Anbieter von Technologielösungen für die Reisebranche, wird die erfolgreiche Nutzung von Echtzeitdaten in der Business Intelligence anschaulich dargestellt. Das Unternehmen stellt Buchungssysteme, Tools für das Revenue Management sowie mobile und webbasierte Anwendungen für Fluggesellschaften und Hotels bereit. (Sabre, 2025, o.S.)

Angesichts des dynamischen Marktumfelds in der Reise- und Tourismusbranche stand Sabre vor der Herausforderung, seinen Kunden - darunter Fluggesellschaften, Hotels und andere Reiseanbieter - zeitnahe und detaillierte Einblicke in das Verhalten und die Aktivitäten ihrer Endkund*innen zu ermöglichen. Diese Anforderungen an Aktualität und Informationstiefe erfüllte die bestehende Datenverarbeitung nicht mehr. (Andy Morris, 2021, o.S.)

Um dieser Herausforderung zu begegnen, entwickelte Sabre ein unternehmensweites, skalierbares Enterprise Travel Data Warehouse (ETDW), das große Datenmengen strukturiert erfasst, speichert und auswertbar macht. In Ergänzung dazu wurden interaktive Executive Dashboards implementiert, die nahezu in Echtzeit einen umfassenden Überblick über unternehmensrelevante Kennzahlen ermöglichen. Darin enthalten sind unter anderem Informationen zu Reservierungen, operativer Performance, Ticketing und allgemeinen Unternehmenskennzahlen. Die benutzerfreundliche Oberfläche der Dashboards erlaubt es den Nutzer*innen, datenbasierte Entscheidungen schnell und effektiv zu treffen. (Andy Morris, 2021, o.S.)

Die Implementierung dieser technologischen Neuausrichtung ermöglichte es Sabre, signifikante betriebswirtschaftliche Effekte zu erzielen. Durch die Aggregation großer Datenmengen, die intuitive grafische Darstellung und die Möglichkeit der kollaborativen Nutzung konnte die Kundenzufriedenheit erhöht und der Umsatz nachweislich gesteigert werden. Das Fallbeispiel demonstriert, dass der zielgerichtete Einsatz von Real-Time BI nicht nur zu einer optimierten Informationsversorgung beiträgt, sondern signifikant zur Effizienz- und Erlössteigerung beitragen kann. (Andy Morris, 2021, o.S.)

Netflix

Netflix nutzt Business Intelligence (BI) und Echtzeit-Datenverarbeitung, um seine Inhalte zu personalisieren und die Nutzerbindung zu maximieren. Mit mehr als 148 Millionen Abonnenten weltweit verfügt das Unternehmen über eine umfangreiche Datenbasis, die detaillierte Einblicke in das Nutzerverhalten ermöglicht. (Andy Morris, 2021, o.S.)

Das Empfehlungssystem von Netflix, das maschinelles Lernen und künstliche Intelligenz nutzt, um personalisierte Vorschläge für Filme und Serien zu generieren, ist ein zentraler Bestandteil dieser Strategie. Das System berücksichtigt sowohl explizite Daten wie Nutzerbewertungen als auch implizite Verhaltensdaten wie die Sehdauer oder die Reihenfolge der konsumierten Inhalte. Diese Informationen werden mit Metadaten zu den Inhalten kombiniert, die von spezialisierten Tagging-Teams erstellt werden, um so genannte „Taste Communities“ zu identifizieren - Gruppen von Nutzern mit ähnlichen Vorlieben. (Plummer, 2017, o.S.)

Auffällig ist, dass über 80 Prozent der gestreamten Inhalte durch das Empfehlungssystem entdeckt werden. Dies unterstreicht die Effektivität des Systems bei der Nutzeransprache und -bindung. Weiterhin testet Netflix derzeit ein KI-basiertes Suchsystem, das Empfehlungen basierend auf der aktuellen Stimmung oder spezifischen Kriterien des Nutzers liefert. (Nield, 2025, o.S.)



Abbildung 7 Vorteile von Real-Time Business Intelligence im Überblick

Anmerkung. Übernommen von *Real-time business intelligence* (o. S.), A. Jaunosane, (2024)

In Abbildung 7 sind die zentralen Nutzenpotenziale, die mit dem Einsatz von Real-Time Business Intelligence verbunden sind, als Kernelemente dargestellt. Die vorliegende Darstellung fasst in prägnanter Form zusammen, in welchen Dimensionen die Integration von Echtzeitdaten einen strategischen und operativen Mehrwert für Unternehmen - insbesondere für das Controlling - generieren kann. (Agnese Jaunosane, 2024, o.S.)

Im Rahmen der unterstützten Entscheidungsfindung (Decision-Making) werden Echtzeitdaten als fundierte Informationsgrundlage genutzt, um zeitnah und zielgerichtet auf Abweichungen oder Risiken zu reagieren. Die Steigerung der operativen Effizienz (Operational Efficiency) kann durch die Identifikation von Engpässen und die Optimierung des Ressourceneinsatzes erreicht werden. Ein weiteres zentrales Element stellt die Fähigkeit zur frühzeitigen Problemerkennung (Problem Solving) dar. Anomalien können durch kontinuierliches Monitoring erkannt werden, bevor sie sich in Form negativer Auswirkungen auf die Geschäftsprozesse niederschlagen. (Agnese Jaunosane, 2024, o.S.)

Real-Time BI trägt ferner zur Verbesserung des Kundenerlebnisses (Customer Experience) bei, indem eine personalisierte Interaktion und schnellere Reaktionszeiten in Kundenprozessen ermöglicht werden. Der Wettbewerbsvorteil (Competitive Advantage), der sich aus der proaktiven Steuerung und schnellen Anpassung strategischer Maßnahmen ergibt, wird als fünfte Dimension hervorgehoben. (Agnese Jaunosane, 2024, o.S.)

2.5 Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bei der Einführung von SSBI

2.5.1 Technische Herausforderungen

Integration von heterogenen Datenquellen: Die stetig wachsende Vielfalt an Datenquellen - von traditionellen Datenbanken über Big-Data-Systeme bis hin zu Cloud-Anwendungen - erfordert eine effiziente Integration, um eine konsolidierte Datenbasis für Analysen bereitzustellen. Dabei ergeben sich Herausforderungen durch unterschiedliche Datenformate, Schnittstellen und semantische Strukturen. Mithilfe von Lösungsansätzen wie der Datenvirtualisierung kann auf unterschiedliche Datenquellen zugegriffen werden, ohne diese physisch zu replizieren, was eine flexible Datenintegration unterstützt. (George Lawton, 2024, o.S.)

Sicherstellung der Datenqualität: Voraussetzung für verlässliche Analysen ist eine hohe Datenqualität. Darunter fallen Aspekte wie Genauigkeit, Konsistenz, Aktualität und Vollständigkeit der Daten. Insbesondere bei Echtzeitdaten können Inkonsistenzen oder unvollständige Informationen zu Fehlinterpretationen führen. Entscheidend ist daher die Implementierung von Data Governance-Richtlinien und automatisierten Qualitätskontrollen, um die Integrität der Daten zu gewährleisten. (Fischer et al., 2023, S. 1286)

Systemleistung und Skalierbarkeit: Die Echtzeitverarbeitung großer Datenmengen stellt hohe Anforderungen an die Systemleistung. Verzögerungen bei der Datenverarbeitung oder beim Laden von Dashboards können das Nutzererlebnis beeinträchtigen. Um eine hohe Performance zu gewährleisten und eine skalierbare Infrastruktur bereitzustellen, sind Technologien wie In-Memory-Datenbanken, verteilte Computing-Architekturen und effiziente Caching-Strategien erforderlich. (George Lawton, 2024, o.S.)

Benutzerfreundlichkeit und Auswahl der Werkzeuge: Für die Akzeptanz und effektive Nutzung durch die Fachanwender ist die Auswahl geeigneter SSBI-Tools entscheidend. Während unkomplizierte Tools eine schnelle Einarbeitung ermöglichen, bieten komplexere Lösungen erweiterte Funktionalitäten, erfordern aber ein höheres Maß an technischem Verständnis. Deshalb ist es bedeutsam, ein ausgewogenes Verhältnis zwischen Benutzerfreundlichkeit und Funktionalität zu finden. (Verovis, 2020, o.S.)

2.5.2 Organisatorische Herausforderungen

Die Implementierung von Self-Service Business Intelligence (SSBI) ist mit einer Vielzahl von Herausforderungen sowohl auf technischer und auf organisatorischer Ebene verbunden. Diese Herausforderungen umfassen insbesondere die Übertragung von Verantwortlichkeiten, den Aufbau geeigneter Governance-Strukturen, den kulturellen Wandel sowie Fragen der Datensicherheit und Compliance.

Ein wesentliches Merkmal von SSBI ist die Verlagerung analytischer Kompetenzen von der IT-Abteilung hin zu den Fachbereichen. Während klassische BI-Systeme durch eine starke Zentralisierung und IT-Getriebenheit charakterisiert sind, zielen SSBI-Ansätze auf eine gesteigerte Autonomie der Fachabteilungen bei der Erstellung und Nutzung von Berichten und Analysen ab. Dies erfordert jedoch eine adäquate Datenkompetenz auf Seiten der Anwender*innen. (George Lawton, 2024, o.S.) Das Fehlen dieser Fähigkeiten kann zu fehlerhaften Analysen, Missinterpretationen oder ineffizienten Entscheidungsprozessen führen. Um das Potenzial von SSBI voll ausschöpfen zu können, sind eine umfassende Schulung sowie eine strategisch ausgerichtete Kompetenzentwicklung erforderlich. (ZenOptics, 2024, o.S.)

Parallel dazu entstehen neue Anforderungen an die Data Governance. Durch die Dezentralisierung der Datenverantwortung besteht die Gefahr inkonsistenter Berichte, redundanter Datenmodelle und einer Fragmentierung der Datenlandschaft („Data Silos“). Klare Richtlinien zur Datenverwendung, standardisierte Prozesse zur Berichtserstellung sowie ein Rollen- und Berechtigungskonzept sind notwendig, um diesen Risiken entgegenzuwirken. Die Grundlage für eine koordinierte und qualitätsgesicherte Nutzung von SSBI bildet eine effektive Governance-Struktur. (Immuta, 2024, o.S.)

Abgesehen von strukturellen Anpassungen erfordert SSBI einen kulturellen Wandel in der Organisation. Die Implementierung datengetriebener Arbeitsmethoden ruft bestehende Entscheidungsmuster in Frage und kann bei den Mitarbeitenden zu Unsicherheit oder Widerstand führen. Daher ist die Akzeptanz neuer Technologien eng mit der Fähigkeit verbunden, Veränderungen aktiv zu gestalten und zu kommunizieren. (George Lawton, 2024, o.S.)

Die erweiterte Datenzugänglichkeit geht mit erhöhten Anforderungen an den Datenschutz, die Sicherheit und die regulatorische Konformität einher. Als technische Maßnahmen sind rollenbasierte Zugriffskontrollen, Audit Trails und die Verschlüsselung sensibler Daten in ein umfassendes Sicherheits- und Compliance-Konzept zu integrieren. (George Lawton, 2024, o.S.)

2.5.3 Nutzerzentrierte Erfolgsfaktoren

Benutzerfreundlichkeit und Systemdesign

Als zentraler Erfolgsfaktor gilt die Benutzerfreundlichkeit der eingesetzten SSBI-Tools. Die intuitive Bedienbarkeit, die visuelle Ansprechbarkeit der Dashboards sowie die transparente Navigation sind Faktoren, die das Nutzererlebnis positiv beeinflussen. Dies führt nicht nur zu einer Steigerung der Effizienz der Analyseprozesse, sondern zu einer allgemeinen Steigerung der Zufriedenheit mit dem System. Für fachlich orientierte Anwenderinnen, die häufig über keine vertieften technischen Kenntnisse verfügen, ist eine hohe Usability von entscheidender Bedeutung. Demnach sollte das Interface den Nutzer bei der Exploration und Interpretation von Daten aktiv unterstützen. Dies kann beispielsweise durch interaktive Visualisierungen, integrierte Erklärhilfen oder kontextbasierte Empfehlungen erfolgen. (Lennerholt et al., 2021, o.S.)

Soziale Einflussfaktoren und Managementunterstützung

Es ist evident, dass die Akzeptanz und Nutzung von SSBI maßgeblich durch das soziale Umfeld und die organisationale Einbettung beeinflusst werden. Eine als datengetrieben beschriebene Unternehmenskultur sowie aktive Unterstützung durch das Management gelten als signifikante Erfolgsfaktoren. Führungskräfte nehmen dabei eine Vorbildfunktion ein: Wenn Führungskräfte SSBI aktiv einsetzen und dessen Nutzen kommunizieren, wirkt sich dies positiv auf die Wahrnehmung der Mitarbeitenden aus. Eine Rolle spielen insbesondere Peer-Effekte: Wird das System im Kollegenkreis positiv bewertet und aktiv genutzt, erhöht dies die Wahrscheinlichkeit, dass andere Mitarbeitende es ebenfalls übernehmen. (Maghsoudi & Nezafati, 2023, o.S.)

Feedbackmechanismen und kontinuierliche Weiterentwicklung

SSBI-Systeme sollten als lernende Systeme verstanden werden, deren Erfolg von kontinuierlicher Weiterentwicklung abhängt. Durch die Einbindung von Nutzer*innen-Feedback in Design- und Weiterentwicklungsprozesse erhöht sich nicht nur die Systemqualität, sondern die Identifikation der Anwender*innen mit der Lösung. Die fehlende Berücksichtigung von Nutzerbedürfnissen ist ein häufiger Grund für die geringe Verbreitung und Nutzung von SSBI-Systemen. (Lennerholt et al., 2021, o.S.)

2.6 Dashboards und Reporting

2.6.1 Begriff und Zielsetzung

Dashboards und Reporting stellen zentrale Komponenten moderner Business-Intelligence-Systeme dar. Während klassische Reports vor allem der strukturierten, oftmals periodischen Berichterstattung dienen, ermöglichen Dashboards eine dynamische, visuell verdichtete Darstellung betrieblicher Kennzahlen in Echtzeit oder nahe Echtzeit (Deda, 2024, o. S.). Beide Instrumente zielen darauf ab, Informationen so aufzubereiten, dass Entscheidungsträger*innen fundierte, zeitnahe und kontextbezogene Urteile treffen können. (Gluchowski, 2015, S. 304–305)

Dashboards zeichnen sich dabei durch ihre visuelle Kompaktheit und Interaktivität aus. Sie fassen relevante Kennzahlen – sogenannte Key Performance Indicators (KPIs) – auf einer begrenzten Oberfläche zusammen und ermöglichen häufig eine Drilldown-Navigation in tieferliegende Datenebenen. Im Unterschied dazu sind klassische Reports stärker textbasiert, tabellarisch strukturiert und weniger explorativ nutzbar. (Few, 2006, S. 26)

Ziel eines Dashboards ist es, Daten in einer Form bereitzustellen, die eine schnelle Erfassung des aktuellen Zustands sowie potenzieller Abweichungen vom Soll-Zustand erlaubt. Dabei können je nach Zielgruppe und Anwendungsfeld strategische, taktische oder operative Informationsbedürfnisse adressiert werden. Strategische Dashboards unterstützen etwa das Top-Management bei langfristigen Steuerungsentscheidungen, während operative Dashboards für Fachabteilungen (z. B. Controlling, Produktion, Vertrieb) tagesaktuelle Prozessinformationen bereitstellen. (Schön, 2018, Kapitel 2.2.3)

Im Kontext von Self-Service BI gewinnen Dashboards zusätzlich an Bedeutung, da sie als zentrale Schnittstelle zwischen Datenmodell und Endanwender*innen fungieren. Sie ermöglichen es Fachanwenderinnen, unabhängig von der IT-Abteilung Einblick in strukturierte Daten zu gewinnen, Zusammenhänge zu erkennen und bei Bedarf eigenständig Analysepfade zu verfolgen. (Lennerholt et al., 2021, S. 2)

2.6.2 Einsatzbereiche und Funktionen

Dashboards und Reporting-Elemente finden in nahezu allen Bereichen eines datengetriebenen Unternehmens Anwendung. Sie dienen als visuelle Schnittstelle zwischen komplexen Datenmodellen und den Informationsbedürfnissen verschiedener Zielgruppen – von der Unternehmensführung über das Controlling bis hin zu operativen Fachabteilungen. Ihre Einsatzfelder reichen von Finanz- und Vertriebsberichten über Logistik- und Produktionskennzahlen bis hin zu kundenbezogenen Auswertungen im Marketing. (Gluchowski, 2015, S. 307–312)

Im Controlling hat das Reporting im Sinne von BI eine besondere Bedeutung zu, da sie zentrale Steuerungsgrößen wie Ist-/Soll-Vergleiche, Abweichungsanalysen und Effizienzkennzahlen unmittelbar und visuell verdichtet darstellen können. Sie fungieren dort nicht nur als Informationsinstrument, sondern auch als Frühwarnsystem, indem sie aktuelle Entwicklungen – etwa in der Liquiditätslage, Auslastung oder beim Ausschuss – sofort sichtbar machen. (Georgopoulos & Georg, 2021, S. 20)

Dashboards übernehmen in der Business Intelligence unterschiedliche Rollen, die maßgeblich durch den jeweiligen Verwendungszweck bestimmt werden. Stephen Few unterscheidet dabei drei Hauptkategorien: strategische, analytische und operative Dashboards.

- **Strategische Dashboards** richten sich an das Management und unterstützen die langfristige Unternehmenssteuerung. Sie visualisieren aggregierte KPIs in Form statischer Momentaufnahmen und ermöglichen eine schnelle Übersicht über Ziele, Trends und Entwicklungen – meist mit geringer Interaktivität.
- **Analytische Dashboards** dienen der vertieften Datenanalyse. Sie ermöglichen Vergleiche, Zeitreihenanalysen und Drilldowns und richten sich an Anwender*innen, die Ursachen verstehen und Entscheidungsgrundlagen erarbeiten möchten.
- **Operative Dashboards** kommen in dynamischen Umgebungen zum Einsatz, z. B. in der Produktion oder IT. Sie zeigen aktuelle Zustände nahezu in Echtzeit, reagieren auf Abweichungen mit visuellen Signalen und dienen der kurzfristigen Steuerung und Kontrolle. (Few, 2006, S. 31–33)

Unabhängig vom Typ übernehmen Dashboards zentrale BI-Funktionen wie Monitoring, Analyse und Kommunikation und fungieren als Schnittstelle zwischen Datenmodell und Nutzer*in.

2.6.3 Gestaltungsprinzipien und Best Practices

Die Gestaltung effektiver Dashboards erfordert die Berücksichtigung grundlegender Prinzipien des Informationsdesigns, um komplexe Daten klar, präzise und zielgruppengerecht zu visualisieren. Ziel ist es, Informationen so aufzubereiten, dass sie auf einen Blick erfassbar sind und schnelle Entscheidungen ermöglichen. (Anello, 2024, o. S.)

Zu den bewährten Best Practices zählen:

- Klarheit und Übersichtlichkeit: Vermeidung von visueller Überladung durch Reduktion auf wesentliche Inhalte und logische Gruppierung verwandter Kennzahlen. (Anello, 2024, o. S.)
- Konsistentes Design: Einheitliche Verwendung von Farben, Schriftarten und Layouts zur Förderung der Wiedererkennbarkeit und Benutzerfreundlichkeit. (Anello, 2024, o. S.)
- Zielgruppenorientierung: Anpassung der Dashboard-Inhalte an die spezifischen Informationsbedürfnisse der Nutzer, wobei strategische Dashboards aggregierte KPIs und operative Dashboards detaillierte Prozessdaten darstellen. (Microsoft, 2015, o. S.)
- Geeignete Visualisierungstypen: Einsatz passender Diagrammformen entsprechend der darzustellenden Daten (z. B. Linien- und Balkendiagramme für Zeitverläufe und Vergleiche). (Tableau, o. J.a, o. S.)
- Interaktive Elemente: Integration von Funktionen wie Drilldowns, Filtern und Tooltips, um eine tiefere Datenanalyse zu ermöglichen. (Tableau, o. J.a, o. S.)

Die konsequente Anwendung dieser Prinzipien trägt dazu bei, Dashboards zu entwickeln, die nicht nur informativ, sondern auch benutzerfreundlich und effektiv in der Entscheidungsunterstützung sind. (Anello, 2024, o. S.)

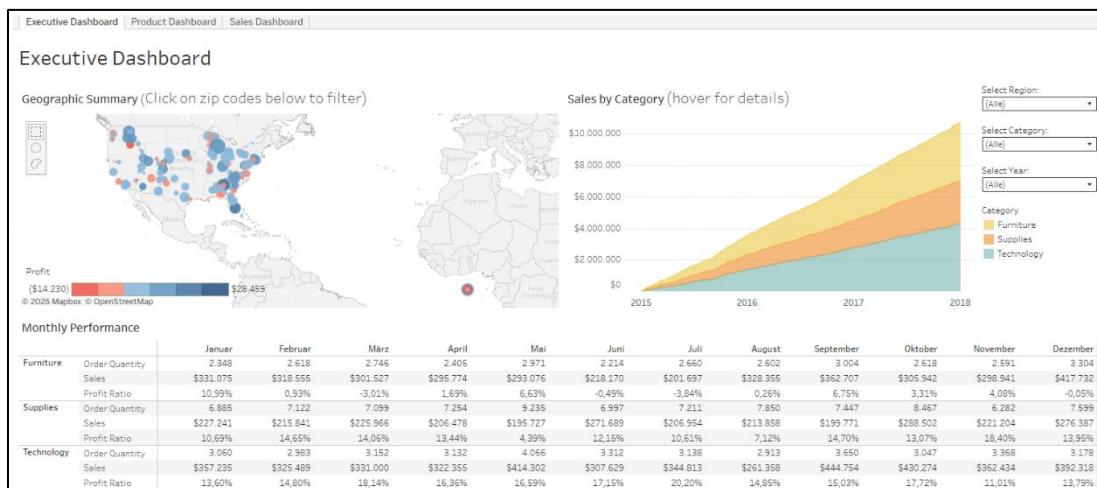


Abbildung 8 Best Practice Beispiel

Anmerkung. Übernommen von Visual Best Practices, von Tableau, o. J.

IBCS Top 10 – Standards für verständliche Berichte und Dashboards

Die „International Business Communication Standards“ (IBCS®) stellen ein Regelwerk für die einheitliche und verständliche Gestaltung von Berichten, Dashboards und Präsentationen im Business-Intelligence-Kontext dar. Ziel der IBCS® ist es, durch visuelle und semantische Standardisierung die Kommunikation betriebswirtschaftlicher Informationen zu verbessern. Besonders praxisorientiert ist das Konzept der IBCS® TOP 10, welches zehn zentrale Gestaltungsprinzipien für aussagekräftige Visualisierungen zusammenfasst. (Hichert, 2015, o. S.)

1. Messages: Jede Visualisierung sollte eine eindeutige Botschaft transportieren. Die Hauptaussage ist idealerweise explizit benannt – z. B. im Titel oder als Key Message – um Missverständnisse zu vermeiden und die Aufmerksamkeit der Rezipient*innen gezielt zu steuern.
2. Titles: Titel sollten klar formuliert und vollständig sein. Sie enthalten idealerweise Angaben zur Kennzahl, Organisationseinheit, Zeiteinheit und ggf. zur Vergleichsbasis. So wird sichergestellt, dass die Bedeutung der Visualisierung unmittelbar erkennbar ist.
3. Time & Structure: Zeitreihen (horizontal) und Strukturvergleiche (vertikal) sind getrennt darzustellen, um Vergleichbarkeit und Lesbarkeit zu erhöhen. Diese Unterscheidung fördert die Orientierung in komplexen Dashboards.
4. Time Periods: Zeiträume wie Jahre, Quartale oder Monate sollten visuell unterscheidbar gemacht werden – z. B. durch unterschiedliche Balkenbreiten oder Farbabstufungen.
5. Charts: Die Auswahl geeigneter Diagrammtypen ist entscheidend. Säulen, Balken und Linien sollten bevorzugt verwendet werden; komplexe oder dekorative Elemente wie 3D-Grafiken, Piktogramme oder Kreisdiagramme gelten als ungeeignet.
6. Labels: Alle Werte und Achsen sollten klar und direkt im Diagramm beschriftet sein. Die Vermeidung unnötiger Gitternetze oder Achsentitel erhöht die visuelle Klarheit.

7. Scenarios: Unterscheidung zwischen „Ist“, „Plan“ und „Prognose“ sollte über standardisierte visuelle Codierungen (z. B. solide, gestrichelt, umrandet) erfolgen. Dies erleichtert die Vergleichbarkeit verschiedener Szenarien.
8. Variances: Abweichungen – z. B. zwischen Plan und Ist – sollten nicht nur absolut, sondern auch relativ dargestellt werden. Die einheitliche Darstellung mit Pins oder Hervorhebungen hilft beim schnellen Erfassen von kritischen Abweichungen.
9. Scaling: Eine konsistente Skalierung ist unerlässlich für vergleichende Analysen. Achsen sollten nicht willkürlich abgeschnitten oder in ihrer Einheit verändert werden.
10. Highlighting: Visuelle Hervorhebungen – etwa durch Farben, Symbole oder Pfeile – helfen dabei, wichtige Informationen schnell zu erfassen. Sie sollten gezielt und sparsam eingesetzt werden, um nicht vom Gesamtbild abzulenken. (Hichert, 2015, o. S.)

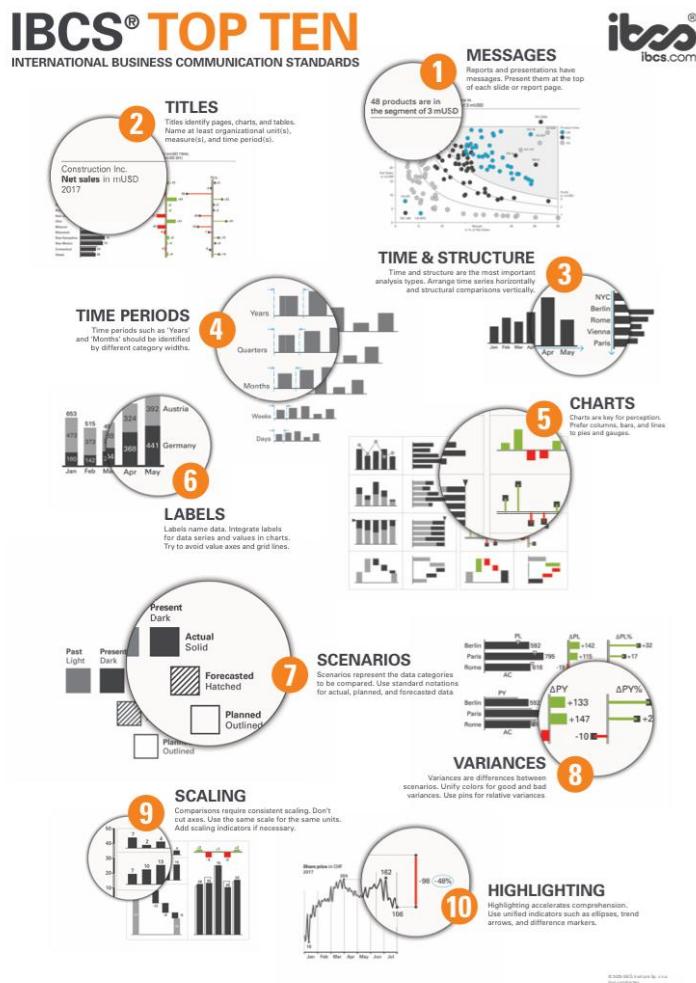


Abbildung 9 IBCS Top 10

Anmerkung. Übernommen aus Top Ten, von IBCS, o. J.

3 Methodik der Untersuchung

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird das Ziel verfolgt, das Potenzial von Self-Service Business Intelligence (SSBI) mit Echtzeitdatenintegration für den Controllingkontext zu analysieren und die Akzeptanz solcher Systeme durch die Nutzer*innen empirisch zu untersuchen. Zu diesem Zweck wird ein mehrstufiges methodisches Vorgehen gewählt, das qualitative und quantitative Ansätze kombiniert und sowohl theoriegeleitet als auch praxisbezogen ist.

Der methodologische Ansatz gliedert sich in drei zentrale Phasen: (1) eine systematische Literaturrecherche zur theoretischen Fundierung, (2) die prototypische Entwicklung eines SSBI-Dashboards mit Echtzeitdatenintegration sowie (3) eine empirische Untersuchung zur Erhebung der Nutzerakzeptanz. Dies ermöglicht eine umfassende Analyse der technischen und nutzerbezogenen Anforderungen an moderne BI-Systeme im Controlling.

3.1 Forschungsdesign

Das zugrunde gelegte Forschungsdesign folgt einem mehrstufigen, modellbasierten und theoriegeleiteten Mixed-Methods-Ansatz, der qualitative und quantitative Elemente integriert. Das Ziel besteht darin, das Forschungsinteresse systematisch zu bearbeiten und gleichzeitig offen zu sein für unerwartete Ergebnisse.

Phase 1 – Theoretische Fundierung:

In der ersten Phase findet eine systematische Literaturrecherche statt. Ziel dieser Phase ist die strukturierte Aufarbeitung bestehender wissenschaftlicher Erkenntnisse zu Self-Service BI, zur Integration von Echtzeitdaten sowie zu allgemeinen Anforderungen und Erfolgsfaktoren datengetriebener Anwendungen. Die Literatur dient dabei nicht zur Hypothesenbildung im klassischen Sinn, sondern zur Identifikation zentraler Themenfelder, Begrifflichkeiten und praktischer Herausforderungen, die in die spätere Untersuchung einfließen.

Phase 2 – Prototypische Umsetzung:

In der zweiten Phase erfolgt die Entwicklung eines interaktiven SSBI-Dashboards mit Echtzeitdatenintegration. Die prototypische Umsetzung verfolgt das Ziel, technologische Anforderungen zu konkretisieren und den Nutzer*innen ein reales Anwendungsszenario zur Verfügung zu stellen. Zu diesem Zweck werden geeignete BI-Plattformen (beispielsweise Power BI oder Tableau) verwendet und relevante Datenquellen angebunden. Der Fokus liegt auf der Gestaltung einer intuitiven Benutzeroberfläche, der Integration von Live-Datenströmen sowie der Sicherstellung technischer Funktionalität.

Phase 3 – Empirische Untersuchung:

In der dritten Phase erfolgt eine empirische Untersuchung zur Erfassung der Nutzerwahrnehmung des entwickelten Prototyps. Zu diesem Zweck wird eine standardisierte Online-Befragung durchgeführt, die durch offene Fragen ergänzt wird, um qualitative Rückmeldungen zu erfassen. Die Erhebung orientiert sich an praxisnahen, thematisch gegliederten Fragebereichen, die sich aus der Literatur und der Analyse des Prototyps ergeben. Die Auswertungen der Daten erfolgen primär beschreibend (deskriptiv-statistisch), wobei offene Rückmeldungen kategorienbasiert ausgewertet werden. Ziel ist es, zentrale Nutzungseindrücke, Potenziale, Barrieren und Verbesserungsvorschläge aus Nutzersicht zu identifizieren.

3.2 Phase 1: Literaturbasierte Fundierung

Die initiale Phase des methodischen Vorgehens umfasst eine systematische Literaturrecherche, mit dem Ziel, ein konzeptionelles Fundament für die nachfolgenden praktischen und empirischen Arbeitsschritte zu etablieren. Das Ziel besteht darin, relevante theoretische Konzepte, aktuelle Forschungsergebnisse sowie praxisbezogene Erkenntnisse im Kontext von Self-Service Business Intelligence (SSBI) und Echtzeitdatenintegration zu identifizieren, zu analysieren und einzurichten.

3.2.1 Zielsetzung der Literaturrecherche

Die Literaturrecherche verfolgt drei zentrale Ziele:

- Die begriffliche und inhaltliche Klärung der Kernkonzepte: Was ist SSBI? Welche Anforderungen bestehen an Echtzeitdatenintegration? Welche Besonderheiten gelten für datengetriebenes Controlling?
- Die Identifikation von Anforderungen, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bei der Einführung und Nutzung von SSBI-Systemen.
- Die Ableitung von Gestaltungsmerkmalen und Erkenntnissen, die zur Entwicklung des Prototyps und zur Konzeption der Nutzeruntersuchung beitragen.

Darüber hinaus dient die Literaturrecherche zur kritischen Reflektion bisheriger empirischer Studien und bietet die Möglichkeit, Forschungslücken oder offene Fragen herauszuarbeiten.

3.2.2 Methodisches Vorgehen

Im Rahmen der Literaturrecherche wurden wissenschaftliche Datenbanken wie Scopus, SpringerLink, ScienceDirect und Google Scholar sowie branchennahe Studien von Gartner, BARC und Forrester herangezogen. Die Suche wurde anhand thematisch relevanter Schlagworte und Boolescher Kombinationen durchgeführt, wie z. B.:

- "Self-Service Business Intelligence" AND "adoption" OR "implementation"
- "real-time data integration" AND "BI systems"
- "user acceptance" AND "BI tools"
- "dashboard usability" OR "data visualization effectiveness"

Die Auswahl der Quellen erfolgte auf Basis der Kriterien Relevanz, Aktualität (vorwiegend Veröffentlichungen der letzten 5 Jahre), wissenschaftliche Qualität sowie Bezug zur Praxis. Zusätzlich wurden Whitepapers, Marktanalysen und Fachartikel berücksichtigt, um eine anwendungsnahe Perspektive einzubeziehen.

3.2.3 Thematische Schwerpunkte

Aus der Literatur konnten mehrere thematische Schwerpunkte identifiziert werden, die die Basis für die Gestaltung des Prototyps und der empirischen Untersuchung bilden:

- Technische Anforderungen an SSBI: Hohe Systemperformance, Echtzeitfähigkeit, intuitive Benutzeroberflächen und Integration heterogener Datenquellen gelten als zentrale Anforderungen (Fischer et al., 2023; Gartner, 2024).
- Herausforderungen und Erfolgsfaktoren: Studien betonen u. a. Schulungsbedarf, Governance-Fragen, Akzeptanzbarrieren sowie die Rolle der Usability als Schlüsselfaktor für eine erfolgreiche SSBI-Nutzung (Passlick et al., 2020; Lennerholt et al., 2020).
- Echtzeitdaten im BI-Kontext: Die Nutzung von Live-Daten wird zunehmend als Wettbewerbsvorteil betrachtet. Herausforderungen betreffen dabei insbesondere Datenqualität, Visualisierung und Interpretation unter Zeitdruck (Russom, 2011; Ajelix, 2024).
- Vergleich von BI-Plattformen: Anhand von Marktanalysen (z. B. Gartner Magic Quadrant) wurde die Eignung von Power BI, Tableau und Qlik Sense hinsichtlich Benutzerfreundlichkeit, Echtzeitintegration und Self-Service-Fähigkeit untersucht (Gartner, 2024; BARC BI Survey, 2023).

3.2.4 Relevanz für die weiteren Arbeitsschritte

Die aus der Literatur gewonnenen Erkenntnisse wurden systematisch dokumentiert und fließen direkt in die Gestaltung des Prototyps (Kap. 3.3) und in die Strukturierung der Nutzerbefragung (Kap. 3.4) ein. Die identifizierten Anforderungen, Hürden und Gestaltungsprinzipien bilden somit die konzeptionelle Leitlinie der gesamten Arbeit.

3.3 Phase 2: Prototypentwicklung

Die Entwicklung des Prototyps eines Self-Service Business Intelligence (SSBI) Systems mit Echtzeit-Datenintegration bildet das zentrale praktische Element dieser Arbeit. Ziel ist die Realisierung eines funktionsfähigen, interaktiven Dashboards, das eine exemplarische Umsetzung wesentlicher Anforderungen an ein modernes, benutzerzentriertes SSBI-System veranschaulicht. Der entwickelte Prototyp fungiert im weiteren Verlauf als Grundlage für die empirische Untersuchung zur Nutzerwahrnehmung und Akzeptanz.

3.3.1 Auswahl der BI-Plattform

Das zentrale Element der prototypischen Umsetzung ist die Auswahl einer marktgängigen SSBI-Plattform, die sich durch hohe Benutzerfreundlichkeit, Echtzeitfähigkeit, Kompatibilität mit gängigen Datenquellen sowie ein breites Funktionsspektrum auszeichnet. In Frage kommen dabei insbesondere Tools wie Microsoft Power BI, Tableau oder Qlik Sense. Die Auswahl erfolgt auf Basis funktionaler Kriterien (z. B. Visualisierungsmöglichkeiten, Datenkonnektoren, Live-Datenintegration), technologischer Voraussetzungen (z. B. Cloud-Anbindung, API-Support) sowie persönlicher Erfahrungswerte.

Ziel der ausgewählten Plattform ist es, sowohl eine realitätsnahe Umsetzung zu ermöglichen als zusätzlich typische Funktionalitäten eines SSBI-Systems abzubilden, um aussagekräftiges Feedback zur Nutzerwahrnehmung zu generieren.

Figure 1: Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms**Abbildung 10 Magic Quadrant für Analytics- und Business-Intelligence-Plattformen (Stand Juni 2024)**

Anmerkung. Übernommen von *Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms* (o. S.), von Gartner, Inc., 2024

Die Abbildung 8 veranschaulicht den Gartner Magic Quadrant für Analytics- und Business-Intelligence-Plattformen mit Stand Juni 2024. Hierbei handelt es sich um eine etablierte Marktanalyse, in welcher die Anbieter auf der Grundlage zweier Hauptdimensionen positioniert werden: "Ability to Execute" (Y-Achse) und "Completeness of Vision" (X-Achse). Auf Basis dieser Kriterien erfolgt eine Kategorisierung in vier Quadranten: Leaders, Challengers, Visionaries und Niche Players.

Der Quadrant der Leaders umfasst Anbieter, die sich durch eine starke Umsetzungsfähigkeit und eine umfassende strategische Vision auszeichnen. Im Jahr 2024 sind dies insbesondere Microsoft, Salesforce (Tableau) und Google. Microsoft nimmt dabei eine dominierende Position ein – sowohl hinsichtlich der funktionalen Leistungsfähigkeit und der Marktdurchdringung. Die Platzierung bestätigt die starke Integration von Microsoft Power BI in bestehende Unternehmensinfrastrukturen, die Benutzerfreundlichkeit sowie die breite Unterstützung für Cloud- und Echtzeitlösungen. (Schlegel Kurt et al., 2024, o. S.)

Qlik und Oracle sind demgegenüber als "Challenger" einzuordnen. Beide Anbieter verfügen über robuste technische Plattformen, zeigen aber im Vergleich zu Microsoft oder Tableau eine geringere Marktresonanz oder Innovationskraft. Qlik Sense wird insbesondere für seine assoziative Engine und seine Datenintegrationsfähigkeiten geschätzt, jedoch sind Einstieg und Bedienung komplexer als bei Power BI.

3.3.2 Zielarchitektur und technische Umsetzung

Der entwickelte Prototyp orientiert sich in seiner technischen Architektur an gängigen Strukturen moderner Business Intelligence Systeme mit Echtzeitdatenverarbeitung. Das Ziel besteht in der Implementierung einer möglichst realitätsnahen, skalierbaren und benutzerfreundlichen Lösung, die den Anforderungen eines Self-Service BI-Ansatzes gerecht wird. Der Fokus liegt auf der Integration von Echtzeitdatenquellen, der modularen Systemstruktur sowie der Optimierung von Datenbereitstellung und Visualisierung.

Die Realisierung des Prototyps erfolgt auf Basis der in Kapitel 3.2.1 selektierten BI-Plattform. Für die prototypische Architektur wurde Microsoft Power BI gewählt, da dieses Tool eine Vielzahl an nativen Datenkonnektoren, benutzerfreundliche Dashboards sowie eine Cloud-basierte Infrastruktur zur Verfügung stellt und gleichzeitig hohe Kompatibilität mit Echtzeitdatenintegration aufweist.

Datenquellen und Schnittstellen

Zur Darstellung eines realitätsnahen Szenarios wird eine externe Datenquelle mit kontinuierlichem Aktualisierungsintervall angebunden. Die Daten werden entweder über eine REST-API oder über einen Echtzeit-Feed bereitgestellt und über den Power BI Service zyklisch abgerufen. Alternativ wird ein Stream-Dataset verwendet, das in definierten Intervallen aktualisiert wird (z. B. jede Minute). Als Datenquellen können beispielhaft simulierte Verkaufsdaten, Finanzdaten oder öffentlich verfügbare Sensor-/Monitoringdaten dienen.

Die Anbindung erfolgt über Power BI-spezifische Streaming-Datasets oder Push-Datenquellen. Bei Bedarf wird ein Middleware-Service (z. B. Power Automate, Azure Stream Analytics oder ein Python-Skript) zur Transformation und Weiterleitung der Daten genutzt.

Datenmodellierung und Struktur

Innerhalb des Analyse- und Berichtswerkzeugs Power BI wird ein mehrschichtiges Datenmodell entwickelt, das sowohl Echtzeitmetriken sowie aggregierte Kennzahlen umfasst. Die Modellierung erfolgt nach dem Sternschema, wobei eine zentrale Faktentabelle mit mehreren Dimensionstabellen verknüpft wird (z. B. Zeit, Produkt, Region). Das Ziel besteht darin, ein leistungsstarkes und wartbares Modell zu realisieren, das es Fachanwender*innen erlaubt, explorative Analysen durchzuführen.

Die Daten werden nicht dauerhaft gespeichert, sondern in einer DirectQuery- oder Push-Streaming-Architektur behandelt, je nach Quelle und Frequenz der Aktualisierung. Für die prototypische Umsetzung wurde bewusst eine unkomplizierte Struktur gewählt, um die Komplexität für Endnutzer*innen gering zu halten und die Performance des Systems sicherzustellen.

Visualisierung und Nutzeroberfläche

Die grafische Benutzeroberfläche des Dashboards zeichnet sich durch eine interaktive und rollenbasierte Gestaltung aus. Neben zentralen Leistungskennzahlen (Key Performance Indicators, KPIs) werden Verlaufsdigramme, Kartenvisualisierungen und Filteroptionen integriert. Das Ziel besteht darin, den Nutzer*innen die Möglichkeit zu geben, auf intuitive Weise Analysen durchzuführen und eigene Erkenntnisse zu generieren – im Sinne des Self-Service-Gedankens.

Bei der Gestaltung wurden Prinzipien der Visual Analytics und des Informationsdesigns berücksichtigt, insbesondere im Hinblick auf Übersichtlichkeit, Verständlichkeit und Handlungstransparenz. Interaktive Elemente wie Drill-Down-Funktionen, Zeitachsen oder Tooltips ermöglichen eine tiefergehende Auseinandersetzung mit den Daten.

Technische Rahmenbedingungen

Dazu wird der Prototyp cloudbasiert über den Power BI Service bereitgestellt und über einen browserbasierten Zugang zur Verfügung gestellt. Somit ist keine lokale Installation erforderlich, was der SSBI-Logik einer breiten, niederschweligen Nutzbarkeit entspricht. Die Lösung erfüllt zudem grundlegende Anforderungen an Datensicherheit und DSGVO-Konformität, da keine personenbezogenen Daten verarbeitet werden und der Zugriff rollenbasiert eingeschränkt wird.

3.3.3 Integration von Echtzeitdaten

Die Bereitstellung von Echtzeitdaten ist ein zentraler Aspekt des prototypischen SSBI-Dashboards. Das Ziel besteht darin, den Nutzer*innen eine möglichst authentische Umgebung zur Verfügung zu stellen, in der dynamische Kennzahlen in Echtzeit beobachtet und analysiert werden können. In der vorliegenden Untersuchung liegt der Fokus auf der technischen Umsetzbarkeit einer solchen Integration unter Verwendung etablierter BI-Plattformfunktionen – in diesem Fall Microsoft Power BI – und ergänzender externer Tools.

Simulation und Generierung der Echtzeitdaten

Die Simulation der Echtzeitdaten erfolgt mittels eines eigens entwickelten Python-Skripts, da für den prototypischen Kontext keine unternehmensinternen Live-Daten zur Verfügung stehen. In regelmäßigen Intervallen (beispielsweise jede Minute oder im 15 Minuten-Intervall) generiert das Skript fiktive betriebswirtschaftlich relevante Kennzahlen, beispielsweise Umsatzwerte, Kundenanfragen oder Lagerbewegungen. Die Daten werden programmgesteuert in strukturierter Form (JSON oder CSV) aufbereitet und anschließend an die Microsoft Power BI REST API übermittelt.

Der Prozess der Generierung erfolgt dynamisch und umfasst die Zufallsvariation von Werten innerhalb einer plausiblen betrieblichen Bandbreite. Dieses Vorgehen gewährleistet ein realistisches Datenverhalten, das zur Bewertung von Visualisierungslogik, Datenverständlichkeit und Nutzerwahrnehmung geeignet ist. Die zeitgesteuerte Ausführung des Skripts erfolgt entweder lokal oder über einen cloudbasierten Scheduler.

Datenübertragung und Integration in Power BI

Es erfolgt eine Übertragung der simulierten Daten über ein Push-Dataset, das im Power BI Service eingerichtet wird. Die direkte Einspeisung von Datenpunkten über externe Anwendungen wird als Push-Daten bezeichnet. Durch den Einsatz von Push-Daten ist es möglich, in Power BI ein quasi-echtzeitfähiges Dashboard aufzubauen. Die REST-Schnittstelle des Power BI-Dienstes stellt hierzu einen definierten API-Endpunkt bereit, an den strukturierte Datensätze übermittelt werden.

Demnach erfolgt die Visualisierung der übermittelten Daten unmittelbar nach deren Eingang, ohne dass ein manuelles Refresh erforderlich ist. Die Nutzer*innen erhalten dadurch in regelmäßigen Abständen aktualisierte Informationen und können diese live im Interface analysieren. Die Visualisierungen umfassen unter anderem Zeitreihen, KPI-Kacheln sowie interaktive Filterfunktionen.

3.3.4 Vorstellung des Prototyps

In der zweiten Phase des methodischen Vorgehens wurde ein funktionsfähiger Prototyp eines Self-Service Business Intelligence (SSBI)-Dashboards mit Echtzeitdatenintegration entwickelt. Das Ziel dieser prototypischen Umsetzung bestand darin, eine sowohl praxisnahe und interaktive Lösung zu konzipieren, die einerseits die technischen Möglichkeiten und andererseits die Anforderungen an Benutzerfreundlichkeit und Datenvisualisierung im SSBI-Kontext abbildet.

Im Rahmen der empirischen Untersuchung in Phase III fungiert der entwickelte Prototyp als zentrales Demonstrationsobjekt. Er bildet die Grundlage für die Erhebung von Nutzerwahrnehmungen und Akzeptanzfaktoren. Die Realisierung erfolgte mittels der BI-Plattform Microsoft Power BI, da diese sowohl eine breite Funktionalität sowie eine geeignete Infrastruktur zur Verarbeitung von Echtzeitdaten bietet.

Nachfolgend wird der Prototyp hinsichtlich der Benutzeroberfläche, der enthaltenen Visualisierungen, der Datenlogik sowie der konkreten Funktionalitäten, die in das Dashboard integriert wurden, beschrieben. Darüber hinaus wird dargelegt, wie die simulierten Echtzeitdaten in das System eingespeist und visualisiert werden. Die Darstellung erfüllt somit sowohl die Funktion der technischen Dokumentation sowie die der Vorbereitung auf die Nutzerstudie im nächsten Kapitel.

3.3.4.1 Anforderungen an den Prototyp

Im Rahmen dieser Arbeit wird ein prototypisches Dashboard entwickelt, das die Potenziale von Self-Service Business Intelligence (SSBI) in Verbindung mit Echtzeitdatenintegration aufzeigen soll. Der Prototyp verfolgt dabei nicht nur den Zweck, technische Möglichkeiten zu demonstrieren, sondern soll als Evaluationsgrundlage für die Nutzerakzeptanzanalyse dienen. Entsprechend wurden die Anforderungen an den Prototyp sowohl aus der Literatur, zusammen aus funktionalen, nutzerbezogenen und technischen Gesichtspunkten abgeleitet.

Die Anforderungen lassen sich in fünf zentrale Kategorien unterteilen: (1) Datenmodellierung, (2) Echtzeitdatenverarbeitung, (3) Benutzerzentrierung, (4) Analyse- und Visualisierungsfunktionalität sowie (5) Systemperformance und Erweiterbarkeit.

1. Datenmodellierung: strukturiert, relational und verständlich

Die Basis des Dashboards bildet ein minimales, aber analytisch leistungsfähiges Sternschema, das auf eine möglichst klare Trennung zwischen Faktentabelle (fact_produktionsdaten) und mehreren Dimensionstabellen (z. B. dim_maschinen, dim_werke, dim_zeit, dim_werkstoffe) setzt. Dieses Modell wurde gewählt, um eine hohe Abfrageeffizienz, gute Skalierbarkeit und semantische Nachvollziehbarkeit sicherzustellen.

Die Dimensionen ermöglichen benutzerdefinierte Sichten auf die Kennzahlen – z. B. nach Werken, Maschinenherstellern, Werkstoffarten oder Zeiteinheiten wie Stunde, Schicht oder Wochentag. Eine saubere Beziehungsgestaltung (1:n) sorgt für konsistente Filterung und Datenaggregation im Dashboard. Zudem sind alle Primärschlüssel eindeutig zuordenbar, wodurch Inkonsistenzen bei der Datennutzung vermieden werden.

2. Echtzeitdatenverarbeitung: dynamisch, stabil und nachvollziehbar

Ein zentrales Merkmal des Prototyps ist die Verarbeitung von Echtzeitdaten. Diese werden in regelmäßigen Intervallen durch ein Python-basiertes Simulationsskript erzeugt und über die REST API von Power BI in ein sogenanntes Push-Dataset eingespeist. Die Entscheidung für ein Push-Modell erfolgte, da es sich ohne komplexe Streaming-Plattformen wie Apache Kafka oder Azure Stream Analytics umsetzen lässt und gleichzeitig eine ausreichende Datenaktualität für prototypische Zwecke gewährleistet.

Die Echtzeitdaten betreffen unter anderem die Produktionsauslastung, die Ausschussmenge, den Energieverbrauch, Temperatur und Schwingung. Diese Werte werden laufend aktualisiert und ermöglichen eine explorative Analyse unter dynamischen Bedingungen. Dabei wurde besonders darauf geachtet, dass die Integration stabil läuft, keine Duplikate erzeugt und die Visualisierungen im Frontend flüssig aktualisiert werden.

3. Benutzerzentrierung: Self-Service-Prinzipien als Leitlinie

Ein zentrales Ziel des Prototyps ist es, dem Self-Service-Gedanken gerecht zu werden. Das bedeutet, dass Fachanwender*innen – z. B. aus dem Controlling oder der Produktionsleitung – ohne IT-Support in der Lage sein sollen, Informationen aus dem Dashboard selbstständig zu interpretieren und auszuwerten.

Hierfür wurden folgende Anforderungen definiert:

- Intuitive Navigation und interaktive Filter (z. B. Slicer nach Werk, Schicht, Maschinenhersteller)
- Konsistente Farb- und Visualisierungskonzepte zur schnellen Orientierung
- Aggregation und Drilldown-Funktionalitäten (z. B. von Tages- auf Stundenebene)
- Verwendung klarer Beschriftungen, verständlicher Maßeinheiten und unkomplizierten Charttypen

Der Prototyp soll keine umfassende BI-Lösung simulieren, sondern eine realistische, verständliche und interaktiv bedienbare Anwendungsumgebung schaffen, die typische Analysebedarfe abdeckt.

4. Analyse- und Visualisierungsfunktionalität

Der Prototyp muss in der Lage sein, zentrale betriebliche Kennzahlen sowohl aggregiert und differenziert darzustellen. Zu den Kernmetriken gehören unter anderem:

- Produktionsmenge (Stück)
- Ausschussquote (Stück oder %)
- Energieverbrauch (kWh)
- Maschinenstillstand bzw. Betriebsstatus
- Warenein- und -ausgänge (kg)
- Umgebungsbedingungen (Temperatur, Luftfeuchtigkeit, Schwingung)

Diese Kennzahlen werden mit der Zeitdimension und den weiteren Dimensionsattributen verknüpft, um Analysen wie z.B. Schichtvergleiche, Maschinentypenanalysen oder Standortvergleiche zu ermöglichen. Die Visualisierungen sollen dabei sowohl überblicksartige Dashboards (z. B. KPI-Kacheln, Zeitreihen), sowie Detailanalysen mit Filteroptionen zulassen.

5. Systemperformance, Erweiterbarkeit und Sicherheit

Für die Evaluation in einem realitätsnahen Rahmen muss der Prototyp hinsichtlich seiner Performance, Wartbarkeit und Datensicherheit grundlegenden Standards genügen:

- Datenaktualisierung in <1 Minute (je nach Last)
- Datenmodell skalierbar für zukünftige Datenquellen oder weitere Maschinenparameter
- Keine personenbezogenen Daten → DSGVO-Konformität gewährleistet
- Zugriffsschutz über Power BI-Rollenmodell möglich

Durch die bewusste Reduktion auf eine überschaubare Datenstruktur und die Nutzung etablierter BI-Werkzeuge konnte eine hohe Benutzerfreundlichkeit bei gleichzeitig guter technischer Leistungsfähigkeit erzielt werden.

3.3.4.2 Umsetzungsschritte

Im Rahmen der prototypischen Umsetzung eines Self-Service BI-Dashboards mit Echtzeitdatenintegration wurde ein vollständiges analytisches Datenmodell aufgebaut und mit simulierten Produktionsdaten gefüllt. Die technische Umsetzung erfolgte in einem mehrstufigen Prozess, der sich entlang klassischer Prinzipien des ETL-Verfahrens (Extract – Transform – Load) und dem Starschema orientierte, jedoch in einer rein synthetischen Umgebung realisiert wurde. Zur Datenerzeugung kam ein Python-basiertes Simulationsskript zum Einsatz, während Power BI als Front-End-Tool zur Modellierung und Visualisierung diente.

Schritt 1: Aufbau der Dimensionstabellen in Python

Zur Erzeugung eines relationalen Sternschemas wurden zunächst in Python fünf Dimensionstabellen definiert, die die Struktur- und Kontextinformationen zur späteren Faktentabelle liefern:

- dim_maschinen enthält Angaben zu drei simulierten Maschinen, jeweils mit eindeutiger ID, Maschinentyp (z. B. CNC-Fräse, Roboterarm), Hersteller (z. B. Siemens, KUKA) und zugehöriger WerkID.
- dim_werke bildet zwei Standorte ab („Werk Villach“ und „Werk Klagenfurt“), jeweils mit Standortbezeichnung, Werkname und Land.
- dim_werkstoffe enthält vier typische Werkstoffe (Stahl, Aluminium, Kunststoff, Messing), die per Zufall im Produktionsprozess verwendet werden.
- dim_status umfasst drei Maschinenzustände („OK“, „WARTUNG“, „STÖRUNG“), die später zur Kategorisierung des Produktionsverlaufs herangezogen werden.
- dim_zeit wurde dynamisch über eine Schleife generiert und umfasst eine periodische Zeitreihe im 15-Minuten-Takt über zwei Tage. Die Tabelle enthält Zeitstempel sowie abgeleitete Merkmale wie Stunde, Wochentag, Uhrzeit und Schichtlogik (Früh/Spät/Nacht).

Alle Dimensionen wurden mithilfe von pandas.DataFrame erstellt und mit künstlich erzeugten, aber plausiblen Daten gefüllt. Dabei wurde besonders auf eine eindeutige Vergabe der Primärschlüssel (IDs) geachtet, um eine saubere Modellierung der Beziehungen in Power BI zu ermöglichen.

Schritt 2: Simulation der Faktentabelle fact_produktionsdaten

Auf Basis der vordefinierten Dimensionen wurde die Faktentabelle erstellt. Der Aufbau erfolgte durch eine geschachtelte Iteration über alle Zeitpunkte (dim_zeit) und alle Maschinen (dim_maschinen). Für jede Kombination wurde ein Datensatz mit realitätsnahen Produktionskennzahlen simuliert:

- MaschineID, WerkstoffID, ZeitID und StatusID wurden referenziell aus den entsprechenden Dimensionen gezogen.
- Die Produktionsmenge (Stück) wurde nur dann generiert, wenn der Status "OK" war; andernfalls wurde der Wert auf null gesetzt.
- Der Ausschuss wurde in Abhängigkeit von der Produktionsmenge zufällig erzeugt (0–5 Stück).
- Weitere kontinuierlich simulierte Variablen:
 - Auslastung [%]: 40–100 %
 - Temperatur [°C]: 55–100
 - Energieverbrauch [kWh]: 0.3–3.0
 - Schwingung [mm/s]: 0.1–5.0
 - Luftfeuchtigkeit [%]: 30–70
 - Wareneingang [kg]: 20–100 (nur bei Produktion)
 - Warenausgang [kg]: basiert auf Materialeffizienz (85–98 % des Eingangs)

Die Statusverteilung erfolgte gewichtungsbasiert mit 85 % „OK“, 10 % „WARTUNG“ und 5 % „STÖRUNG“, um eine realitätsnahe Betriebsverteilung zu simulieren.

Schritt 3: Export der Datenmodelle als CSV-Dateien

Sowohl die fünf Dimensionstabellen und die Faktentabelle wurden zur Weiterverarbeitung in Power BI als CSV-Dateien exportiert. Dazu wurde ein Zielverzeichnis unter dem Desktop erstellt.

Die Tabellen wurden wie folgt gespeichert:

- dim_maschinen.csv
- dim_werke.csv
- dim_werkstoffe.csv
- dim_status.csv
- dim_zeit.csv
- fact_produktionsdaten.csv

Schritt 4: Import und Datenmodellierung in Power BI

Nach dem CSV-Export wurden alle Tabellen in Power BI Desktop importiert. Anschließend wurde das relationale Datenmodell im Sinne eines Sternschemas aufgebaut:

- Faktentabelle: fact_produktionsdaten
- Dimensionen:
 - dim_maschinen (verknüpft über MaschineID)
 - dim_werke (verknüpft über WerkID aus dim_maschinen)
 - dim_werkstoffe (verknüpft über WerkstoffID)
 - dim_status (verknüpft über StatusID)
 - dim_zeit (verknüpft über ZeitID)

Die Beziehungen wurden durch Power BI automatisch als 1:n-Verknüpfungen erkannt und in ihrer Filterrichtung von den Dimensionen zur Faktentabelle definiert.

Dadurch wurde eine vollständige, konsistent strukturierte Datenbasis im CSV-Format geschaffen, die direkt in Power BI eingebunden werden konnte.

Schritt 5: Validierung des Datenmodells

Vor der Visualisierung wurde das Modell systematisch validiert. Dabei wurden insbesondere folgende Punkte geprüft:

- Vollständigkeit und Konsistenz der Fremdschlüssel
- Korrekte Kardinalität der Beziehungen
- Testaggregation (z. B. Produktionsmenge je Werkstoff und Schicht)
- Schlüsselfunktionalität des Zeitmodells

3.4 Phase 3: Empirische Untersuchung

3.4.1 Zielsetzung der Untersuchung

Im Anschluss an die prototypische Umsetzung eines Self-Service BI-Dashboards mit Echtzeitdatenintegration erfolgt im Rahmen dieser Masterarbeit eine explorative Nutzeruntersuchung. Ziel ist es, die Wahrnehmung, Bewertung und Nutzungserfahrung von potenziellen Anwender*innen in Bezug auf den entwickelten Prototyp systematisch zu erfassen. Die Untersuchung dient somit nicht nur der Evaluation der technischen Umsetzung, sondern der Ableitung nutzerbezogener Anforderungen und Akzeptanzfaktoren.

Die Erhebung verfolgt drei miteinander verknüpfte Zielrichtungen, die sich unmittelbar aus den in Kapitel 1.2 formulierten Forschungsfragen ableiten:

(1) Technisch-funktionale Anforderungen (Forschungsfrage 1)

Es soll ermittelt werden, welche technischen und funktionalen Merkmale ein SSBI-System mit Echtzeitdatenintegration erfüllen muss, um im Controlling-Kontext als nützlich und praktikabel wahrgenommen zu werden. Dazu zählen u. a. die Verständlichkeit des zugrunde liegenden Datenmodells, die Relevanz und Nutzbarkeit zentraler Funktionen (wie Filter, Drill-Downs oder KPIs) sowie die Einschätzung des Mehrwerts durch die Echtzeitdatenintegration. Die Ergebnisse geben Aufschluss über jene Systemmerkmale, die aus Sicht der Nutzer*innen als besonders hilfreich, als verzichtbar oder als verbesserungswürdig einzustufen sind.

(2) Evaluation der prototypischen Umsetzung (Forschungsfrage 2)

Der entwickelte Power BI-Prototyp bildet das zentrale Untersuchungsobjekt. Die Nutzer*innen bewerten dessen Handhabung, visuelle Gestaltung, Realitätsnähe der simulierten Daten sowie die Verständlichkeit der dargestellten Informationen. Besonderes Augenmerk liegt hierbei auf dem Self-Service-Aspekt: Es wird analysiert, ob und in welchem Umfang die Teilnehmenden ohne technische Anleitung sinnvoll mit dem Dashboard arbeiten konnten. Darüber hinaus werden Rückmeldungen zur Usability sowie konkrete Verbesserungsvorschläge systematisch erfasst, um Potenziale zur Weiterentwicklung der prototypischen Lösung aufzuzeigen.

(3) Nutzerakzeptanz und Nutzungsperspektiven (Forschungsfrage 3)

Ein weiterer Schwerpunkt liegt auf der Akzeptanzanalyse. Die Untersuchung zielt darauf ab, Faktoren zu identifizieren, die die Bereitschaft zur Nutzung eines SSBI-Systems im Arbeitsalltag begünstigen oder hemmen. Aspekte wie Bedienintuitivität, subjektives Kontrollgefühl im Umgang mit den Daten, wahrgenommene Nützlichkeit sowie die Einschätzung des Schulungsbedarfs werden erfasst. Darüber hinaus wird erhoben, ob und unter welchen Voraussetzungen sich die Befragten vorstellen können, ein solches System tatsächlich im eigenen Berufsalltag einzusetzen. Diese Erkenntnisse dienen der Ableitung praxisrelevanter Empfehlungen zur Gestaltung akzeptanzfördernder BI-Lösungen.

Die Befragung folgt einem theoriefreien, aber strukturierten Zugang. Die Gestaltung des Fragebogens orientiert sich an den drei genannten Zielkategorien, wobei sowohl geschlossene als auch offene Fragen eingesetzt werden. Der Einsatz von Skalen, Multiple-Choice-Elementen und Freitextfeldern ermöglicht eine differenzierte Erhebung sowohl quantitativer Bewertungen als auch qualitativer Einschätzungen.

3.4.2 Erhebungsmethode und Durchführung

Um die Zielsetzungen der empirischen Untersuchung zu realisieren, wurde ein methodisch strukturierter, explorativ ausgerichteter Online-Fragebogen konzipiert. Dieser dient der Erhebung quantitativer und qualitativer Rückmeldungen zur Wahrnehmung, Nutzung und Akzeptanz des entwickelten Self-Service Business Intelligence (SSBI)-Prototyps mit Echtzeitdatenintegration. Die Umsetzung der Befragung erfolgte mithilfe des webbasierten Tools Microsoft Forms, das sowohl funktional als auch datenschutzrechtlich für akademische Zwecke geeignet ist.

Methodischer Ansatz

Die gewählte Erhebungsmethode folgt einem theoriefreien, aber strukturleiteten Zugang. Anstelle eines dedizierten Technologieakzeptanzmodells (z. B. TAM oder UTAUT) wurde ein pragmatischer Rahmen gewählt, der sich direkt an den drei leitenden Forschungsfragen dieser Arbeit orientiert:

1. Welche technischen und funktionalen Anforderungen bestehen für SSBI im Controlling mit Echtzeitdatenintegration?
2. Wie kann ein prototypisches SSBI-System mit Echtzeitdaten technisch umgesetzt werden?
3. Welche Faktoren beeinflussen die Akzeptanz eines solchen Systems bei den Nutzer*innen?

Auf dieser Grundlage wurde der Fragebogen in vier thematische Abschnitte gegliedert, die jeweils spezifische Zielstellungen abdecken:

- Teil 1: Technisch-funktionale Anforderungen
- Teil 2: Bewertung der prototypischen Umsetzung
- Teil 3: Nutzerakzeptanz und Nutzungsperpektiven
- Teil 4: Freie Rückmeldungen und offene Optimierungsvorschläge

Diese Gliederung erlaubt eine klare Zuordnung der erhobenen Daten zu den jeweiligen Erkenntnisinteressen der Arbeit. Die Erhebung wurde vollständig standardisiert durchgeführt, beinhaltete aber auch offene Textfelder, um individuelle Rückmeldungen differenziert erfassen und qualitativ interpretieren zu können.

3.4.2.1 Gestaltung des Fragebogens

Der Fragebogen wurde vollständig in Microsoft Forms implementiert und über einen spezifischen Link online bereitgestellt. Das Tool ermöglicht sowohl Multiple-Choice-Fragen, Likert-Skalen, Dropdown-Auswahlfelder als auch Freitexteingaben. Die Struktur des Fragebogens wurde bewusst so gestaltet, dass eine Bearbeitung auch durch BI-unerfahrene Personen möglich ist.

Zur Sicherstellung einer möglichst objektiven Erhebung wurde auf suggestive Formulierungen verzichtet. Die Fragen wurden neutral und anwenderorientiert formuliert. Die Skalen wurden einheitlich gestaltet, um die Vergleichbarkeit der Antworten zu gewährleisten (z. B. 5-Punkte-Skala von „gar nicht“ bis „sehr hilfreich“ bzw. „unwichtig“ bis „sehr wichtig“).

Im Bereich der offenen Fragen wurde besonderer Wert auf die Formulierung offener Leitfragen gelegt (z. B. „Was hat Ihnen an diesem Prototyp besonders gut gefallen?“), um explorative Einblicke in subjektive Wahrnehmungen, Hemmnisse und Optimierungsideen zu erhalten.

3.4.2.2 Durchführung der Erhebung

Die Erhebung wurde im Anschluss an die prototypische Entwicklung in einem geschlossenen Rahmen durchgeführt. Den Teilnehmenden wurde zunächst das Power BI-Dashboard als webbasiertes Prototyp zur Verfügung gestellt. Sie erhielten über einen Link Zugriff auf die interaktive Anwendung mit einer kurzen schriftlichen Einleitung zu Ziel, Umfang und Bedienung. Anschließend wurden sie gebeten, den Fragebogen zu bearbeiten.

Die Einladung zur Teilnahme erfolgte über digitale Kanäle (z. B. E-Mail, Microsoft Teams) und richtete sich an eine heterogene Zielgruppe, bestehend aus:

- Studierenden mit Schwerpunkt Wirtschaft/IT
- Praxisanwender*innen mit Controlling-/Reporting-Hintergrund
- Interessierten ohne vertiefte BI-Erfahrung

Diese Zusammensetzung wurde gewählt, um möglichst unterschiedliche Nutzungsperspektiven abzubilden. Insgesamt wurde angestrebt, sowohl BI-affine als auch weniger technikorientierte Personen einzubeziehen, um ein breites Spektrum an Nutzungsrealitäten zu erfassen.

Die Teilnahme erfolgte anonym und freiwillig. Die durchschnittliche Bearbeitungszeit des Fragebogens lag bei etwa 10 Minuten. Es wurden keine personenbezogenen Daten erhoben, und die Ergebnisse wurden ausschließlich aggregiert ausgewertet. Damit wurde den ethischen und datenschutzrechtlichen Anforderungen universitärer Forschung entsprochen.

3.4.2.3 *Datenaufbereitung und Übergang zur Analyse*

Nach Abschluss der Erhebung wurden die Ergebnisse direkt aus Microsoft Forms exportiert und in Microsoft Excel für die Auswertung vorbereitet. Die geschlossenen Fragen wurden deskriptiv-statistisch aufbereitet, während die offenen Textantworten einer qualitativen, kategoriengleiteten Inhaltsanalyse unterzogen werden. Diese erfolgt entlang der in der Befragungsstruktur angelegten Themenbereiche, wobei die Antworten induktiv verdichtet und thematisch zusammengefasst werden.

Die Ergebnisse der Auswertung werden in Kapitel 4.2 detailliert dargestellt und in Kapitel 5 mit den theoretischen und praktischen Implikationen verknüpft.

3.4.3 Auswertung und Analyseverfahren

Nach Abschluss der Datenerhebung über Microsoft Forms erfolgte eine strukturierte und methodisch fundierte Aufbereitung sowie Analyse der erhobenen Daten. Ziel war es, sowohl quantitative Verteilungen als auch qualitative Aussagen der Teilnehmenden systematisch auszuwerten und daraus Erkenntnisse über technische Anforderungen, Nutzerwahrnehmung und Akzeptanzfaktoren des entwickelten Prototyps zu gewinnen.

Da es sich bei der empirischen Erhebung nicht um eine hypothesenprüfende, sondern um eine explorative Nutzerbefragung handelt, wurde auf die Anwendung inferenzstatistischer Verfahren verzichtet. Stattdessen wurde ein methodenpluralistischer Analyseansatz gewählt, der quantitative Häufigkeitsauswertungen mit einer qualitativ-inhaltlichen Auswertung der offenen Fragen kombiniert.

3.4.3.1 Datengrundlage

Die im Rahmen der Untersuchung erhobenen Daten umfassen sowohl geschlossene als auch offene Antwortformate. Die geschlossenen Fragen basierten größtenteils auf Likert-Skalen (fünfstufig), Multiple-Choice-Optionen sowie dichotomen Ja/Nein-Antworten. Die offenen Fragen dienten der Sammlung individueller Eindrücke, Verbesserungsvorschläge sowie Einschätzungen zur Systemnutzung und -gestaltung.

Die Daten wurden aus Microsoft Forms als CSV-Datei exportiert und anschließend in Microsoft Excel zur weiteren Bearbeitung und Analyse aufbereitet. Excel wurde gewählt, da es eine flexible und transparente Struktur für deskriptive Analysen bietet, gleichzeitig benutzerfreundlich ist und eine problemlose Replikation der Berechnungen ermöglicht.

3.4.3.2 Quantitative Auswertung

Die geschlossenen Fragen wurden zunächst deskriptiv-statistisch ausgewertet. Dabei wurden absolute und relative Häufigkeiten, arithmetische Mittelwerte sowie Verteilungen der Bewertungen pro Item berechnet. Die Visualisierung erfolgte in Form von:

- Balken- und Säulendiagrammen für Mehrfachauswahlen und Ratingskalen,
- Kreisdiagrammen zur Veranschaulichung von Anteilen (z. B. Nutzungserwartung),
- Mittelwertanalysen zur Einschätzung der Bewertungstendenzen (z. B. Nützlichkeit der Echtzeitdaten).

Die Ergebnisse wurden nach den drei zentralen Analysefeldern gegliedert:

1. Technisch-funktionale Anforderungen: z. B. Bewertung der Echtzeitdatenintegration, Relevanz interaktiver Funktionen, wahrgenommene Vollständigkeit der Analysefunktionen.
2. Bewertung der Prototyp-Umsetzung: z. B. Verständlichkeit, Bedienbarkeit, Realitätsnähe der Daten, Self-Service-Fähigkeit.
3. Akzeptanzfaktoren und Nutzungsperspektiven: z. B. subjektives Kontrollgefühl, Bedienintuitivität, Schulungsbedarf, Nutzungserwartung.

Diese Struktur ermöglichte es, gezielte Rückschlüsse zu den jeweiligen Forschungsfragen zu ziehen. In Einzelfällen wurden Kreuztabellen genutzt, um etwa Unterschiede zwischen Teilnehmergruppen mit und ohne BI-Vorerfahrung zu identifizieren.

3.4.3.3 Qualitative Auswertung

Die Auswertung der offenen Textfelder erfolgte mittels einer kategoriengleiteten qualitativen Inhaltsanalyse. Die offenen Antworten wurden zunächst vollständig extrahiert und zeilenweise in Excel übertragen. Anschließend erfolgte eine induktive Kategorisierung entlang wiederkehrender Themen, z. B.:

- Wahrgenommene Stärken des Prototyps (z. B. Visualisierungen, Schichtlogik, Interaktivität)
- Identifizierte Schwächen (z. B. fehlende Funktionen, Verständnishürden)
- Vorschläge zur Verbesserung (z. B. Erweiterung der Exportfunktionen, Tooltip-Ergänzungen)
- Barrieren in der Nutzung (z. B. Unsicherheit, Unklarheiten bei bestimmten Diagrammen)

Die qualitative Analyse diente insbesondere dazu, die standardisierten Antworten zu kontextualisieren, zu vertiefen und mögliche Diskrepanzen zwischen Bewertung und Begründung sichtbar zu machen.

4 Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der praktischen Umsetzung und der empirischen Untersuchung systematisch dargestellt. Dabei sollen die aus der Prototypentwicklung gewonnenen Erkenntnisse sowie die Rückmeldungen der befragten Nutzer*innen im Kontext der zuvor formulierten Forschungsfragen analysiert und eingeordnet werden.

Den Ausgangspunkt bildet die Vorstellung des realisierten Prototyps eines Self-Service-Business-Intelligence-(SSBI)-Dashboards mit Echtzeitdatenintegration. Aufbauend auf dem in Kapitel 3 beschriebenen technischen Entwicklungsprozess wird das Ergebnis inhaltlich und funktional erläutert. Der Fokus liegt dabei auf der Darstellung der umgesetzten Anwendungslogik, der modellierten Datenstruktur sowie der zentralen Visualisierungs- und Interaktionsfunktionen.

Die Ergebnisse der empirischen Untersuchung werden im zweiten Teil des Kapitels präsentiert. Die deskriptive Auswertung der quantitativen und qualitativen Rückmeldungen liefert ein exploratives Meinungsbild zur Funktionalität, Usability, Relevanz und Akzeptanz des entwickelten Dashboards aus Sicht der potenziellen Nutzer*innen. Dabei wird entlang der drei zentralen Analysefelder dargestellt: technisch-funktionale Anforderungen, prototypische Umsetzung und Akzeptanz und Nutzungserwartungen.

Bei der Ergebnisdarstellung wird eine rein beschreibende Logik verfolgt. Auf eine theoretische Einordnung oder kritische Diskussion wird an dieser Stelle bewusst verzichtet, da diese im darauffolgenden fünften Kapitel erfolgt.

4.1 Ergebnisse der Prototypentwicklung

Für die prototypische Umsetzung wurde ein interaktives Self-Service-BI-Dashboard auf Basis fiktiver Produktionsdaten entwickelt. Ziel war es, den Nutzer*innen eine explorative Analyseumgebung zur Verfügung zu stellen, die zentrale Merkmale eines SSBI-Systems erfüllt, darunter eigenständige Bedienbarkeit, intuitive Visualisierung, Datenfilterung und transparente Datenlogik. Die nachfolgenden Abschnitte präsentieren die Umsetzungsergebnisse anhand der zentralen Komponenten des Dashboards.

4.1.1 Datenmodell und technologische Grundlage

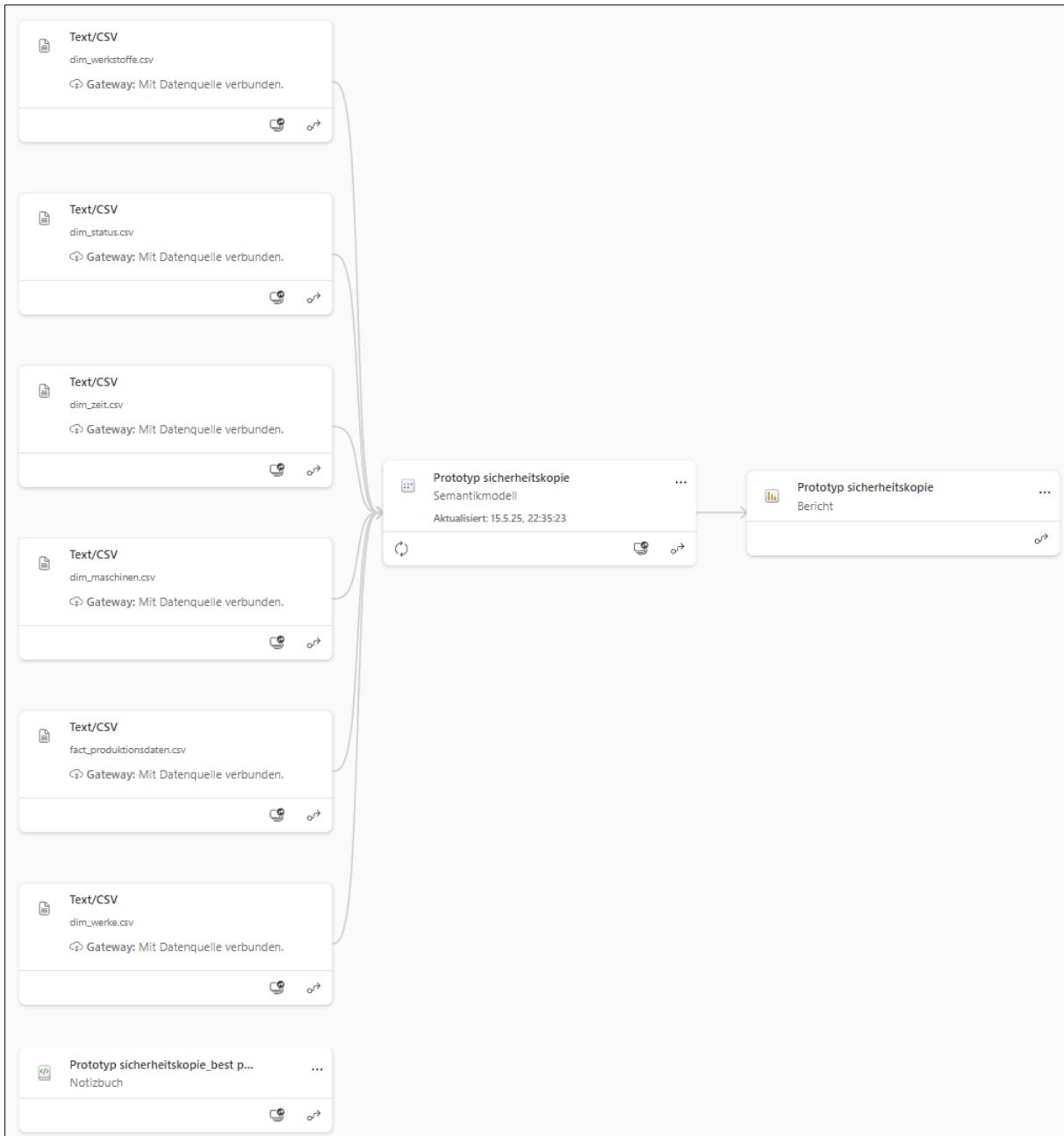


Abbildung 11 Datenmodell des entwickelten Power BI Prototyps

Die technische Umsetzung erfolgte vollständig in Microsoft Power BI, wobei sowohl Power BI Desktop für die Modellierung als auch Power BI Service und Microsoft Fabric für die Veröffentlichung und Freigabe genutzt wurden.

Das zugrunde liegende Datenmodell wurde auf der Basis von sechs externen, im CSV-Format vorliegenden Tabellen aufgebaut. Diese wurden mit Power BI über den Menüpunkt „Daten abrufen“ importiert und im Power Query Editor vorbereitet. Zur Modellierung der Beziehungen wurde das Tool „Modellansicht“ in Power BI Desktop verwendet. Die finale Modellstruktur ist in Abbildung 12 visualisiert und entspricht einem klassischen Sternschema, bei dem eine zentrale Faktentabelle mit mehreren angebundenen Dimensionstabellen über Foreign-Key-Beziehungen verknüpft ist.

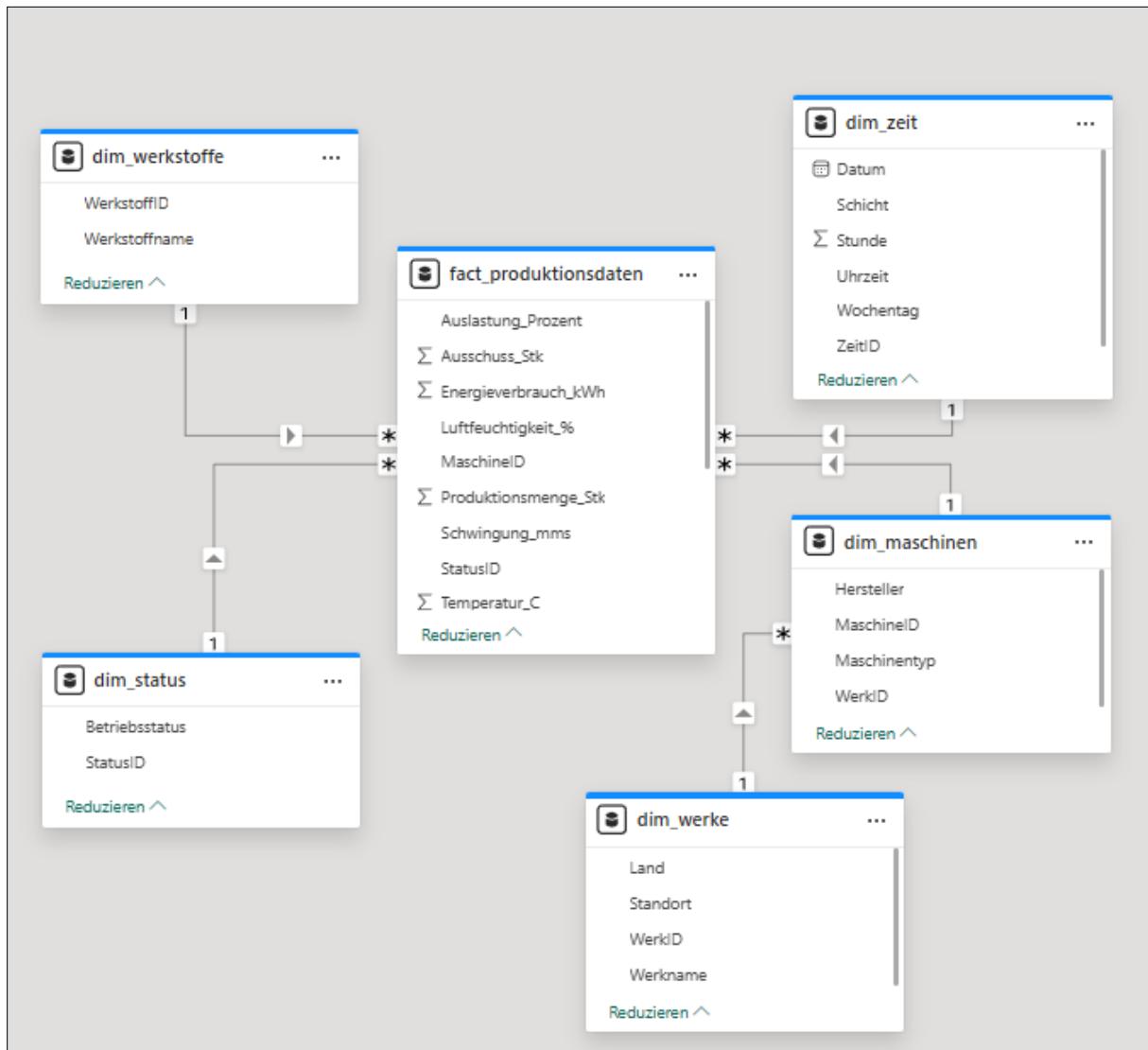


Abbildung 12 Schema des Datenmodells mit Produktionsfaktentabelle und Dimensionen

Im Zentrum des Modells steht die Tabelle `fact_produktionsdaten`, welche die operativen Kennzahlen des simulierten Fertigungsprozesses enthält. Dazu zählen unter anderem Produktionsmenge, Ausschuss, Auslastung, Temperatur, Energieverbrauch, Luftfeuchtigkeit, Schwingung sowie Warenein- und -ausgang. Diese Messwerte wurden in regelmäßigen 15-Minuten-Intervallen über zwei Kalendertage hinweg erzeugt und bilden damit eine granular aufgelöste Datenbasis, die eine pseudo-echtzeitnahe Analyse ermöglicht.

Bei der verwendeten Modellierung wird nach dem Prinzip der logischen Trennung zwischen beschreibenden (qualitativen) Kontextinformationen und numerischen (quantitativen) Messwerten unterschieden. Dadurch werden sowohl die analytische Klarheit als auch die technische Performance gesteigert. Die gewählte Struktur ermöglicht die problemlose Anwendung von Filtern über die Dimensionen (z. B. nach Werk, Maschine oder Zeitintervall), ohne die logische Integrität der Kennzahlen zu beeinträchtigen. Gleichzeitig bleibt das Modell übersichtlich und verständlich, was besonders im Kontext von Self-Service BI bedeutsam ist, da dort Endanwender*innen ohne tiefgehende Datenbankkenntnisse mit dem Modell interagieren.

Um die Datenaktualisierung auch nach der Veröffentlichung in der Cloud zu gewährleisten, wurde das Modell technologisch über Power BI Gateway mit dem Power BI Service verbunden. Alle zugrunde liegenden Daten (CSV-Dateien) befinden sich lokal in einem einheitlich strukturierten Ordner. Sie werden regelmäßig geladen, wodurch ein konsistenter Datenfluss zwischen Quelle und Berichtsansicht sichergestellt ist.

Außerdem wurde das Datenmodell so konzipiert, dass es erweiterbar bleibt. So können neue Werkstoffe, Maschinen oder Statuskategorien über die jeweiligen Dimensionen ergänzt werden, ohne dass die Modelllogik oder die Visualisierungen in Power BI verändert werden müssen. Damit erfüllt das Datenmodell zentrale Kriterien für Skalierbarkeit und Wartbarkeit in datenintensiven BI-Umgebungen.

4.1.2 Einführung in das Nutzungsszenario

Um die prototypische Umsetzung nicht nur technisch, sondern auch didaktisch nachvollziehbar und realitätsnah zu gestalten, wurde der gesamte Analyseprozess in ein konkretes Anwendungsszenario eingebettet. Ziel war es, den Nutzer*innen nicht nur eine abstrahierte Datenvisualisierung zu präsentieren, sondern ihnen eine rollenbasierte Aufgabe mit situativer Problemstellung anzubieten – wie sie im beruflichen Alltag einer Controlling nahen Position typischerweise vorkommen kann. Diese Vorgehensweise dient nicht nur der Erhöhung der Anwendungsrelevanz, sondern auch der Förderung der Nutzerorientierung und Kontextualisierung der dargestellten Inhalte.

Die Einführung in das Szenario erfolgt über eine eigene Berichtseite innerhalb des Dashboards, welche den Titel „Vorwort / Szenario“ trägt. Diese Seite wird automatisch geladen, sobald der Bericht im Power BI Service geöffnet wird, und dient als Startpunkt für die explorative Analyse durch die Nutzer*innen.

Hintergrund zum Test – Masterarbeit: Datenanalyse & Visualisierung
Sie nehmen an einem **Usability-Test** im Rahmen einer **Masterarbeit** an der Fachhochschule Kärnten teil.

Ziel ist es, ein **Prototyp-Modell für Self-Service Business Intelligence (BI)** mit Power BI zu testen. Der Fokus liegt darauf, wie Anwender*innen mit strukturierten Produktionsdaten interagieren, welche Visualisierungen sie erstellen – und wie verständlich und nutzbar das zugrundeliegende **Datenmodell** ist.

Das Szenario: Das Unternehmen MetaStar GmbH
Die MetaStar **GmbH** ist ein fiktives Industrieunternehmen mit zwei Produktionsstandorten:

- **Villach** und **Klagenfurt**

Dort werden Bauteile mit **CNC-Fräsen**, **Laser-Schneidern** und **Roboterarmen** hergestellt – in drei Schichten (Früh, Spät, Nacht) und unter Verwendung verschiedener Werkstoffe (z.B. Stahl, Aluminium, Kunststoff).

Ihre Aufgabe im Prototypentest
Sie erhalten ein vorbereitetes Datenmodell im **Star Schema**, bestehend aus:

- Maschinendaten
- Zeitdimension
- Werkstoffe
- Werke (Standorte)
- sowie produktionsbezogenen Kennzahlen (z.B. Ausschuss, Temperatur, Energie, Wareneingang/-ausgang)

Sie arbeiten im Controlling und wirken im Bereich der Standortentwicklung und Produktionsplanung mit.
Ihr*e Vorgesetzte*r hat Sie beauftragt, mithilfe von Power BI relevante Kennzahlen aufzubereiten, um datenbasierte Entscheidungen für die Produktionsplanung zu ermöglichen.

Bitte erstellen Sie mithilfe von Power BI einfache **Visualisierungen Ihrer Wahl**, um zentrale Aspekte der Produktion sichtbar zu machen, z.B.:

- Welche Maschine produziert am meisten?
- Welche Schicht ist am effizientesten?
- Gibt es Unterschiede zwischen den Standorten?
- Wie sieht der Materialfluss aus?
- Wann treten Störungen oder Wartungsphasen gehäuft auf?

Ziel ist **nicht**, eine „richtige Lösung“ zu finden, sondern zu beobachten:

- Wie Sie das Datenmodell verstehen
- Welche Visuals Sie bevorzugen
- Wie intuitiv die Umsetzung gelingt

Vielen Dank für Ihre Teilnahme!

 FH KÄRNTEN
University of Applied Sciences

Abbildung 13 Testbeschreibung für den Usability-Test

Inhaltlich werden die Teilnehmenden aufgefordert, sich in die Rolle eines/einer Controller*in bei der fiktiven MetaStar GmbH zu versetzen – einem produzierenden Unternehmen mit mehreren Werken und einem zentralen Interesse an datenbasierten Steuerungsinformationen aus dem laufenden Betrieb. Es wird betont, dass das Unternehmen zunehmend datengetriebene Entscheidungsprozesse einführen möchte und daher auf Self-Service BI-Lösungen zurückgreift, um Fachabteilungen eigenständig mit Informationen zu versorgen.

Die im Szenario formulierte Aufgabe lautet, Auffälligkeiten, Muster oder Handlungspotenziale aus den vorliegenden Produktionsdaten zu identifizieren. Die Teilnehmenden werden explizit gebeten, eigene Fragestellungen zu formulieren und mithilfe des Dashboards zu bearbeiten. Damit wird ein explorativer Zugang gefördert, der im Sinne von Self-Service BI nicht nur reaktive Berichtsbetrachtung, sondern aktive Analyseprozesse ermöglichen soll. Beispielhafte Fragen, die auf der Einführungsseite angedeutet werden, lauten etwa:

- Welche Maschinenarten arbeiten am effizientesten?
- Gibt es zeitliche Muster im Energieverbrauch?
- Wie hoch ist der Ausschuss pro Werkstoff?
- Welche Schicht arbeitet am effizientesten?

4.1.3 Umsetzung der Self-Service-Prinzipien

Der sogenannte „Standard Status Report“ bildet die zentrale Visualisierungsebene des entwickelten Self-Service-BI-Prototyps. Auf dieser Berichtseite werden sowohl aggregierte als auch differenzierte Informationen zu produktionsrelevanten Kennzahlen auf einen Blick dargestellt. Damit bildet sie das Hauptelement der prototypischen Analyseumgebung und ermöglicht es Nutzer*innen, operative Daten eigenständig zu filtern, zu interpretieren und miteinander in Beziehung zu setzen.

Die Berichtsansicht ist in verschiedene Bereiche gegliedert, die unterschiedlichen Informationsbedürfnissen gerecht werden: schnelle Orientierung über Gesamtkennzahlen (KPI-Karten), detaillierte Analysen über Kreuzdimensionen (Balkendiagramme) sowie Kontextinformationen über Umweltbedingungen (z. B. Luftfeuchtigkeit).

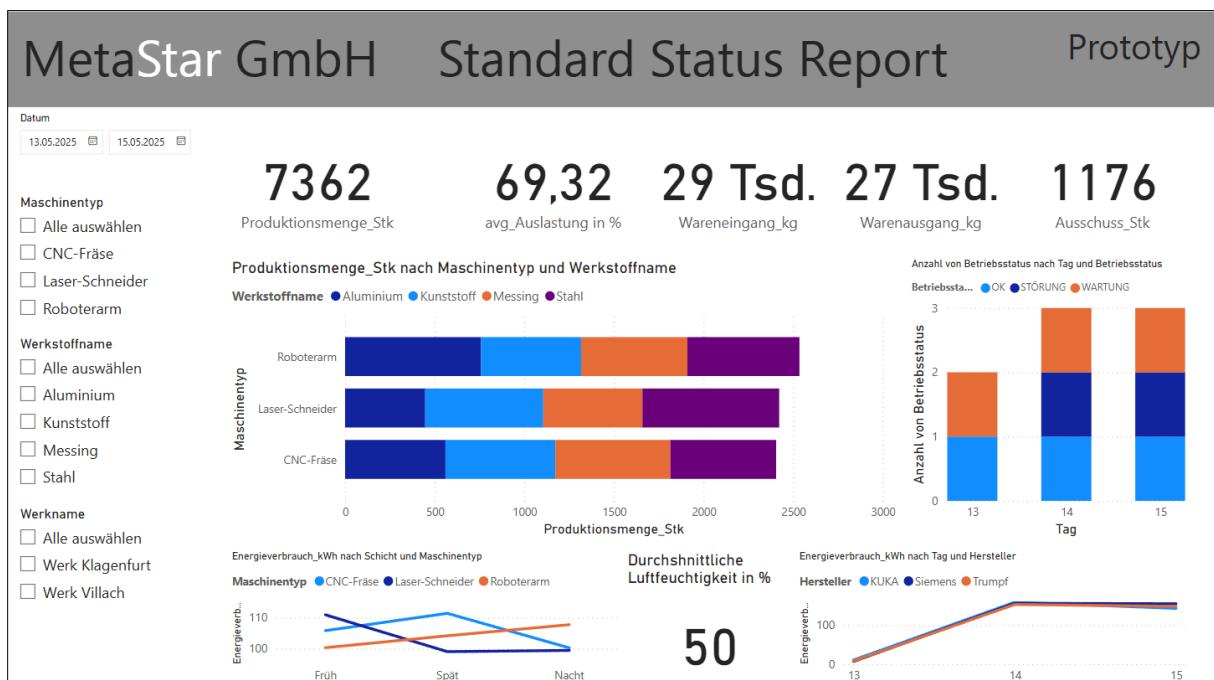


Abbildung 14 Standard-Dashboard des Power BI Prototyps zur Visualisierung von Produktionskennzahlen

KPI-Bereich

Im oberen Teil der Berichtseite befindet sich ein Satz von fünf KPI-Kacheln, die jeweils einen zentralen quantitativen Leistungsindikator abbilden:

- Produktionsmenge (Stück): aggregierte Anzahl produzierter Einheiten über den gewählten Zeitraum.
- Durchschnittliche Auslastung (%): gemittelte Maschinenauslastung, berechnet über alle Maschinen und Schichten.
- Wareneingang (kg): gesamte Menge an eingelagertem Rohmaterial.
- Warenausgang (kg): Gesamtvolumen fertiggestellter Produkte.
- Ausschuss (Stück): Anzahl fehlerhafter oder nicht nutzbarer Einheiten.

Interaktive Diagramme

Der untere Teil des Dashboards besteht aus mehreren miteinander verknüpften Diagrammen, die verschiedene Perspektiven auf den Datenbestand ermöglichen:

- Balkendiagramm – Produktionsmenge nach Maschinentyp und Werkstoff:
Diese Visualisierung erlaubt eine gleichzeitige Betrachtung zweier Dimensionen, um beispielsweise festzustellen, welche Maschinentypen bei bestimmten Materialien besonders hohe oder niedrige Produktionsmengen erzielen. Die Balken sind nach Werkstoffart farblich differenziert.
- Gestapeltes Säulendiagramm – Maschinenstatus nach Tag:
Hier wird die Verteilung der Statusmeldungen (OK, WARTUNG, STÖRUNG) je Kalendertag dargestellt. Dies ermöglicht eine temporale Analyse der Maschinenverfügbarkeit und bietet einen Hinweis auf regelmäßige Wartungsmuster oder wiederkehrende Ausfälle.
- Liniendiagramm – Energieverbrauch nach Schicht und Maschinentyp:
Diese Darstellung erlaubt die Auswertung des Energieverbrauchs entlang zweier zeitlicher Achsen: Tagesschicht (Früh, Spät, Nacht) und Maschinentyp. Dadurch lassen sich Verbrauchsmuster erkennen, etwa ob bestimmte Maschinen nachts besonders ineffizient arbeiten.

- Großformatige Zahl – durchschnittliche Luftfeuchtigkeit:
Die Darstellung erfolgt als eigenständiges KPI-Element. Die Luftfeuchtigkeit wurde in das Modell aufgenommen, um mögliche Umwelteinflüsse auf Produktionskennzahlen sichtbar zu machen. Ihre Platzierung im mittleren Bereich der Seite unterstreicht die Bedeutung dieser „nicht-maschinellen“ Variable im Gesamtkontext der Analyse.
- Liniendiagramm – Energieverbrauch nach Tag und Hersteller:
Diese Visualisierung fokussiert auf Unterschiede zwischen Maschinenherstellern (z. B. Siemens, Trumpf, KUKA) im Zeitverlauf. Damit lassen sich Effizienzpotenziale auf Lieferantenebene identifizieren.

Filtermöglichkeiten

Am linken Rand der Seite befinden sich mehrere Slicer (Filterelemente), über die Nutzer*innen folgende Parameter dynamisch einschränken können:

- Werkstoffname
- Maschinentyp
- Werkname
- Status
- Datum (Start- und Enddatum über Kalenderfunktion)

Diese Filteroptionen erlauben eine benutzerdefinierte Sicht auf den Datenbestand und fördern den explorativen Analyseansatz. Die Filter wirken unmittelbar auf alle Visualisierungen, ohne dass zusätzliche Seitenwechsel oder technische Eingriffe erforderlich sind.

Gestaltung und visuelles Konzept

Das Farbschema ist konsistent gehalten: Statusfarben werden durchgängig verwendet, ebenso wie dedizierte Farbcodes für Werkstoffe. Schriftarten, Rahmen und Hintergrundelemente wurden zurückhaltend eingesetzt. Der gesamte Bericht ist responsiv gestaltet und kann auch auf mobilen Endgeräten dargestellt werden.

4.1.4 Erläuterungs- und Hilfeseite zur Visualisierung

MetaStar GmbH Erklärungen

Tooltips für die wichtigsten Visualisierungen und KPIs

KPI-Karten (oben)

KPI	Beschreibung
Produktionsmenge_Stk	„Gesamtzahl produzierter Teile im gewählten Zeitraum.“
avg_Auslastung_in %	„Durchschnittliche Maschinenauslastung über alle Typen und Schichten.“
Wareneingang_kg	„Gesamtes Gewicht des eingegangenen Rohmaterials in Kilogramm.“
Warenausgang_kg	„Gesamtes Gewicht der ausgelieferten Produkte in Kilogramm.“
Ausschuss_Stk	„Anzahl der fehlerhaften oder nicht verwendbaren Teile.“

Diagramm: Produktionsmenge_Stk nach Maschinentyp und Werkstoffname
 „Zeigt die Produktionsmenge je Maschinentyp, aufgeschlüsselt nach verwendetem Werkstoff (z.B. Aluminium, Kunststoff). Nutze die Filter, um einzelne Werkstoffe oder Maschinen zu analysieren.“

Diagramm: Anzahl von Betriebsstatus nach Tag
 „Verteilung der Betriebszustände (OK, STÖRUNG, WARTUNG) im Zeitverlauf. Hilft bei der Identifikation von Störungsmustern.“

Liniendiagramm: Energieverbrauch_kWh nach Schicht und Maschinentyp
 „Vergleicht den Energieverbrauch verschiedener Maschinen pro Schicht (Nacht, Früh, Spät). Unterstützt bei Effizienzanalysen je Zeitfenster.“

Liniendiagramm: Energieverbrauch_kWh nach Tag und Hersteller
 „Tagesbasierter Energieverbrauch nach Maschinenhersteller. Nützlich für Herstellervergleiche bei Energieeffizienz.“

Durchschnittliche Luftfeuchtigkeit in %
 „Durchschnittliche Luftfeuchtigkeit an den Produktionsstandorten im gewählten Zeitraum. Kann Einfluss auf Materialverhalten haben.“

Abbildung 15: Erklärungsübersicht zu den verwendeten Visualisierungen und Kennzahlen

Diese sogenannte Infoseite enthält eine systematisch aufgebaute Übersicht aller verwendeten Visualisierungen, Kennzahlen und Filterelemente, wie sie im „Standard Status Report“ dargestellt werden. Die Inhalte dieser Seite sind als statische Textelemente realisiert und wurden unmittelbar in Power BI platziert (Abbildung 15).

Die Infoseite ist tabellarisch gegliedert. In der linken Spalte werden die jeweiligen Bezeichnungen der Visualisierungselemente genannt (z.B. „Produktionsmenge in Stück“, „Energieverbrauch nach Maschinentyp und Schicht“, „Betriebsstatus nach Tag“). In der rechten Spalte folgt jeweils eine kurze Beschreibung des Inhalts sowie der Struktur der entsprechenden Visualisierung. Dort wird beispielsweise erklärt, auf welchen Dimensionen ein Diagramm basiert (z.B. Zeitachse, Werkstoff, Maschinenstatus) oder welche Kennzahlen aggregiert dargestellt werden.

Die Seite enthält Erklärungen zu folgenden Elementen des Dashboards:

- Alle fünf KPI-Karten im oberen Bereich der Berichtseite
- Alle interaktiven Diagramme im unteren Abschnitt (Balken-, Säulen- und Liniendiagramme)
- Die Einbindung und Bedeutung der Luftfeuchtigkeit als numerischer Wert
- Die verwendeten Filterelemente und deren Funktionsweise im Kontext der Visualisierungen

Jede Beschreibung bezieht sich auf ein konkretes Visualisierungselement, das auf der Hauptseite eingebettet ist. Die Zuordnung erfolgt durch die textuelle Wiederholung der jeweiligen Überschrift oder Bezeichnung, wie sie in der Berichtsseite selbst angezeigt wird.

Die Infoseite ist als separate Seite innerhalb des Power BI-Berichts strukturiert und wurde im Navigationsbereich neben den anderen Seiten (Szenario, Standard-Report, DIY-Seiten) verlinkt. Sie kann jederzeit aufgerufen werden und ist unabhängig von den gesetzten Filtern. Das Design der Seite folgt dem Stil der übrigen Berichtsansichten (gleiche Hintergrundfarbe, Typografie, Seitenkopf).

Es wurden keine interaktiven Steuerungselemente oder dynamischen Inhalte eingebunden. Sämtliche Erklärungen liegen als statische Textbausteine vor. Die Inhalte dieser Seite wurden inhaltlich vollständig vom Ersteller des Prototyps definiert und sind nicht automatisiert oder datenbasiert generiert.

4.1.5 Explorative Analyse im DIY-Bereich

Neben der standardisierten Berichtsseite wurde im Rahmen der Prototypumsetzung ein zusätzlicher Bereich geschaffen, der Nutzer*innen die Möglichkeit bietet, eigenständig mit dem zugrunde liegenden Datenmodell zu arbeiten. Dieser Abschnitt ist in den Berichtseiten unter dem Titel „DIY – SSBI“ (Do-It-Yourself – Self-Service Business Intelligence) zu finden und erstreckt sich über mehrere Seiten innerhalb der Power BI-Anwendung (Abbildung 16).

Die DIY-Seiten sind als leere oder teilweise vorstrukturierte Arbeitsbereiche konzipiert, in denen Nutzer*innen individuelle Visualisierungen erstellen können. Die zu diesem Zweck verwendete Power BI-Oberfläche stellt alle verfügbaren Felder aus der semantischen Modellstruktur zur Verfügung. Diese sind im rechten Seitenbereich unterteilt in Dimensionen (z. B. Maschinentyp, Werkstoffname, Schicht, Datum) und numerische Kennzahlen (z. B. Produktionsmenge, Ausschuss, Energieverbrauch, Luftfeuchtigkeit). Diese Struktur entspricht der in Kapitel 4.1.1 beschriebenen Datenmodellierung.

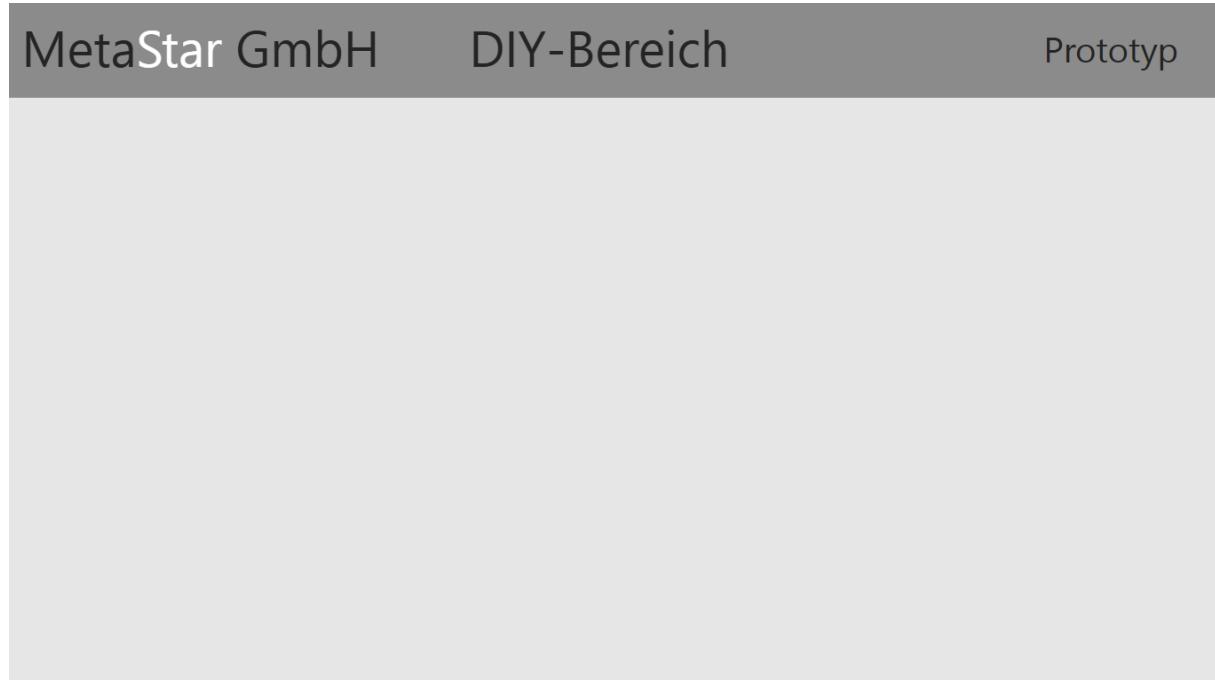


Abbildung 16 Startseite des DIY-Bereichs im Power BI Prototyp

Die Nutzeroberfläche auf den DIY-Seiten ist bewusst freigestaltet. Es sind keine vordefinierten Visualisierungen implementiert, sodass sämtliche Auswertungen direkt durch die Nutzer*innen erfolgen. Die dafür bereitgestellten Elemente umfassen unter anderem:

- Visualisierungselemente (z. B. Balken-, Säulen-, Liniendiagramme, Karten, KPI-Karten)
- Datenfelder aus Faktentabelle und Dimensionen
- Slicer für Filterfunktionen
- Drag-and-Drop-Funktion zur Gestaltung individueller Ansichten

In der linken Navigationsleiste sind die DIY-Seiten entsprechend benannt und fortlaufend nummeriert, um den Teilnehmenden im Rahmen der empirischen Untersuchung die Bearbeitung mehrerer individueller Analyseschritte zu ermöglichen.

Auf den DIY-Seiten ist der Zugriff auf sämtliche im Modell vorhandenen Datenfelder freigegeben. Die Feldliste ist identisch zur Struktur des „Standard Status Report“. Die Funktionalitäten entsprechen den regulären Möglichkeiten von Power BI im Bearbeitungsmodus. Eingefügte Visualisierungen sind dynamisch und reagieren auf gesetzte Filter und gewählte Datenkombinationen.

Die technische Umsetzung dieser DIY-Seiten wurde so gestaltet, dass keine Eingriffe in das Datenmodell oder zusätzliche Konfigurationen erforderlich sind. Das zugrunde liegende Modell bleibt unverändert und bildet alle Daten für die DIY-Seiten identisch zur Standardansicht ab.

Die Nutzung der DIY-Seiten war im Rahmen der empirischen Untersuchung freigestellt. Es stand den Teilnehmenden offen, eigene Fragestellungen mithilfe der vorhandenen Datenstruktur zu analysieren und frei gewählte Diagrammtypen zu erstellen.

4.2 Ergebnisse der Nutzeruntersuchung

Die empirische Untersuchung zur Evaluation des entwickelten Self-Service BI-Prototyps wurde im Rahmen einer explorativen Online-Erhebung durchgeführt. Ziel war es, Rückmeldungen zur Nutzbarkeit, Verständlichkeit und potenziellen Anwendbarkeit des Dashboards aus Sicht potenzieller Endanwenderinnen zu erfassen. Die Datenerhebung erfolgte anonym und freiwillig über ein digitales Formular, das mithilfe von Microsoft Forms realisiert wurde. Die Teilnehmerinnen erhielten im Vorfeld Zugriff auf das Dashboard im Power BI Service sowie eine schriftliche Einführung in das Nutzungsszenario.

Insgesamt nahmen 10 Personen vollständig an der Umfrage teil. Es wurden keine demografischen Daten wie Alter, Geschlecht oder Berufsstatus erhoben. Die Teilnahme war unabhängig von fachlicher Vorbildung oder BI-Erfahrung möglich.

4.2.1 Übersicht der erhobenen Ergebnisse

4.2.1.1 Technisch-funktionale Anforderungen

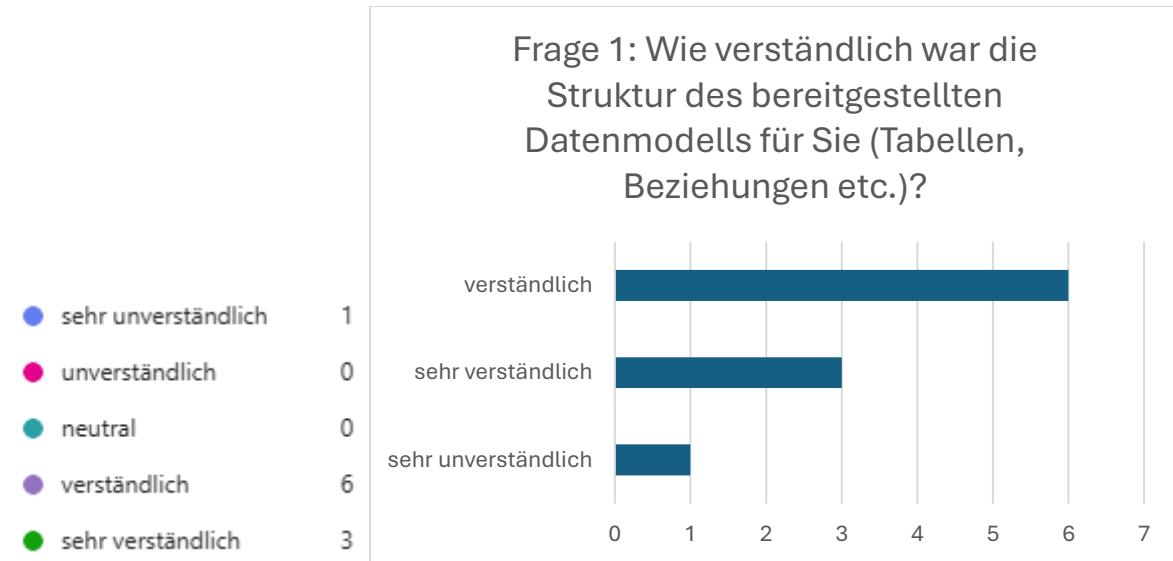


Abbildung 17 Bewertung der Verständlichkeit des Datenmodells durch die Teilnehmenden

Die erste Frage der Erhebung bezog sich auf die Einschätzung der Nutzer*innen hinsichtlich der Struktur des bereitgestellten Datenmodells. Konkret lautete die Formulierung:

- „Wie verständlich war die Struktur des bereitgestellten Datenmodells für Sie (Tabellen, Beziehungen etc.)?“

Die Befragten konnten ihre Antwort auf einer fünfstufigen Skala abgeben, die von „sehr unverständlich“ bis „sehr verständlich“ reichte.

Die deskriptive Auswertung zeigt folgendes Verteilungsmuster (vgl. Abbildung 1):

- von 10 Personen bewerteten das Modell als „verständlich“.
- 3 Personen gaben „sehr verständlich“ an.
- 1 Person wählte die Option „sehr unverständlich“.
- Die Optionen „unverständlich“ sowie „neutral“ wurden nicht gewählt.

Damit entfielen 9 von 10 der Rückmeldungen auf die beiden positiven Antwortkategorien. Eine teilnehmende Person empfand das Datenmodell hingegen als stark unverständlich. Eine mittlere Bewertung wurde nicht abgegeben, sodass die Antworten insgesamt eine eher polarisierte Verteilung zwischen sehr positiver und vereinzelt negativer Einschätzung aufweisen.

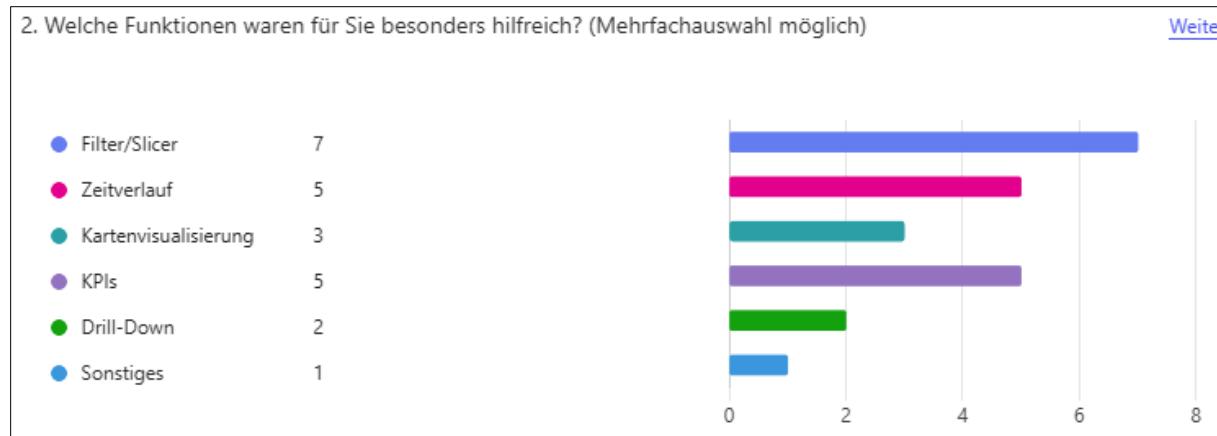


Abbildung 18 Bewertung der hilfreichsten Funktionen im BI-Prototyp

In dieser Frage wurde erhoben, welche konkreten Funktionen oder Elemente des Power BI-Dashboards die Teilnehmenden als besonders hilfreich wahrgenommen haben. Die Befragung erfolgte im Mehrfachauswahlformat; es konnten demnach mehrere Optionen gleichzeitig ausgewählt werden. Zusätzlich stand die Antwortoption „Sonstiges“ zur Verfügung, um individuelle Nennungen außerhalb der vorgegebenen Kategorien zu erfassen.

Die aggregierten Auswahlhäufigkeiten verteilen sich wie folgt:

- Filter/Slicer: 7 Nennungen
- Zeitverlauf: 5 Nennungen
- KPIs: 5 Nennungen
- Kartendarstellungen (Kartenvisualisierung): 3 Nennungen
- Drill-Down-Funktionalität: 2 Nennungen
- Sonstiges: 1 Nennung

Die am häufigsten genannte Funktion waren die Filter- und Slicer-Elemente, mit insgesamt sieben Stimmen. Auch der Zeitverlauf (z. B. in Form von Liniendiagrammen oder Tagesauswertungen) sowie die KPI-Visualisierungen wurden von jeweils fünf Teilnehmenden als hilfreich bewertet. Die Drill-Down-Funktionalität, welche tiefere Analyseebenen innerhalb von Visualisierungen ermöglicht, wurde in zwei Fällen positiv hervorgehoben.

In der offenen Antwortoption „Sonstiges“ wurde eine zusätzliche Funktionalität genannt:

- „Möglichkeit aus anderen Reports zu kopieren, Wiederverwendbarkeit von vorhandenen Visuals = schnell und effizient.“

Diese Rückmeldung bezieht sich auf die technische Möglichkeit in Power BI, bestehende Visualisierungen oder Komponenten aus anderen Berichten zu übernehmen. Dies wird offenbar als effizient und zeitsparend empfunden, insbesondere in Anwendungsszenarien mit mehreren Berichtsseiten oder ähnlichen Layoutanforderungen.

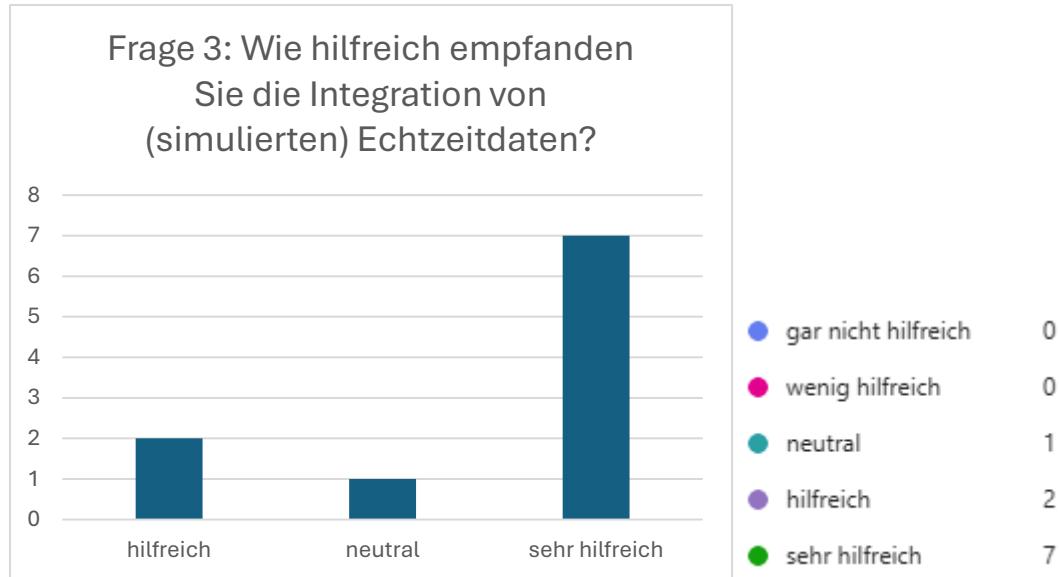


Abbildung 19 Einschätzung der Teilnehmenden zur Nützlichkeit der Echtzeitdatenintegration

Diese Frage zielte darauf ab, die subjektive Einschätzung der Teilnehmenden hinsichtlich des Mehrwerts zu erfassen, den die Integration von zeitlich hochfrequenten Daten innerhalb des Dashboards bietet. Dabei wurde explizit darauf hingewiesen, dass es sich um simulierte, nicht live angebundene Echtzeitdaten handelt. Die Antwort erfolgte auf einer fünfstufigen Skala von „gar nicht hilfreich“ bis „sehr hilfreich“.

Insgesamt zeigt sich damit eine klar positive Tendenz in der Bewertung der Echtzeitdatenintegration. Neun von zehn Personen äußerten eine positive Einschätzung (hilfreich oder sehr hilfreich), während eine Person eine neutrale Position einnahm. Negative Bewertungen wurden nicht abgegeben.

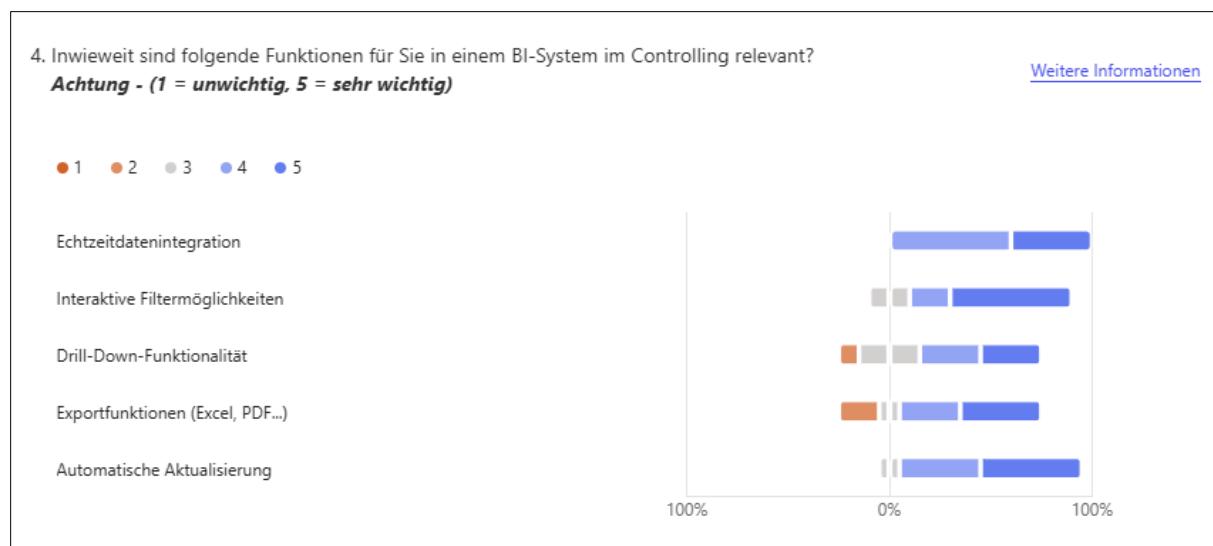


Abbildung 20 Bewertung der Relevanz zentraler BI-Funktionen im Controlling

Im Rahmen dieser Frage wurden den Teilnehmenden fünf zentrale Funktionen von Business Intelligence-Systemen zur Bewertung vorgelegt. Ziel war es, deren subjektive Relevanz im Kontext eines möglichen beruflichen Einsatzes – insbesondere im Controlling – einzuschätzen. Die Bewertung erfolgte auf einer fünfstufigen Skala von 1 = unwichtig bis 5 = sehr wichtig.

Echtzeitdatenintegration

Die Integration von Echtzeitdaten wurde überwiegend als sehr wichtig bewertet. Vier der Teilnehmenden vergaben die Höchstbewertung (5), sechs bewerteten mit „4“. Geringe Relevanz wurde nicht angegeben.

Interaktive Filtermöglichkeiten

Diese Funktion wurde von sechs teilnehmenden Personen mit der Höchstbewertung „sehr wichtig“ bewertet. Jeweils zwei Personen haben sich dann für die dahinterliegenden Ränge 4 und 3 entschieden.

Drill-Down-Funktionalität

Die Einschätzung dieser Funktion fiel leicht differenzierter aus. Während ein sechs der Bewertungen im Bereich „4“ bis „5“ liegt, wurden hier auch mittlere und eine einzelne niedrige Bewertung (2) vergeben.

Exportfunktionen (Excel, PDF etc.)

Diese Funktion wurde gemischt beurteilt: Während eine Mehrzahl der Teilnehmenden (7 Personen) sie als relevant einstuften (Werte zwischen 4 und 5), vergaben drei Personen auch niedrigere Bewertungen (1–3).

Automatische Aktualisierung

Diese Funktion wurde von fünf Personen als „sehr wichtig“ empfunden. Die Hälfte der Antworten entfiel auf „5“, vier auf „4“. Mittlere Relevanz wurde im Bereich „3“ einmal angegeben.

Die aggregierten Ergebnisse zeigen, dass Echtzeitdatenintegration, interaktive Filter, und automatische Aktualisierung durchgängiger als relevante Systemmerkmale wahrgenommen wurden. Die Bewertung der Drill-Down-Funktionalität und Exportmöglichkeiten fiel etwas differenzierter aus.

Aggregationszustand - Mittelwert

Zusätzlich zur prozentualen Verteilung (Abbildung 13) lassen sich auf Basis der numerischen Bewertungen auch Mittelwerte für jede der abgefragten Funktionen berechnen. Diese ergeben sich aus der durchschnittlichen Bewertung über alle zehn Teilnehmenden hinweg:

Echtzeitdatenintegration: Ø 4,4

Interaktive Filtermöglichkeiten: Ø 4,4

Automatische Aktualisierung: Ø 4,4

Exportfunktionen (Excel, PDF ...): Ø 3,9

Drill-Down-Funktionalität: Ø 3,8

Frage 5: Welche Funktionen haben Ihnen gefehlt, um Ihre Analyse durchzuführen?

Die Teilnehmenden hatten die Möglichkeit, in einem offenen Textfeld anzugeben, ob und welche Funktionen ihnen bei der Durchführung ihrer Analyse im bereitgestellten Dashboard gefehlt haben. Die zehn übermittelten Rückmeldungen lassen sich nach Häufigkeit und Inhalt in zwei Gruppen gliedern:

1. Keine fehlenden Funktionen

Die Mehrheit der Teilnehmenden ($n = 6$) äußerte, dass ihnen keine Funktionen gefehlt hätten.

Die Rückmeldungen in dieser Gruppe lauteten wörtlich:

- „Funktionen haben mir keine gefehlt“
- „Keine“
- „Keine“
- „Keine Funktion hat gefehlt“
- „Eigentlich keine“
- „Aus meiner Sicht, sind die wichtigsten Funktionen vorhanden“

2. Einzelne ergänzende Wünsche oder Hinweise

Vier Teilnehmende äußerten spezifische Anmerkungen oder Erweiterungsvorschläge:

- Eine Person erwähnte den Wunsch nach einem Drill-Down speziell für den Ausschuss, wies aber darauf hin, dass diese Funktion „einfach selbst erstellt werden konnte“.
- Eine weitere Rückmeldung bezog sich auf den Zeithorizont der Daten: Es wurde angemerkt, dass eine Analyse über „mehrere Monate“ hilfreich gewesen wäre, insbesondere für Zeitvergleiche.
- Ein weiterer Kommentar erwähnte ergänzend Störungs- und Wartungszeiten als mögliche Funktionserweiterung.
- Eine Person nannte allgemein den Wunsch nach einer „Detailansicht“, ohne weitere Spezifikation.

4.2.1.2 Bewertung des Prototypen

6. Haben Sie bereits Erfahrung mit Business Intelligence Tools (z.B. Power BI, Tableau)?

● ja	9
● nein	1

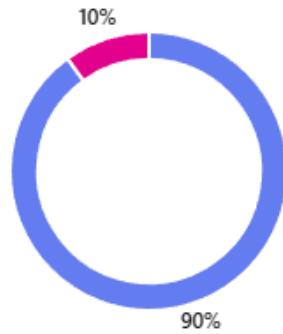


Abbildung 21 Vorerfahrungen der Teilnehmenden mit Business Intelligence Tools

Zur Erfassung des BI-spezifischen Vorwissens der Teilnehmenden wurde in der Befragung erhoben, ob bereits persönliche Erfahrung im Umgang mit Business Intelligence Tools wie Power BI, Tableau oder vergleichbaren Anwendungen vorliegt. Die Antwortoptionen waren dichotom: „ja“ oder „nein“.

Die Verteilung der Antworten ist in Abbildung 21 visualisiert:

9 von 10 Teilnehmenden gaben an, bereits Erfahrung mit BI-Tools zu haben.

1 Person hatte zum Zeitpunkt der Befragung keine entsprechende Vorerfahrung.

7. Wie einfach oder schwer war es für Sie, mit dem Prototyp zu arbeiten?

● sehr schwer	0
● eher schwer	0
● neutral	3
● eher leicht	5
● sehr leicht	2

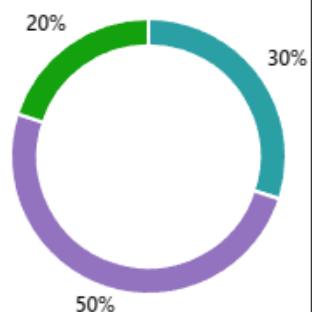


Abbildung 22 Einschätzung der Nutzerfreundlichkeit beim Arbeiten mit dem Prototyp

Diese Frage diente der Einschätzung der wahrgenommenen Bedienbarkeit des entwickelten Dashboards. Die Teilnehmenden konnten auf einer fünfstufigen Skala bewerten, wie leicht oder schwer ihnen die Arbeit mit dem Prototyp gefallen ist – von „sehr schwer“ bis „sehr leicht“.

Die Verteilung der Antworten stellt sich wie folgt dar (vgl. Abbildung 22):

- 0 Teilnehmende wählten „sehr schwer“
- 0 Teilnehmende wählten „eher schwer“
- 3 Teilnehmende gaben „neutral“ an
- 5 Teilnehmende wählten „eher leicht“
- 2 Teilnehmende wählten „sehr leicht“

Insgesamt beurteilten 7 von 10 Personen die Arbeit mit dem Dashboard als „eher leicht“ oder „sehr leicht“. Drei Personen äußerten eine neutrale Einschätzung, während keine der befragten Personen eine als schwierig empfundene Nutzung angab.

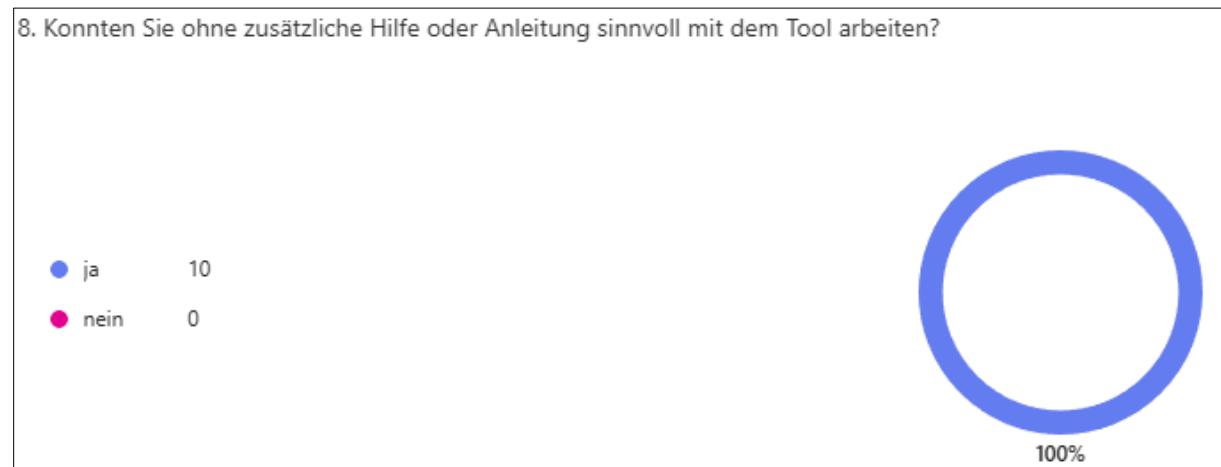


Abbildung 23 Anteil der Teilnehmenden, die ohne zusätzliche Hilfe sinnvoll mit dem Tool arbeiten konnten

Diese Frage erfasste, ob die Teilnehmenden in der Lage waren, das bereitgestellte BI-Dashboard ohne weitere Unterstützung oder Schulung sinnvoll zu nutzen. Ziel war es, einen Eindruck davon zu gewinnen, wie eigenständig und intuitiv die Anwendung aus Sicht der Nutzer*innen bedienbar war.

Die Antwortoptionen waren dichotom (ja / nein). Die Verteilung der Rückmeldungen ist in Abbildung 23 dargestellt:

- 10 von 10 Teilnehmenden (100 %) beantworteten die Frage mit „ja“
- 0 Teilnehmende wählten „nein“

Damit wurde von allen Befragten angegeben, dass die Nutzung des Dashboards ohne externe Anleitung oder weiterführende Hilfestellungen möglich war.

9. Falls nein: Was war unklar?

0
Antworten

Abbildung 24 Offene Rückmeldung zur Verständlichkeit des Tools bei Unsicherheit

Diese Folgefrage war bedingt und wurde nur dann angezeigt, wenn in der vorhergehenden Frage („Konnten Sie ohne zusätzliche Hilfe sinnvoll mit dem Tool arbeiten?“) die Antwort „nein“ ausgewählt wurde. Ziel war es, potenzielle Verständnisschwierigkeiten oder Unklarheiten in der Nutzung des Dashboards zu identifizieren und qualitativ zu erfassen.

Da alle Teilnehmenden die vorherige Frage mit „ja“ beantworteten, wurde diese Folgefrage nicht aktiviert und blieb entsprechend ohne Antworten (vgl. Abbildung 24).

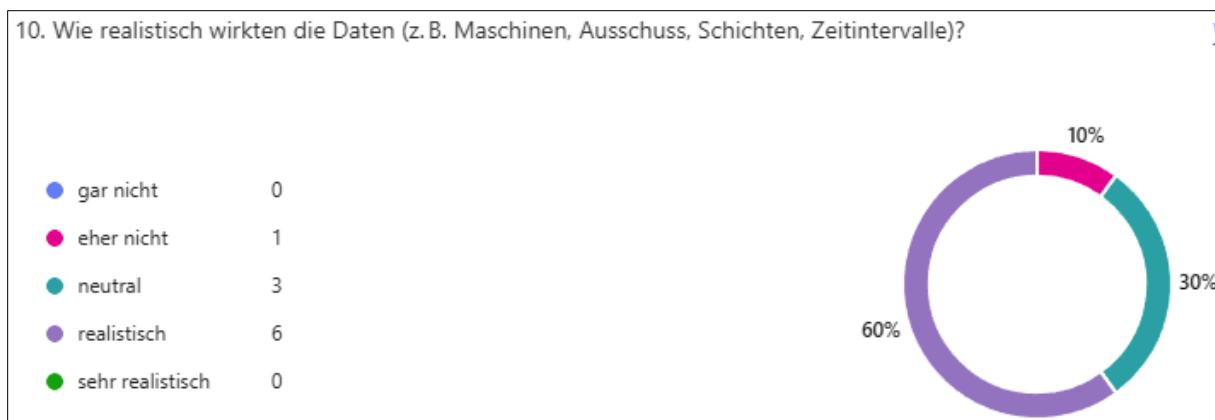


Abbildung 25 Einschätzung der Realitätsnähe der bereitgestellten (simulierten) Daten

Mit dieser Frage wurde die Einschätzung der Teilnehmenden hinsichtlich der Realitätsnähe des im Prototyp dargestellten Datensatzes erhoben. Bewertet wurden dabei verschiedene Aspekte wie Maschinentypen, Fertigungsschichten, Ausschussmengen oder zeitliche Auflösung (15-Minuten-Taktung). Die Einschätzung erfolgte auf einer fünfstufigen Skala von „gar nicht“ bis „sehr realistisch“.

Die Antwortverteilung stellt sich wie folgt dar (vgl. Abbildung 25):

- 0 Teilnehmende wählten „gar nicht“
- 1 Person wählte „eher nicht“
- 3 Personen entschieden sich für „neutral“
- 6 Personen wählten „realistisch“

- 0 Personen vergaben die Höchstbewertung „sehr realistisch“

Insgesamt zeigt sich, dass 6 der Teilnehmenden die Daten als „realistisch“ einstuften. Drei Teilnehmende äußerten eine neutrale Position, während eine Person eine eher geringe Realitätsnähe wahrnahm. Extreme Bewertungen in beide Richtungen („gar nicht“ bzw. „sehr realistisch“) wurden nicht vergeben.

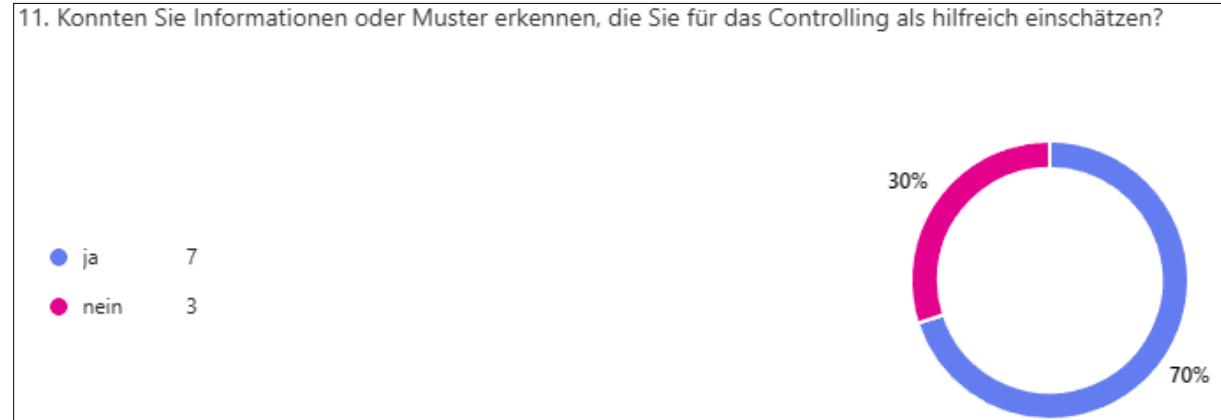


Abbildung 26 Anteil der Teilnehmenden, die für das Controlling relevante Informationen im Tool erkennen konnten

Mit dieser Frage wurde erhoben, ob die Teilnehmenden beim Arbeiten mit dem BI-Prototyp Informationen oder Zusammenhänge identifizieren konnten, die aus ihrer Sicht potenziell für Controlling-Zwecke relevant sind. Die Frage war dichotom und ließ die Auswahl zwischen „ja“ und „nein“ zu.

Die Verteilung der Antworten ist in Abbildung 26 dargestellt:

- 7 von 10 Personen beantworteten die Frage mit „ja“.
- 3 Personen gaben an, keine entsprechenden Informationen oder Muster erkannt zu haben.

Frage 12: Falls ja: Was genau?

Die offene Anschlussfrage „Was genau?“ wurde nur jenen Teilnehmenden angezeigt, die in der vorhergehenden Frage angaben, beim Arbeiten mit dem Dashboard Informationen oder Muster erkannt zu haben, die sie für das Controlling als hilfreich einschätzten. Insgesamt traf dies auf 7 von 10 Personen zu.

Die Antworten auf diese Folgefrage lagen in freier Textform vor und lassen sich inhaltlich in mehrere Themenfelder strukturieren. Nachfolgend werden die Rückmeldungen deskriptiv zusammengefasst:

1. Analyse von Nutzungsmustern und Schichten

- Eine Rückmeldung bezog sich auf unterschiedliche Maschinennutzung über Schichten hinweg, mit konkretem Hinweis auf den Roboterarm, der vor allem in der Nachschicht aktiv sei.
- Ein weiterer Beitrag hob hervor, dass der Roboterarm von KUKA die höchste Produktionsmenge liefere und diese nachts und spät konstant bleibe – möglicherweise in Zusammenhang mit Personaleinsatz.

2. Kombination und Vergleich verschiedener Variablen

- Ein Kommentar bezog sich auf die Möglichkeit, Standort, Datum und Maschinentyp miteinander zu kombinieren, um Zusammenhänge zu erkennen.
- Mehrere Personen wiesen auf die Aufschlüsselung nach Maschinentyp, Werkstoff und Schicht hin.

3. Produktionskennzahlen und Effizienzaspekte

- Häufig genannt wurden klassische BI-Messgrößen wie Produktionsmenge, Auslastung und Ausschussquote. Diese würden laut den Teilnehmenden helfen, sich einen schnellen Überblick über Effizienzpotenziale zu verschaffen.
- Die produzierte Menge je Schicht und Maschine wurde mehrfach erwähnt.

4. Prozess- und Energieanalysen

- Eine Person stellte fest, dass der Energieverbrauch in der Spätschicht tendenziell niedriger sei als in der Frühschicht.
- In zwei Antworten wurden Wartungsintervalle, Ausschussmengen sowie Materialzuweisung pro Maschine als beobachtbare Aspekte genannt.
- Hinweise auf vermehrte Störungen in den letzten Tagen wurden ebenfalls erwähnt.

5. Systematische Datenaufbereitung

- Eine Rückmeldung hob explizit hervor, dass die Kombination der Visualisierungen eine gezielte Bewertung von Kostenstellen und Leistungsunterschieden ermögliche.
- Der Vergleich zwischen Wareneingang und -ausgang wurde als nützlich für Prozessoptimierungen genannt.

Frage 13: Welche technischen oder inhaltlichen Verbesserungen würden Sie vorschlagen?

Zur Erhebung von Optimierungspotenzialen des entwickelten Dashboards wurde den Teilnehmenden eine offene Frage gestellt: „Welche technischen oder inhaltlichen Verbesserungen würden Sie vorschlagen?“ Die Antworten konnten frei formuliert werden. Insgesamt gingen zehn Rückmeldungen ein, die sich inhaltlich verschiedenen Themenfeldern zuordnen lassen.

Die nachfolgenden Aussagen sind deskriptiv zusammengefasst und thematisch gruppiert:

1. Erweiterung des Analysezeitraums

Mehrere Teilnehmende regten an, den Datensatz um einen längeren zeitlichen Horizont zu ergänzen. Genannt wurden u. a.:

- Wunsch nach einer „vollständigen Zeitreihe“, z. B. über 12 Monate
- „Längerer Zeitraum bei den Daten“
- „Deutlich mehr Daten“, um tragfähige Aussagen treffen zu können

2. Ergänzung und Präzisierung von Inhalten

Einige Rückmeldungen schlugen zusätzliche Inhalte oder Kennzahlen vor:

- Integration von Störungs- und Wartungszeiten
- Einbeziehung von Finanzdaten als ergänzende Dimension
- Vorschlag zur visuellen Darstellung von Warenein- und -ausgang

3. Erweiterung der Funktionalitäten

Genannt wurden funktionale Ergänzungen, darunter:

- Filterfunktion für Schichten, um betriebszustandsbezogene Aussagen präziser treffen zu können
- Tooltips mit Hover-Effekt, die z. B. Berechnungslogiken, KPI-Definitionen oder den Datenstand anzeigen könnten
- Vorschlag zur Einführung eines Template-Systems (z. B. mit vordefinierten Widgets oder Analyse-Skizzen), um insbesondere unerfahrene*re Nutzer*innen zu unterstützen

4. Technische und gestalterische Aspekte

Zwei Rückmeldungen bezogen sich auf das visuelle Erscheinungsbild:

- Der Prototyp „wirkt aktuell für den Desktop optimiert“, was die mobile Darstellung einschränken könnte
- Der Bericht könne „optisch noch aufgehübscht werden“

5. Keine Änderungswünsche

Zwei Teilnehmende äußerten explizit keine konkreten Verbesserungsvorschläge:

- „Nichts“
- „Keine konkreten Verbesserungen“

Die Rückmeldungen umfassen sowohl inhaltliche Ergänzungswünsche als auch Hinweise zu Bedienkomfort, Gestaltung und technischer Weiterentwicklung.

4.2.1.3 Akzeptanz und Nutzungsverhalten

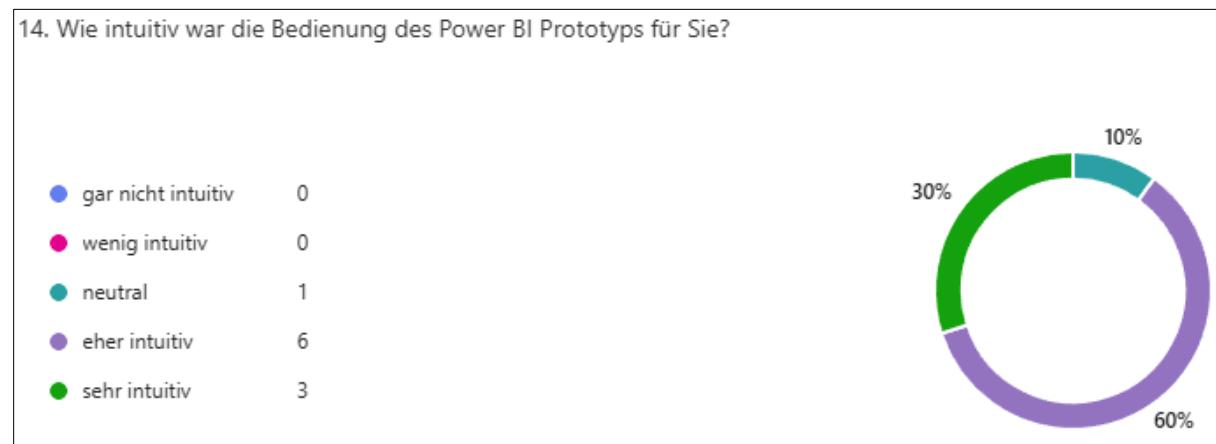


Abbildung 27 Bewertung der intuitiven Bedienbarkeit des BI-Prototyps

Diese Frage hatte zum Ziel, die subjektive Einschätzung der Teilnehmenden zur Bedienbarkeit des Prototyps zu erfassen. Bewertet wurde auf einer fünfstufigen Skala von „gar nicht intuitiv“ bis „sehr intuitiv“.

Die Antwortverteilung ist in Abbildung 27 dargestellt und ergibt sich wie folgt:

- 0 Teilnehmende wählten „gar nicht intuitiv“
- 0 Teilnehmende wählten „wenig intuitiv“
- 1 Person entschied sich für „neutral“
- 6 Personen gaben „eher intuitiv“ an
- 3 Personen vergaben die Höchstbewertung „sehr intuitiv“

Damit stuften 9 von 10 Befragten die Bedienung des Power BI Prototyps als intuitiv ein (davon 3 als „sehr intuitiv“). Eine negative oder deutlich kritische Bewertung wurde nicht abgegeben.

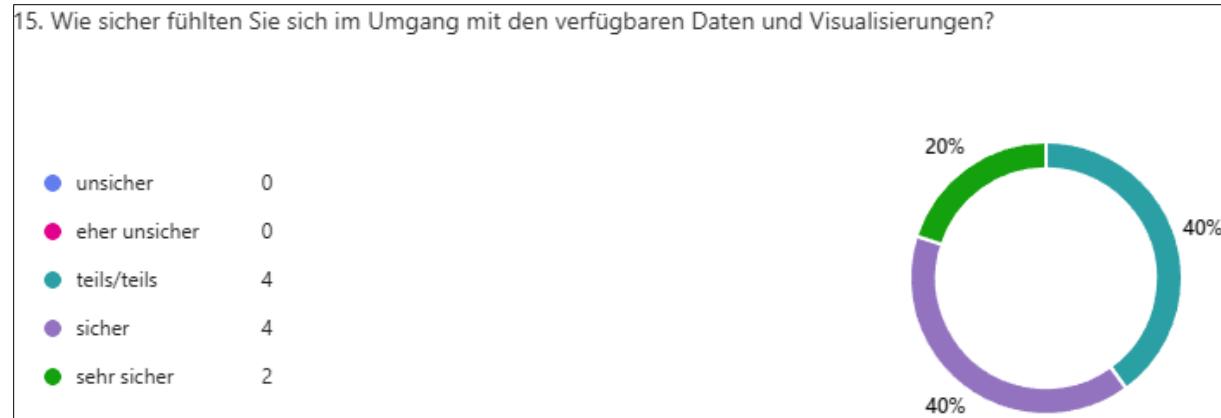


Abbildung 28 Selbsteinschätzung der Teilnehmenden zur Sicherheit im Umgang mit Daten und Visualisierungen

Mit dieser Frage wurde die Selbsteinschätzung der Teilnehmenden hinsichtlich ihrer Vertrauens- und Handlungssicherheit beim Umgang mit dem bereitgestellten Dashboard erfasst. Die Einschätzung erfolgte auf einer fünfstufigen Skala von „unsicher“ bis „sehr sicher“.

Die Verteilung der Antworten ist in Abbildung 28 dargestellt:

- 0 Teilnehmende wählten „unsicher“
- 0 Teilnehmende wählten „eher unsicher“
- 4 Teilnehmende entschieden sich für „teils/teils“
- 4 Teilnehmende bewerteten sich als „sicher“
- 2 Teilnehmende gaben „sehr sicher“ an

Damit gaben 6 von 10 Personen an, sich sicher oder sehr sicher gefühlt zu haben, während 4 Teilnehmende eine mittlere Bewertung („teils/teils“) abgaben. Unsicherheitsangaben wurden nicht gemacht.

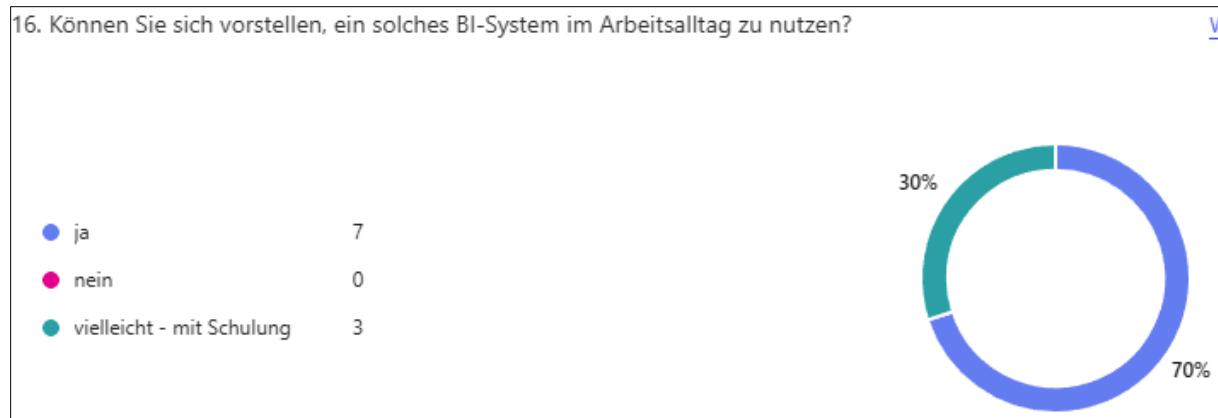


Abbildung 29 Einschätzung zur Einsatzbereitschaft eines BI-Systems im beruflichen Alltag

Mit dieser Frage wurde erfasst, ob sich die Teilnehmenden grundsätzlich vorstellen können, ein Business Intelligence-System mit vergleichbarer Funktionalität im beruflichen Kontext zu verwenden. Die Antwortoptionen lauteten: „ja“, „nein“ und „vielleicht – mit Schulung“.

Die Antwortverteilung ist in Abbildung 29 dargestellt:

- 7 Teilnehmende gaben an, sich eine Nutzung im Arbeitsalltag vorstellen zu können.
- 3 Teilnehmende wählten „vielleicht – mit Schulung“.
- 0 Teilnehmende wählten „nein“.

Damit äußerten sich alle Befragten grundsätzlich offen gegenüber einem zukünftigen Einsatz eines SSBI-Systems im Arbeitskontext. Eine vollständig ablehnende Haltung wurde nicht verzeichnet.

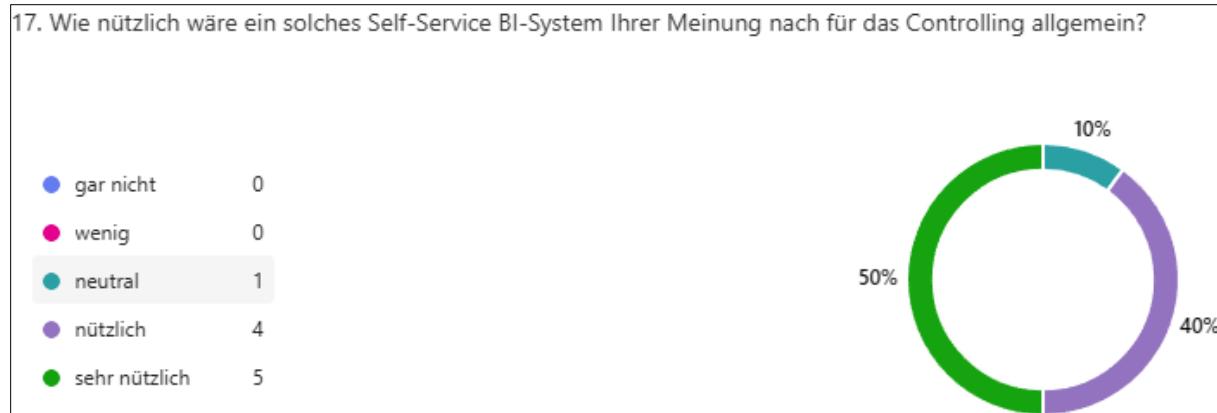


Abbildung 30 Wahrgenommene Nützlichkeit eines Self-Service BI-Systems im Controlling

Mit dieser Frage wurde die allgemeine Einschätzung zur Relevanz und Nützlichkeit eines SSBI-Systems im Bereich Controlling erfasst. Die Antwort erfolgte auf einer fünfstufigen Skala von „gar nicht“ bis „sehr nützlich“.

Die Antwortverteilung ist in Abbildung 30 dargestellt:

- 5 Teilnehmende wählten „sehr nützlich“
- 4 Teilnehmende entschieden sich für „nützlich“
- 1 Person gab eine „neutrale“ Einschätzung ab
- Die Optionen „wenig“ und „gar nicht“ wurden nicht gewählt

Damit stuften 9 von 10 Teilnehmenden ein solches System als grundsätzlich nützlich bis sehr nützlich für das Controlling ein. Negative Bewertungen wurden nicht abgegeben.

Frage 18: Was hat Ihnen die Arbeit mit dem Prototyp erleichtert bzw. erschwert?

Zur Erfassung von Barrieren und Unterstützungs faktoren in der Anwendung des Prototyps wurde eine offene Frage gestellt. Die Teilnehmenden konnten hier sowohl erleichternde als auch erschwerende Aspekte frei benennen. Es gingen insgesamt zehn Rückmeldungen ein, die sich inhaltlich mehreren Kategorien zuordnen lassen.

Die nachfolgende Darstellung fasst die genannten Punkte deskriptiv und thematisch gegliedert zusammen:

1. Vordefinierte Inhalte und Visualisierungen

Mehrfach wurden die bereits vorhandenen Elemente im Dashboard als hilfreich benannt:

- „Vorhandene Visuals, die Vorlage, die bereits alle notwendigen Metrics gezeigt hatte“
- „Die vordefinierte Visualisierung“
- „Voreinstellungen und bereits berechnete Kennzahlen“

2. Nutzerführung und Struktur

Positiv hervorgehoben wurden:

- „Intuitive Navigation und klare Strukturierung“
- „Interaktive Visualisierungen und Filter“
- „Die Beschreibung der Daten am Anfang war sehr nützlich“
- „Informationsseite mit KPI-Erklärungen“

3. Überblick und Informationsgehalt

Einzelne Rückmeldungen bezogen sich auf den Nutzen der Visualisierung für das Gesamtverständnis:

- „Schneller Überblick über die wichtigsten Informationen, nicht zu überladen, schnell anpassbar, dennoch mit hohem Informationsgehalt“
- „Der Prototyp hat geholfen, die Zusammenhänge zwischen den Daten zu visualisieren“

4. Technische und inhaltliche Voraussetzungen

Einige Rückmeldungen thematisierten Faktoren, die als neutral oder leicht erschwerend empfunden wurden:

- „Man muss erst das Datenmodell verstehen. Ist vielleicht nicht so intuitiv“
- „Ich musste mich trotzdem erst zurechtfinden“
- „Intuitive Oberfläche, längere Abwesenheit aus der Power BI Umgebung“

5. Vorkenntnisse und beruflicher Kontext

Zwei Rückmeldungen stellten auf die Rolle eigener Erfahrungen ab:

- „Vorkenntnisse“
- „Ich arbeite auch beruflich in diesem Bereich, sowohl als Endanwender als auch in der Rolle des BI-Creators“

4.2.1.4 Offenes Feedback

Frage 19: Was hat Ihnen an diesem Prototyp besonders gut gefallen?

Zur Erfassung positiver Nutzereindrücke wurde den Teilnehmenden eine offene Frage gestellt. Insgesamt gingen zehn individuelle Rückmeldungen ein, die sich inhaltlich mehreren Kategorien zuordnen lassen. Die nachfolgende Übersicht bietet eine deskriptive Zusammenfassung der genannten Aspekte:

1. Intuitive Bedienung und übersichtliche Darstellung

Mehrfach wurde die Benutzerfreundlichkeit hervorgehoben:

- „Intuitive Bedienung“
- „übersichtliche Darstellung der wichtigsten Kennzahlen“
- „Simple Oberfläche, man erkennt schnell um welche Daten es sich handelt“
- „intuitive Bedienung mit meiner Meinung nach guter Datenqualität“

2. Struktur und Visualisierungen

Rückmeldungen bezogen sich auf den Aufbau und die grafische Aufbereitung:

- „Visualisierungen waren übersichtlich, interaktiv und praxisnah“
- „nicht überladen, liefert viele Informationen“
- „konkrete Bezeichnungen der Datensätze, vorbereitete KPIs“

3. Self-Service-Charakter

Der Mix aus festen Berichten und freien Analysebereichen wurde in einem Beitrag konkret genannt:

- „Kombination aus Standardberichten und einem Self-Service-Bereich“

4. Realistische Datensimulation und Datenqualität

Einige Teilnehmende äußerten sich zur Qualität bzw. Glaubwürdigkeit der Daten:

- „realistischer Analysekontext durch Nutzung von Echtzeitdaten“
- „gute Datenqualität im Anbetracht der Datensimulation“
- „die Daten waren vorbereitet und verständlich benannt“

5. Funktionalität und Interaktion

Es wurden auch technische und interaktive Aspekte erwähnt:

- „sofortige Anpassung der Visuals durch Änderung der Filter“
- „Funktionsumfang“
- „gute Zusammenhänge erkennbar“

6. Lern- und Wiederholungseffekt

In einer Rückmeldung wurde explizit der Einstieg und die Auffrischung von Power BI-Kenntnissen betont:

- „gut um einen ersten Einblick zu bekommen und auch die Funktionsweise von Power BI wieder aufzufrischen, wenn man eigentlich Tableau nutzt“

Frage 20: Wo sehen Sie Potenziale zur Verbesserung (technisch, funktional, inhaltlich)?

In dieser offenen Frage konnten die Teilnehmenden Verbesserungspotenziale frei benennen. Die Antworten bezogen sich auf technische, funktionale und inhaltliche Aspekte und wurden teilweise kombiniert oder differenziert beantwortet. Die insgesamt neun Rückmeldungen lassen sich thematisch folgendermaßen gliedern:

1. Datenumfang und Detailtiefe

Mehrere Teilnehmende wiesen auf die Begrenzung des Datenbestands hin:

- „Mehr Daten“
- „Um wirklich eine Aussage treffen zu können, braucht man sicher noch mehr Daten“
- „Ausschuss und Schichten könnten noch zur detaillierteren Ansicht vertieft werden“
- „Möglichkeit auf eine noch tiefere Detailebene“

2. Zielwerte und Referenzgrößen

Ein Vorschlag betraf die Integration von Vergleichsgrößen:

- „Integration von Zielwerten oder Benchmarks“

3. Bedienunterstützung für unerfahrene Nutzer*innen

Ein Beitrag verwies auf die Einstiegshürde für BI-Neulinge:

- „Für Menschen, die zuvor noch nie mit einem BI-Tool gearbeitet haben, wird die Visualisierung sehr kompliziert. Hier wäre eine Anleitung sinnvoll.“

4. Inhaltliche Ergänzungen

In einem Kommentar wurden ergänzende Datenquellen oder Themenbereiche vorgeschlagen:

- „Wie bereits erwähnt: Finanzdaten“

5. Navigation und Benutzerführung

In einer Rückmeldung wurde die strukturelle Navigation angesprochen:

- „Leitung durchs Dashboard“

6. Keine Verbesserungen genannt

Zwei Teilnehmende machten deutlich, dass sie aktuell keine nennenswerten technischen oder funktionalen Verbesserungspotenziale sahen:

- „technisch: keine, funktional: keine, inhaltlich: bereits genannt“
- „technisch und funktional ist zum aktuellen Zeitpunkt alles vorhanden“

Frage 21: Möchten Sie sonst noch etwas ergänzen?

Am Ende des Fragebogens wurde den Teilnehmenden die Möglichkeit gegeben, zusätzliche Hinweise, Kommentare oder persönliche Eindrücke zu äußern. Diese freiwillige Eingabemöglichkeit wurde von mehreren Personen genutzt. Die Inhalte lassen sich folgenden Themenbereichen zuordnen:

1. Hinweis auf Einstiegshürden und Lernerfahrung

Eine Rückmeldung beschrieb den Wiedereinstieg in Power BI nach längerer Nutzungspause:

„Ich habe Grundkenntnisse in Power BI, arbeite jedoch nicht täglich damit. Daher fiel mir der Einstieg in die Erstellung eines individuellen Dashboards auf Basis des Prototyps zunächst etwas schwer. Durch das Ausprobieren verschiedener Darstellungen und Funktionen konnte ich mich jedoch schnell wieder erinnern und nützliche Visualisierungen erstellen.“

2. Anregung zur zusätzlichen Benutzerunterstützung

Ein Beitrag regte ergänzendes Lernmaterial für Einsteiger*innen an:

„Ein begleitendes Tutorial oder kurzes Einführungsvideo könnte Einsteigern den Zugang zusätzlich erleichtern.“

3. Kommentar zur Zielsetzung und Wirkung des Prototyps

In einer Rückmeldung wurde der Gesamteindruck zusammengefasst:

„Prototyp vermittelt ein realistisches Bild eines modernen BI-Tools im Controlling-Kontext.“

4. Höfliche Danksagungen und persönliche Grüße

Zwei Teilnehmende äußerten Dank und freundliche Wünsche zur Masterarbeit:

„Danke, dass ich teilnehmen durfte!“

„Viel Erfolg noch bei deiner Thesis!“

4.2.2 Zusammenfassung der Ergebnislage

Die durchgeführte Nutzeruntersuchung lieferte ein vielschichtiges Bild über die Wahrnehmung, Handhabung und Einschätzung des entwickelten Self-Service BI-Prototyps durch die Teilnehmenden. Die Rückmeldungen, die sowohl über geschlossene Skalenfragen als auch über offene Textfelder erfasst wurden, lassen sich in ihrer Gesamtheit als ein umfangreicher Einblick in den Umgang mit einem prototypisch umgesetzten BI-System auf Basis realitätsnaher, simulierter Produktionsdaten bewerten – dies jedoch zu diesem Zeitpunkt ausschließlich auf beschreibender Ebene.

Die Stichprobe umfasste zehn Personen, von denen die große Mehrheit über Vorerfahrungen mit BI-Tools verfügte. Neun Teilnehmende gaben an, bereits mit Systemen wie Power BI oder Tableau gearbeitet zu haben. Alle befragten Personen bestätigten, dass sie den Prototyp ohne zusätzliche Hilfestellung bedienen konnten. Eine systematisch erfasste Unsicherheit oder Überforderung wurde in diesem Zusammenhang nicht festgestellt. Auch die Einschätzung zur allgemeinen Bedienbarkeit fiel überwiegend positiv aus: Sieben Personen bewerteten die Arbeit mit dem Dashboard als eher leicht oder sehr leicht, drei stuften diese als neutral ein. Kein Teilnehmender ordnete die Bedienung als (eher) schwer ein. In Bezug auf die wahrgenommene Intuitivität der Benutzeroberfläche ergab sich ein ähnliches Bild: Neun von zehn Teilnehmenden bezeichneten die Navigation und Steuerung als intuitiv oder sehr intuitiv.

Die Bewertung einzelner Systemfunktionen bestätigte diese positiven Eindrücke in weiten Teilen. Insbesondere die interaktiven Filterelemente (Slicer), die Visualisierung zeitlicher Verläufe sowie die aggregierten KPI-Karten wurden als besonders hilfreich genannt. Das Zusammenspiel der vordefinierten Visualisierungen und die Möglichkeit zur eigenen Analyse im DIY-Bereich wurden mehrfach positiv hervorgehoben. Die Funktionalitäten wie Echtzeitdatenintegration, automatische Aktualisierung und Filterung wurden von nahezu allen Teilnehmenden als „wichtig“ oder „sehr wichtig“ für den Einsatz im Controlling eingestuft. In einer Skalenbewertung erzielten diese drei Merkmale jeweils einen Durchschnittswert von 4,4 auf einer Skala von 1 bis 5. Etwas differenzierter fiel die Bewertung von Exportfunktionen und Drill-Down-Elementen aus, die jedoch ebenfalls mehrheitlich im oberen Bereich eingeordnet wurden.

Das zugrunde liegende Datenmodell wurde überwiegend positiv bewertet. Die Struktur aus verknüpften Tabellen, die das Dashboard speiste, wurde von neun Personen als „verständlich“ oder „sehr verständlich“ bezeichnet. Die Einbindung (simulierter) Echtzeitdaten wurde als Mehrwert anerkannt: Neun Teilnehmende bezeichneten diese als „hilfreich“ oder „sehr hilfreich“. Die Realitätsnähe der simulierten Produktionsdaten wurde dagegen differenzierter wahrgenommen: Sechs Personen hielten sie für realistisch, drei äußerten sich neutral, eine Person schätzte sie als eher nicht realistisch ein.

Ein zentrales Anliegen der Untersuchung war es, herauszufinden, ob Nutzer*innen im Dashboard eigenständig für das Controlling relevante Informationen oder Muster erkennen konnten. Sieben von zehn Teilnehmenden beantworteten diese Frage mit „ja“ und nannten in der Folge unter anderem Beobachtungen wie: Unterschiede in Maschinennutzung zwischen Schichten, Störungsmuster über den Tagesverlauf, Zusammenhänge zwischen Maschinentyp, Werkstoff und Energieverbrauch sowie Potenziale zur Effizienzbewertung anhand von Wareneingangs- und Ausschusswerten.

Die Frage nach dem Sicherheitsempfinden beim Arbeiten mit dem Dashboard wurde ebenfalls überwiegend positiv beantwortet. Sechs Personen bezeichneten sich als sicher oder sehr sicher im Umgang mit den dargestellten Informationen. Vier Teilnehmende gaben eine mittlere Bewertung („teils/teils“) ab. Niemand äußerte sich unsicher oder überfordert.

Die Frage nach der grundsätzlichen Nutzungsbereitschaft eines solchen Systems im beruflichen Kontext ergab ein geschlossen positives Bild. Sieben Teilnehmende konnten sich eine Nutzung im Arbeitsalltag direkt vorstellen, drei weitere gaben an, dass dies nach einer kurzen Einführung oder Schulung denkbar sei. Eine explizite Ablehnung wurde nicht geäußert.

Die abschließende Bewertung der allgemeinen Nützlichkeit eines solchen Self-Service BI-Systems für das Controlling fiel mit neun positiven Rückmeldungen („nützlich“ oder „sehr nützlich“) und einer neutralen Bewertung ebenfalls deutlich aus. Ergänzend gingen zahlreiche offene Rückmeldungen ein, in denen Aspekte wie die Klarheit der Visualisierungen, die strukturierten KPIs, die intuitive Bedienung und der übersichtliche Aufbau besonders hervorgehoben wurden. Gleichzeitig wurden einzelne Verbesserungsvorschläge genannt. Diese bezogen sich primär auf die Ausweitung des Analysezeitraums, die Integration von Zielwerten, Finanzdaten oder zusätzliche Filteroptionen wie Schichten. Der Wunsch nach einer detaillierteren Navigation oder einer optionalen Benutzeranleitung für BI-Einsteiger wurde geäußert.

5 Diskussion der Ergebnisse

5.1 Interpretation der Ergebnisse im Kontext der Theorie

Die in Kapitel 4 dargestellten Ergebnisse der Nutzeruntersuchung zeigen in mehrfacher Hinsicht Übereinstimmungen mit den theoretischen Grundlagen zur Business Intelligence (BI), insbesondere im Kontext von Self-Service BI (SSBI) und Echtzeitdatenverarbeitung, wie sie in Kapitel 2 dargelegt wurden. Im Zentrum steht die Frage, inwieweit die Zielsetzungen eines SSBI-Systems – wie sie in der Literatur formuliert sind – durch die prototypische Umsetzung erreicht und von den Teilnehmenden nachvollzogen bzw. bestätigt wurden.

Ein zentrales Ziel von BI ist es, durch strukturierte Datenanalysen fundierte Entscheidungen zu ermöglichen und die Unternehmenssteuerung sowohl strategisch als auch operativ zu unterstützen (Mulavecz, 2007; Wörz, 2023). Die Ergebnisse der Nutzerstudie zeigen, dass die prototypische Anwendung in diesem Sinne als zweckmäßig und praktikabel wahrgenommen wurde: 9 von 10 der Teilnehmenden bewerteten das Dashboard als intuitiv, 10 von 10 konnten es ohne zusätzliche Hilfe nutzen. Die Identifikation konkreter Muster – z.B. zur Schichtauslastung, Ausschussverteilung oder Energieverbrauch – bestätigt, dass die aufbereiteten Visualisierungen tatsächlich zur Analyse und Entscheidungsunterstützung im Sinne eines datengetriebenen Controllings beitragen können (Georgopoulos & Georg, 2021).

Besonders auffällig ist, dass die Rückmeldungen zur Selbstständigkeit und Bedienbarkeit des Systems mit zentralen Merkmalen von SSBI übereinstimmen. Laut Gluchowski (2015) und Labbe (2019) zeichnet sich Self-Service BI insbesondere durch unkomplizierte Bedienbarkeit, geringe IT-Abhängigkeit und eine intuitive Visualisierung aus. Die im Prototyp umgesetzten Funktionen – darunter Filter, Drill-Downs, KPI-Karten und DIY-Seiten – decken sich mit diesen Anforderungen. Die Teilnehmer*innen konnten frei zwischen vorgegebenen Analysen und eigenen Fragestellungen wählen und damit das Potenzial dezentraler BI-Nutzung in einem realitätsnahen Szenario nachvollziehen.

Auf der Ebene der technischen Architektur bestätigen die Nutzerreaktionen die theoretisch geforderten Anforderungen an moderne BI-Umgebungen. Die Datenstruktur im Star-Schema – bestehend aus einer zentralen Faktentabelle und fünf Dimensionstabellen – wurde mehrheitlich als verständlich eingestuft. Diese Form der Modellierung wird in der Literatur als besonders geeignet für Self-Service-Szenarien beschrieben, da sie eine klare Trennung von quantitativen und qualitativen Datenbestandteilen erlaubt und zugleich eine hohe Performance bei Abfragen sicherstellt (Swen Göllner, 2024b; Dengishbi, 2024a).

Die Integration von Echtzeitdaten – ein weiteres zentrales Thema in der BI-Entwicklung – wurde in der Befragung ebenfalls positiv bewertet. Neun von zehn Teilnehmenden stuften die simulierte Echtzeitintegration als hilfreich oder sehr hilfreich ein. Die theoretischen Grundlagen betonen, dass Echtzeitdaten insbesondere im Controlling dazu beitragen, zeitkritische Entscheidungen zu beschleunigen, Frühwarnsysteme zu etablieren und operative Effizienz zu steigern (Kemper et al., 2010; Schön, 2018; Georgopoulos & Georg, 2021). Dass Nutzer*innen im Prototyp selbstständig auf solche Indikatoren zugreifen und deren Auswirkungen analysieren konnten, legt nahe, dass das Dashboard tatsächlich Merkmale eines Real-Time BI-Systems abbildet – selbst wenn eine echte Live-Anbindung nicht implementiert war.

Im Sinne der datenarchitektonischen Logik lässt sich der Einsatz des ETL-Konzepts im Prototyp als Bestätigung bestehender Modelle werten. Der im Hintergrund realisierte ETL-Prozess – bestehend aus Datenextraktion, Transformation (z.B. Standardisierung, Aggregation) und anschließendem Laden in Power BI – folgt dem klassischen BI-Ansatz (Amazon Web Services, o. J.; IBM, o. J.a). Die Umsetzung zeigt, dass in Self-Service-Kontexten die Vorarbeit eines robusten ETL-Prozesses weiterhin essenziell für eine stabile Datenbasis ist (Vijayan & Answara, 2024).

Darüber hinaus lässt sich ein Bezug zu den in der Literatur diskutierten technischen und organisatorischen Herausforderungen der SSBI-Einführung herstellen. Aspekte wie Datenqualität, intuitive Benutzerführung und Systemleistung (Lawton, 2024; Fischer et al., 2023) wurden in den offenen Rückmeldungen vereinzelt angesprochen – etwa mit dem Wunsch nach einem erweiterten Analysezeitraum oder einer detaillierteren Anleitung für unerfahrene*re Nutzer*innen. Die Forderung nach Zielwerten oder Benchmarks verdeutlicht, dass die Erwartungen an SSBI-Systeme mit wachsender Datenkompetenz steigen – ein Phänomen, das in aktuellen Studien zum Reifegrad datengetriebener Organisationen beschrieben wird (Picek et al., 2021).

Schließlich ist auf die in der Theorie mehrfach betonten Nutzerzentrierungs- und Akzeptanzfaktoren hinzuweisen. Der Rückgriff auf Kriterien wie Benutzerfreundlichkeit, visuelle Klarheit, Managementunterstützung und soziale Einbettung wird als Schlüsselfaktor für die erfolgreiche Etablierung von SSBI-Systemen beschrieben (Lennerholt et al., 2021; Maghsoudi & Nezafati, 2023). Die Rückmeldungen zur praktischen Relevanz des Systems im Alltag, zur Klarheit der Visualisierungen und zur Kombination von Standard- und DIY-Berichten belegen, dass diese Erfolgsfaktoren zumindest im prototypischen Szenario weitgehend erfüllt wurden.

Ein Abgleich der in dieser Arbeit gewonnenen Ergebnisse mit den Erkenntnissen aus der Studie von Fischer, Burger und Gehling in „Aktuelle Herausforderungen bei der Implementierung von SSBI“ (2023) zeigt mehrere inhaltliche Parallelen, aber auch relevante Abweichungen. Die Autoren betonen, dass die Auswahl einer SSBI-Strategie stark von den IT-Kompetenzen der Anwender*innen, der Struktur der vorhandenen Datenlandschaft sowie der verfügbaren Systemarchitektur abhängt. Diese Dimensionen finden sich auch in der vorliegenden Untersuchung wieder, jedoch zeigen sich innerhalb dieser Rahmenbedingungen unterschiedlich ausgeprägte Nutzungsmuster.

Während die Quelle betont, dass bei IT-affinen Mitarbeitenden auch bei weniger strukturierter Datenlage ein „Do-it-yourself“-Ansatz praktikabel sei, legen die Ergebnisse dieser Arbeit nahe, dass eine strukturierte Datenbasis allein nicht ausreicht, um SSBI-Funktionalitäten vollumfänglich zu nutzen. Stattdessen spielte in der Nutzerwahrnehmung die intuitive Bedienbarkeit, die transparente Datenmodellierung und die kontextuelle Einbettung der Analysefunktionen eine zentralere Rolle als die reine IT-Affinität. Schulungsbedarf, klare Anwendungsbeispiele und visuelle Leitlinien wurden mehrfach als Schlüsselfaktoren für den effektiven Einsatz genannt.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass sich die Ergebnisse der Nutzeruntersuchung eng an den in der Literatur definierten Zielsetzungen und Erfolgsfaktoren von SSBI und Real-Time BI orientieren. Die Reaktionen der Teilnehmenden bestätigen sowohl konzeptionelle als auch funktionale Grundannahmen zur Rolle moderner BI-Systeme im Controlling. Dabei zeigen sich sowohl das Potenzial und insbesondere die Herausforderungen einer praktischen Umsetzung im Sinne einer datenbasierten, nutzerfreundlichen und dynamischen Entscheidungsunterstützung.

5.2 Kritische Reflexion von Methodik und Umsetzung

Die in dieser Arbeit eingesetzte Methodik wurde bewusst explorativ angelegt und zielte auf eine erste, praxisnahe Evaluation eines prototypisch entwickelten Self-Service BI-Systems mit Echtzeitdatenintegration im Controlling-Kontext. In diesem Kapitel sollen die zentralen methodischen Entscheidungen sowie deren potenzielle Stärken und Begrenzungen kritisch reflektiert werden.

Die Rekrutierung der Teilnehmenden erfolgte zufällig aus dem Umfeld eines Masterstudiengangs, wobei keine spezifischen fachlichen Vorkenntnisse vorausgesetzt wurden. Durch diese Offenheit konnte eine heterogene, jedoch nicht repräsentative Stichprobe gewonnen werden. Insgesamt nahmen zehn Personen vollständig an der Untersuchung teil. Die Größe der Stichprobe stellt aus methodischer Sicht eine zentrale Limitation dar: Die Ergebnisse erlauben keine statistisch belastbaren Rückschlüsse oder Verallgemeinerungen, sondern sind im Sinne einer qualitativen Vorstudie zu interpretieren. Die geringe Fallzahl war jedoch im Sinne der Forschungszielsetzung ausreichend, um erste Eindrücke zur Nutzerwahrnehmung und zum Systemverhalten zu gewinnen.

Der Fragebogen wurde in drei Vorläufen getestet und iterativ überarbeitet, um Verständlichkeitsprobleme, logische Brüche oder technische Fehler zu vermeiden. Die finale Fassung ermöglichte sowohl standardisierte Einschätzungen als auch offene Rückmeldungen, was eine triangulative Annäherung an die Forschungsfragen begünstigte. Dennoch ist zu berücksichtigen, dass der Einsatz eines selbst erstellten Fragebogens – ohne formale Validierung – die Reliabilität und Vergleichbarkeit der Ergebnisse einschränken kann. Eine zukünftige Replikation mit validierten Skalen oder normierten Messinstrumenten wäre aus methodischer Sicht wünschenswert.

Die Umsetzung des Prototyps erfolgte unter spezifischen Rahmenbedingungen. So handelt es sich bei der zugrunde liegenden Datenbasis nicht um tatsächlich in Echtzeit eingespielte Produktionsdaten, sondern um einen synthetisch generierten Datensatz, der auf 15-Minuten-Taktungen über zwei Tage basiert. Zwar wurde damit ein realitätsnahe Nutzungsszenario simuliert, jedoch ist die Wirkung von tatsächlich live eingehenden Daten nicht überprüfbar. Ebenso basiert die Datenstruktur auf einem fiktiven Unternehmenskontext (MetaStar GmbH), was dazu führt, dass bestimmte Interpretationserwartungen möglicherweise nicht auf reale Geschäftsprozesse übertragbar sind.

Die Teilnehmenden erhielten Zugriff auf den Prototyp über eine Online-Plattform und konnten diesen innerhalb eines selbstgewählten Zeitraums nutzen. Der durchschnittlich aufgewendete Zeitraum – inkl. Dashboard-Nutzung und Fragebogenbearbeitung – betrug ca. 34 Minuten pro Person. Es wurden keine technischen Probleme beim Zugriff oder bei der Bedienung berichtet. Dennoch ist zu beachten, dass die Erhebung in einem isolierten Testsetting stattfand, das nicht notwendigerweise den Anforderungen und Bedingungen realer Unternehmensumgebungen entspricht. Die Ergebnisse sind somit an den spezifischen Kontext des Prototyps gebunden und verlieren potenziell an Gültigkeit, wenn das System in einem abweichenden organisatorischen oder technischen Rahmen eingesetzt wird.

Zusätzlich ist anzumerken, dass alle erhobenen Daten auf Selbstauskünften der Teilnehmenden basieren. Damit besteht ein inhärentes Risiko sozial erwünschter Antworten, selektiver Erinnerung oder subjektiver Verzerrung. Da keine objektiven Nutzungsdaten (z. B. Log-Events, Klickpfade) erhoben wurden, ist keine Überprüfung der tatsächlichen Nutzungstiefe oder Interaktionsweise möglich. Die qualitative Einschätzung der Systemfunktionen basiert folglich auf wahrgenommenem Nutzen, nicht auf beobachtetem Verhalten.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass das methodische Design dieser Arbeit – trotz gezielter Vorbereitung und sorgfältiger Umsetzung – vor allem explorativen Charakter besitzt. Die Ergebnisse liefern wertvolle Einsichten, sollten jedoch im Rahmen ihrer Reichweite vorsichtig interpretiert werden. Eine Ausweitung der Untersuchung auf eine größere und vielfältigere Stichprobe, idealerweise kombiniert mit objektiven Nutzungsdaten, könnte in einem weiteren Forschungsschritt die hier gewonnenen Erkenntnisse erweitern und vertiefen.

5.3 Praktische und wissenschaftliche Implikationen

Die Ergebnisse dieser Arbeit lassen sich sowohl im Hinblick auf potenzielle Praxisanwendungen insbesondere hinsichtlich zukünftiger wissenschaftlicher Anschlussmöglichkeiten einordnen. Die prototypische Umsetzung eines Self-Service BI-Systems mit (simulierter) Echtzeitdatenintegration hat dabei gezeigt, dass wesentliche Anforderungen an benutzerorientierte, flexible und fachseitig einsetzbare Business-Intelligence-Lösungen erfüllt werden können. Aus den gewonnenen Erkenntnissen ergeben sich mehrere konkrete Implikationen für Praxis und Forschung.

Aus praktischer Sicht versteht sich der entwickelte Prototyp zunächst als demonstrativer Konzeptvorschlag für den Aufbau eines SSBI-Systems im Controlling-Kontext. Da die Umsetzung auf einem fiktiven Unternehmensszenario basierte, lassen sich die zugrundeliegenden Konzepte – etwa der Einsatz eines logisch strukturierten Star-Schemas, die Integration zeitsensitiver Kennzahlen sowie die Kombination aus vordefinierten und frei erweiterbaren Visualisierungen – auf reale BI-Projekte übertragen. Der Prototyp kann somit als Inspiration für Fachabteilungen dienen, die ihre datenbasierte Entscheidungsfindung modernisieren und gleichzeitig eine stärkere Unabhängigkeit von zentralen IT-Abteilungen anstreben.

Besonders relevant ist die Arbeit für Organisationseinheiten wie das Controlling, die zunehmend mit der Herausforderung konfrontiert sind, große Mengen an operativen Daten zeitnah zu analysieren und daraus Handlungsempfehlungen abzuleiten. Die Untersuchung zeigt, dass ein gut strukturiertes, semantisch nachvollziehbares und visuell unterstützendes System durchaus in der Lage ist, diesen Bedarf zu adressieren – vorausgesetzt, die Zielgruppe verfügt über ein gewisses Maß an Datenverständnis und BI-Grundkompetenz. Die in dieser Arbeit adressierte Zielgruppe sind somit fachseitige Anwender*innen, die mit BI-Systemen vertraut sind, jedoch nicht zwingend über tiefgehendes technisches Know-how verfügen.

Auf wissenschaftlicher Ebene liefert die Arbeit erste empirisch fundierte Hinweise auf die Akzeptanz, Relevanz und Gestaltbarkeit eines SSBI-Dashboards mit quasi-echtzeitnaher Datenstruktur. Da es sich um eine explorative Vorstudie handelt, ergibt sich daraus eine Reihe von sinnvollen Anschlussfragen für weiterführende Forschung. Besonders naheliegend erscheint die Skalierung des Prototyps auf eine reale Unternehmensumgebung, idealerweise mit tatsächlich live angebundenen Produktionsdaten. Hier ließen sich die technischen Belastungsgrenzen ebenso untersuchen wie die Auswirkungen auf Entscheidungsqualität, Effizienz oder Nutzungsverhalten im Alltag.

Ein weiterer Anschlussbereich betrifft die Integration von Künstlicher Intelligenz und Machine Learning, insbesondere im Hinblick auf prädiktive Elemente oder automatisierte Mustererkennung. So könnten zukünftige BI-Systeme nicht nur historische Daten visualisieren, sondern Prognosen ableiten und potenzielle Ausreißer, Effizienzverluste oder Frühwarnindikatoren automatisch identifizieren. Der in dieser Arbeit gewählte Architekturansatz lässt sich grundsätzlich um solche Funktionalitäten erweitern.

Schließlich ergeben sich aus der Arbeit ebenso didaktisch-methodische Implikationen: Die Kombination aus vorgefertigten Berichten und einem explorativen DIY-Bereich zeigt, dass SSBI-Systeme sowohl strukturierte als auch offene Analyseformen ermöglichen können. Dies kann insbesondere im Kontext von Datenkompetenzförderung in Fachbereichen als Gestaltungsansatz für Schulungsmaßnahmen, BI-Einführungsprojekte oder Change-Management-Prozesse dienen.

Insgesamt unterstreicht die Arbeit, dass moderne BI-Systeme nicht nur technologisch realisierbar, sondern funktional anschlussfähig an die Anforderungen datenbasierter Entscheidungsprozesse in Fachabteilungen sind. Gleichzeitig verdeutlichen die gewonnenen Erkenntnisse, dass der Übergang von prototypischen Szenarien zu produktiven Anwendungen sorgfältig gestaltet und wissenschaftlich begleitet werden sollte.

6 Fazit und Ausblick

6.1 Zusammenfassung und Beantwortung der Forschungsfragen

Ziel dieser Masterarbeit war es, das Potenzial von Self-Service Business Intelligence (SSBI) im datengetriebenen Controlling unter besonderer Berücksichtigung von Echtzeitdatenintegration zu untersuchen. Dazu wurde ein Power BI-Prototyp mit simulierten Echtzeitdaten entwickelt und in einer explorativen Nutzerstudie evaluiert. Im Zentrum stand die Frage, inwieweit ein solches System einen praktischen Mehrwert bieten kann und welche Anforderungen sowie Akzeptanzfaktoren dabei berücksichtigt werden müssen.

Die zentrale Forschungsfrage lautete:

Inwieweit kann Self-Service Business Intelligence durch die Integration von Echtzeitdaten das datengetriebene Controlling unterstützen, und welche Faktoren beeinflussen die Nutzerakzeptanz?

Zur Beantwortung dieser Leitfrage wurden drei untergeordnete Forschungsfragen formuliert, die im Folgenden einzeln beantwortet werden:

1. Welche technischen und funktionalen Anforderungen bestehen für SSBI im Controlling mit Echtzeitdatenintegration?

Die Ergebnisse der Nutzeruntersuchung zeigen, dass insbesondere die Integration interaktiver Filterfunktionen, übersichtlicher KPI-Darstellungen, sowie zeitbezogener Visualisierungen als funktionale Kernanforderungen angesehen werden. Darüber hinaus wurde die Bedeutung von Echtzeit- oder quasi-echtzeitnahen Datenstrukturen betont, insbesondere zur Visualisierung von Auslastung, Energieverbrauch oder Störungsmustern. Auf technischer Ebene stellte sich ein klar strukturiertes Datenmodell (in Form eines Sternschemas), eine leistungsfähige Aktualisierungslogik sowie eine stabile Verknüpfung zwischen Fakten- und Dimensionstabellen als grundlegende Anforderungen heraus. Zusätzliche Wünsche betrafen Zielwerte, längere Zeitreihen und eine tiefere Detailsteuerung.

2. Wie kann ein prototypisches SSBI-System mit Echtzeitdaten technisch umgesetzt werden?

Die prototypische Umsetzung erfolgte auf Basis eines synthetisch erzeugten Produktionsdatensatzes, der in 15-Minuten-Taktung über mehrere Tage strukturiert wurde. Der Prototyp wurde mithilfe von Microsoft Power BI realisiert und basierte auf einem logisch modellierten Star-Schema und einer Snowflakeschema integration mit einer Faktentabelle und fünf angebundenen Dimensionen. Der Aufbau beinhaltete sowohl fest definierte Berichtselemente als auch interaktive Analysebereiche (DIY-Bereich). Die Nutzer*innen konnten zwischen vordefinierten Visualisierungen und frei konfigurierbaren Diagrammen wählen. Die Ergebnisse zeigen, dass die technische Umsetzung prinzipiell geeignet war, sowohl Standardberichte als auch explorative Analysen zu ermöglichen. Die durchschnittliche Bearbeitungsdauer der Proband*innen (35 Minuten) bestätigt zudem, dass Systemkomplexität und Bedienaufwand in einem realistischen Verhältnis standen.

3. Welche Faktoren beeinflussen die Akzeptanz eines solchen Systems bei den Nutzer*innen?

Die Untersuchung ergab eine insgesamt hohe Nutzerakzeptanz. Alle Teilnehmenden konnten das System ohne Hilfestellung bedienen, neun Personen bewerteten die Intuitivität als positiv, und sieben gaben an, sich vorstellen zu können, ein solches System im Arbeitsalltag einzusetzen. Besonders akzeptanzfördernd wirkten sich vordefinierte Visualisierungen, eine klare Navigation, verständlich benannte Datensätze und eine informative Startseite aus. Gleichzeitig wurden Aspekte wie fehlende Zielwerte, unzureichende Anleitung für Einsteiger*innen und begrenzte Zeitreihen als hemmende Faktoren benannt. Diese Rückmeldungen spiegeln in der Literatur diskutierte Akzeptanzdimensionen wider, etwa hinsichtlich Benutzerfreundlichkeit, Transparenz und Datenkompetenz.

Gesamtbetrachtung:

Insgesamt lässt sich festhalten, dass der entwickelte Prototyp als praktikabler Beitrag zur Unterstützung datengetriebener Controlling-Prozesse mit Self-Service BI-Funktionalität gewertet werden kann. Die Ergebnisse zeigen, dass sowohl die technische Realisierbarkeit als auch die funktionale Nutzbarkeit gegeben sind – vorausgesetzt, grundlegende Anforderungen an Datenstruktur, Visualisierung und Nutzerführung werden berücksichtigt. Die Integration (simulierter) Echtzeitdaten wurde durchgängig positiv bewertet und stellt somit einen zentralen Mehrwert dar. Gleichzeitig machen die Rückmeldungen deutlich, dass für eine breitere Einführung insbesondere die inhaltliche Tiefe, die Skalierbarkeit sowie der Support für unterschiedliche Nutzergruppen weiterentwickelt werden müssten.

6.2 Limitationen der Arbeit

Wie bei vielen empirischen Untersuchungen sind die vorliegenden Ergebnisse vor dem Hintergrund bestimmter methodischer, inhaltlicher und konzeptioneller Einschränkungen zu betrachten. Die folgende Reflexion benennt die zentralen Limitationen dieser Arbeit, ohne dabei den explorativen Mehrwert der gewonnenen Erkenntnisse in Frage zu stellen.

Die Erhebung basierte bewusst auf einer explorativ angelegten Stichprobe mit zehn Teilnehmenden. Bereits im Vorfeld war klar, dass diese Fallzahl keine fundierte statistische Analyse im klassischen Sinne erlauben würde. Ziel war es daher nicht, generalisierbare Aussagen abzuleiten, sondern erste, qualitative Rückmeldungen zur Funktionalität, Nutzbarkeit und potenziellen Akzeptanz des Prototyps zu gewinnen. Eine tiefgreifendere Analyse – etwa im Rahmen eines zweiten Erhebungsdurchgangs oder unter Verwendung eines stabilisierten Systems mit Live-Daten – könnte diesen Erkenntnissen in Zukunft weitere Validität verleihen.

Ein weiterer methodischer Aspekt betrifft die Einsatzbedingungen des Prototyps. Das System wurde in einem rein fiktiven Unternehmenssetting entwickelt und basiert auf synthetisch erzeugten Daten. Zwar wurde eine realitätsnahe Datenstruktur mit 15-Minuten-Taktung simuliert, doch handelt es sich dabei nicht um tatsächlich erfasste Live-Daten. Entsprechend können die analysierten Muster und Rückmeldungen nur im Kontext dieses Szenarios interpretiert werden. Rückschlüsse auf produktive Einsatzumgebungen mit echten Prozessdaten sollten daher mit Zurückhaltung erfolgen.

Auf technischer Ebene gab es bewusste Einschränkungen: Der Prototyp wurde nicht für den mobilen Einsatz optimiert, sondern konzentrierte sich ausschließlich auf die Desktopnutzung. Darüber hinaus wurde auf eine objektive Nutzungsauswertung – z. B. durch Logging von Klickpfaden oder Interaktionszeiten – verzichtet. Die gesamte Auswertung basiert somit auf subjektiven Selbsteinschätzungen der Teilnehmenden, was gewisse Verzerrungen durch individuelle Vorerfahrung, Erwartungshaltung oder Selbstwahrnehmung nicht ausschließen kann.

Die Untersuchung verzichtete außerdem auf den Vergleich mit Kontrollgruppen oder alternativen Visualisierungssystemen. Dies geschah bewusst, da der Fokus auf der explorativen Evaluation eines einzelnen Prototyps lag und nicht auf einer vergleichenden Wirksamkeitsprüfung. Da dieser Verzicht die Aussagekraft im Sinne klassischer Vergleichsstudien einschränkt, erlaubt er doch eine vertiefte Auseinandersetzung mit den Erfahrungen innerhalb eines kohärenten Anwendungsszenarios.

Nicht zuletzt ist die inhaltliche Voraussetzung der Prototypnutzung zu berücksichtigen: Der Prototyp wurde unter der Annahme entworfen, dass im Unternehmen bereits ein gewisses Maß an Datenfreiheit („Data Governance Enablement“) gegeben ist. Das heißt, Nutzer*innen können eigenständig auf Daten zugreifen und diese explorativ analysieren. Diese Voraussetzung ist in der Realität nicht in allen Organisationen gegeben – insbesondere dann nicht, wenn die Datenhoheit vollständig in der IT-Abteilung verankert ist. Genau darin liegt jedoch eine Kernaussage dieser Arbeit: Die prototypische Umsetzung und deren positive Rezeption zeigen, welches Potenzial sich durch die stärkere Befähigung fachlicher Nutzergruppen entfalten kann – gerade im Bereich datengetriebener Controllingprozesse.

Ein zentraler Aspekt, der die Generalisierbarkeit der empirischen Ergebnisse einschränken könnte, ist die Zusammensetzung der Stichprobe. Neun von zehn Teilnehmenden gaben an, bereits Erfahrung mit Business Intelligence (BI)-Tools wie Power BI oder Tableau zu besitzen. Diese Vorerfahrungen können einen erheblichen Einfluss auf die Art und Weise haben, wie ein Self-Service BI-System wahrgenommen, genutzt und bewertet wird. Personen mit technischer oder analytischer Vorbildung neigen dazu, neue Tools schneller zu erfassen, intuitiver zu bedienen und funktionale Potenziale gezielter zu erkennen. Dies kann zu einer kognitiven Verzerrung führen, die als Sample Bias bezeichnet wird – also einer systematischen Beeinflussung der Ergebnisse durch nicht-zufällig zusammengesetzte Stichproben.

Für diese Arbeit bedeutet dies konkret, dass viele der als positiv bewerteten Aspekte – etwa die intuitive Bedienbarkeit, die Verständlichkeit des Datenmodells oder die Sinnhaftigkeit der Visualisierungen – aus einer Nutzungsperspektive resultieren, die auf vorhandenem Vorwissen basiert. Für BI-Neulinge, Fachanwenderinnen ohne analytische Vorerfahrung oder Anwenderinnen in stark regulierten Unternehmensumfeldern könnten dieselben Systeme deutlich weniger zugänglich oder hilfreich erscheinen. Die hohe Zustimmung zu Fragen der Usability und Akzeptanz darf daher nicht als allgemeingültig interpretiert werden, sondern sollte im Lichte der Teilnehmerstruktur betrachtet werden.

Für weiterführende Forschung empfiehlt sich deshalb eine differenziertere Herangehensweise: Durch den gezielten Vergleich zwischen BI-erfahrenen und BI-unerfahrenen Gruppen könnten unterschiedliche Nutzungsrealitäten, Schulungsbedarfe und Akzeptanzbarrieren erfasst und analysiert werden. Auch eine qualitative Ergänzung, etwa durch leitfadengestützte Interviews mit Anwender*innen aus der Praxis, könnte wertvolle Einsichten liefern, die über den explorativen Rahmen der vorliegenden Untersuchung hinausgehen.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die hier dokumentierten Limitationen keinesfalls als methodisches Defizit im engeren Sinne zu werten sind, sondern vielmehr den bewusst gesetzten Rahmen einer explorativen Untersuchung widerspiegeln. Sie markieren zugleich die Ansatzpunkte für weiterführende Forschung, die in einem realen Anwendungskontext, mit umfangreicherer Datengrundlage und ggf. unter Einbezug von Kontrollgruppen vertieft werden kann.

6.3 Empfehlungen für zukünftige Forschung

Die vorliegenden Ergebnisse und die methodisch-konzeptionelle Ausrichtung dieser Arbeit eröffnen eine Reihe von Anschlussmöglichkeiten für zukünftige Forschung im Schnittfeld von Business Intelligence, Self-Service BI und datengetriebenem Controlling. Im Folgenden werden zentrale Perspektiven und Empfehlungen für vertiefende Untersuchungen aufgezeigt.

Ein naheliegender nächster Schritt besteht in der Skalierung der Untersuchung. Die hier gewählte Stichprobengröße von zehn Personen war bewusst explorativ angelegt und ermöglichte erste qualitative Rückschlüsse. Für belastbarere Aussagen zur Nutzerakzeptanz, Funktionalitätsbewertung oder zur Wirkung einzelner BI-Elemente wäre es sinnvoll, künftige Studien mit einer größeren und methodisch differenzierter zusammengesetzten Stichprobe durchzuführen. Dies könnte den Einbezug unterschiedlicher Nutzergruppen – z. B. Einsteigerinnen versus erfahrene BI-Nutzerinnen – oder abteilungsübergreifende Vergleiche (z. B. Controlling vs. Vertrieb) ermöglichen.

Ein weiterer zentraler Forschungsbedarf liegt in der Integration realer Live-Daten. In der vorliegenden Arbeit wurden simulierte Echtzeitdaten verwendet, um eine zeitliche Nähe der Kennzahlen zu erzeugen. Künftige Studien könnten untersuchen, wie sich tatsächlich in Echtzeit eingespielte Produktions-, Logistik- oder Finanzdaten auf Nutzungsmuster, Entscheidungsqualität oder Systembelastbarkeit auswirken. Dabei wäre die technische Implementierung eines automatisierten Daten-Streaming-Prozesses zu evaluieren.

Ein zusätzliches Potenzial ergibt sich aus der Erweiterung des Prototyps um KI-gestützte Komponenten. Der Einsatz von Machine Learning – etwa zur Prognose von Auslastungsspitzen, zur Anomalieerkennung oder zur automatisierten Empfehlung von Steuerungsmaßnahmen – könnte die Funktionalität eines SSBI-Systems erheblich erweitern. Entsprechende Untersuchungen könnten sich damit beschäftigen, wie solche Elemente in eine Self-Service-Architektur integriert werden können, ohne die Bedienbarkeit für nicht-technische Nutzer*innen einzuschränken.

Aus methodischer Perspektive ist eine mehrphasige Erhebung oder Längsschnittstudie denkbar. Beispielsweise könnten Nutzer*innen vor und nach einer Einführung eines SSBI-Systems befragt werden, um Veränderungen in der Akzeptanz, Kompetenzentwicklung oder Entscheidungsqualität messbar zu machen. Alternativ könnte die Einführung eines solchen Systems in einem realen Unternehmen als Fallstudie dokumentiert und wissenschaftlich begleitet werden.

Darüber hinaus erscheint es lohnenswert, die Wirkung von Governance-Strukturen auf die Nutzung und Akzeptanz von SSBI-Systemen gezielt zu untersuchen. In der vorliegenden Arbeit wurde davon ausgegangen, dass eine gewisse Freiheit im Datenzugriff („Data Enablement“) bereits gegeben ist. Zukünftige Forschung könnte erheben, inwiefern unterschiedliche Ausprägungen von Datenhoheit (z. B. IT-zentriert vs. fachbereichsorientiert) die Gestaltung und Wirksamkeit von Self-Service BI beeinflussen – sowohl auf organisatorischer als auch auf individueller Ebene.

Nicht zuletzt kann ein Vergleich unterschiedlicher BI-Plattformen – etwa Power BI, Tableau, Qlik oder Looker – durchgeführt werden, um plattformspezifische Unterschiede hinsichtlich User Experience, Visualisierungseffizienz oder Integrationstiefe zu analysieren. Dies würde insbesondere für Unternehmen mit Multi-Tool-Landschaften praxisrelevante Entscheidungsgrundlagen liefern.

Im Hinblick auf zukünftige Entwicklungen ist davon auszugehen, dass sich auch die theoretischen Konzepte rund um Big Data und Business Intelligence weiterentwickeln werden. Während das klassische 3V-Modell – bestehend aus Volume, Variety und Velocity – lange Zeit als Standard galt, haben sich in der Fachliteratur und Praxis zunehmend Erweiterungen etabliert. Die Aufnahme eines vierten „V“ für Value reflektiert dabei die Erkenntnis, dass Daten ohne konkreten Nutzen für Entscheidungsprozesse wenig Mehrwert stiften.

Aktuelle Diskussionen zeigen, dass auch ein fünftes „V“ in Form von Veracity – also der Wahrhaftigkeit und Vertrauenswürdigkeit von Daten – in vielen Unternehmen und Forschungsbeiträgen bereits Berücksichtigung findet. Angesichts der zunehmenden Datenflut und der dynamischen Entwicklung von KI-Technologien, die sowohl neue Analysepotenziale als auch Risiken wie Datenverfälschung mit sich bringen, ist davon auszugehen, dass sich ein erweitertes V-Modell künftig als neuer Standard etablieren könnte. Für das Controlling und die Business Intelligence bedeutet dies nicht nur neue technische Anforderungen, sondern auch einen erhöhten Bedarf an Datenkompetenz, Governance und kritischer Reflexion im Umgang mit datenbasierten Systemen.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Thema Self-Service BI im Controlling mit Echtzeitdatenintegration ein breites Spektrum an Forschungsfeldern eröffnet – sowohl aus technischer als auch aus anwendungsbezogener und organisationstheoretischer Perspektive. Die vorliegende Arbeit kann als Impuls und methodische Basis für weiterführende Studien dienen, die dieses dynamische Feld vertiefen und erweitern.

Literaturverzeichnis

Agnese Jaunosane. (2024). *Real Time Business Intelligence (RTBI) Examples - Ajelix.*

<https://ajelix.com/bi/real-time-business-intelligence/>

Amazon Web Services, Inc. (o. J.). *Was ist ETL? – Extract Transform Load erklärt – AWS.*

<https://aws.amazon.com/what-is/etl/>

Andy Morris. (2021). *23 Examples of Business Intelligence.*

<https://www.netsuite.com/portal/resource/articles/business-strategy/business-intelligence-examples.shtml>

Anello, E. (2024). *Top 9 Power BI Dashboard Examples | DataCamp: Master Power BI with these real-world dashboard examples.* https://www.datacamp.com/blog/9-power-bi-dashboard-examples?dc_referrer=https%3A%2F%2Fwww.google.com%2F

Austin Chia. (2025, 11. April). *Stream-Processing: Definition, Tools und Herausforderungen | Splunk.* https://www.splunk.com/de_de/blog/learn/stream-processing.html

Brenna, B. (2022). *Schemas used in data warehouses: Star, Galaxy, and Snowflake.* https://www.softwareag.com/en_corporate/blog/streamsets/schemas-data-warehouses-star-galaxy-snowflake.html

Breski, M. (2022). *What Is ETL Used For? | IncWorx Consulting.* <https://www.incworx.com/blog/what-is-etl-used-for>

Bulut Consulting. (2024). *Snowflake Schema: Komplexe Daten effizient strukturieren | Bulut Consulting.* https://www.bulutconsulting.com/snowflake-schema-komplexe-daten-effizient-strukturieren/?utm_source=chatgpt.com

Chen, M. (2024). *Big Data, Big Possibilities: How to Extract Maximum Value.* <https://www.oracle.com/big-data/what-is-big-data/>

Chia, A. (2025, 10. Mai). *ELT Explained: Data Integration for the Cloud Era | DataCamp.* <https://www.datacamp.com/blog/what-is-elt>

databricks (Hrsg.). (o. J.a). *Snowflake Schema Overview | Databricks.* <https://www.databricks.com/glossary/snowflake-schema>

databricks (Hrsg.). (o. J.b). *So funktioniert das Sternschema | Databricks.* <https://www.databricks.com/de/glossary/star-schema>

Dataciders Datalytics (Hrsg.). (o. J.). *Whitepaper I Self-Service BI Checkliste.* <https://datalytics-consulting.com/whitepaper-i-self-service-business-intelligence-die-ultimative-checkliste/>

Deda, Y. (2024). *Dashboards vs. Reports: Differences & Use Cases.* <https://seranking.com/blog/dashboards-vs-reports/>

Denglishbi. (2024a). *Informationen zum Sternschema und der Wichtigkeit für Power BI - Power BI.* <https://learn.microsoft.com/de-de/power-bi/guidance/star-schema>

Denglishbi. (2024b). *Power BI-Verwendungsszenarien: Self-Service-Datenaufbereitung - Power BI.* <https://learn.microsoft.com/de-de/power-bi/guidance/powerbi-implementation-planning-usage-scenario-self-service-data-preparation>

Dexter Chu. (2024). *What Is a Snowflake Model? | Secoda.*
<https://www.secoda.co/learn/what-is-a-snowflake-model>

Dilmegani, C. & Aykac, Ö. (2025). *Automated Data Collection Tools & Use Cases in 2025.*
<https://research.aimultiple.com/data-collection-automation/>

Few, S. (2006). *Information dashboard design: The effective visual communication of data* (1. Aufl.). O'Reilly & Associates.
<http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0715/2006287518-d.html>

Fischer, F. B., Burger, A. A. & Gehling, B. (2023). Aktuelle Herausforderungen bei der Implementierung von Self-Service Business Intelligence. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 60(6), 1277–1288. <https://doi.org/10.1365/s40702-023-00962-4>

George Lawton. (2024). *Top 12 Business Intelligence Challenges to Manage | TechTarget.*
<https://www.techtarget.com/searchbusinessanalytics/tip/Top-11-business-intelligence-challenges-and-how-to-overcome-them>

Georgopoulos, A. & Georg, S. (2021). *Anforderungen an das Controlling: Auswirkungen von Big Data und Digitalisierung auf das zukünftige Kompetenzprofil des Controllers.* Springer Gabler.

Gluchowski, P. (2015). *Analytische Informationssysteme: Business Intelligence-Technologien und -Anwendungen* (5th ed.). Springer Berlin Heidelberg.
<http://gbv.eblib.com/patron/FullRecord.aspx?p=4187211>

Gluchowski, P., Gabriel, R. & Dittmar, C. (2008). *Management Support Systeme und Business Intelligence: Computergestützte Informationssysteme für Fach- und Führungskräfte* (2. Aufl.). Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-68269-1>

Hichert, R. (2015). *IBCS WITH SUCCESS* (neue Ausg). Hichert + Partner.

IBM (Hrsg.). (o. J.a). *Was ist ETL (Extrahieren, Transformieren, Laden)? | IBM.*
<https://www.ibm.com/de-de/topics/etl>

IBM (Hrsg.). (o. J.b). *Was ist Extraktion, Laden, Transformieren (ELT)? | IBM.*
<https://www.ibm.com/de-de/topics/elt>

IBM (Hrsg.). (2021). *IBM InfoSphere Data Architect.*
<https://www.ibm.com/docs/en/ida/9.1.2?topic=schemas-snowflake>

IBM (Hrsg.). (2025). *IBM Cognos Analytics.* <https://www.ibm.com/docs/en/cognos-analytics/11.2.x?topic=accelerator-star-schema>

- Immuta (Hrsg.). (2024, 12. Oktober). *7 Data Governance Challenges & How to Beat Them | Immuta*. <https://www.immuta.com/guides/data-security-101/data-governance-challenges/>
- Jülke, J. (2020). *Self-Service BI & Enterprise Reporting*.
<https://www.valantic.com/de/blog/self-service-bi-enterprise-reporting/>
- Kemper, H.-G., Baars, H. & Mehanna, W. (2010). *Business Intelligence - Grundlagen und praktische Anwendungen: Eine Einführung in die IT-basierte Managementunterstützung ; [mit Online-Service* (3., überarbeitete und erweiterte Auflage). *Studium Wirtschaftsinformatik*. Vieweg + Teubner.
- Labbe, P. (2019). *Hands-On Business Intelligence with Qlik Sense: Implement Self-Service Data Analytics with Insights and Guidance from Qlik Sense Experts*. Packt Publishing Ltd. <https://ebookcentral.proquest.com/lib/kxp/detail.action?docID=5723948>
- Laiba Siddiqui. (2025). *Star Schema vs Snowflake Schema: Differences & Use Cases | DataCamp*. https://www.datacamp.com/blog/star-schema-vs-snowflake-schema?dc_referrer=https%3A%2F%2Fwww.google.com%2F
- Lennerholt, C., van Laere, J. & Söderström, E. (2021). User-Related Challenges of Self-Service Business Intelligence. *Information Systems Management*, 38(4), 309–323.
<https://doi.org/10.1080/10580530.2020.1814458>
- Maghsoudi, M. & Nezafati, N. (2023). Navigating the acceptance of implementing business intelligence in organizations: A system dynamics approach. *Telematics and Informatics Reports*. Vorab-Onlinepublikation.
<https://doi.org/10.1016/j.teler.2023.100070>
- Microsoft (Hrsg.). (2015). *The Art and Science of Effective Dashboard Design | Microsoft Power BI Blog | Microsoft Power BI*. <https://powerbi.microsoft.com/en-au/blog/the-art-and-science-of-effective-dashboard-design/>
- Mulavecz, J. (2007). *Einsatz und Bedeutung von Knowledge Management und Business Intelligence im Rahmen der Betriebswirtschaft*. Zugl.: Bad Soden-Allendorf, Fachhochsch. Nordhessen, Diplomarbeit, 2005. Diplomica-Verl.
<https://ebookcentral.proquest.com/lib/kxp/detail.action?docID=616739>
- Nelles, S. (2025, 29. März). *SSBI: Neue Tools fürs Controlling*.
<https://www.controllingportal.de/Fachinfo/Business-Intelligence/SSBI-Neue-Tools-fuers-Controlling.html>
- Nield, D. (2025). *Netflix is testing an AI search engine to supercharge your recommendations*. https://www.techradar.com/streaming/netflix-is-testing-an-ai-search-engine-to-supercharge-your-recommendations?utm_source=chatgpt.com

Petzold, J. & Westerkamp, M. (2018). *Informationssysteme im wertorientierten Controlling: Grundlagen - Aufbau - Anforderungen - Integration - Anwendungen. Lehrbuch.* Springer Gabler.

Plummer, L. (2017). *This is how Netflix's top-secret recommendation system works.*
https://www.wired.com/story/how-do-netflixs-algorithms-work-machine-learning-helps-to-predict-what-viewers-will-like/?utm_source=chatgpt.com

Prof., Dr. Bernecker, Michael. (2024). *Datenbasierte Entscheidungsfindung | DIM Blog.*
<https://www.marketinginstitut.biz/blog/datenbasierte-entscheidungsfindung/>

Qlik. (o. D.). *Real-Time Data: Real-Time Data Processing.* Zugriff am 18. Mai 2025,
verfügbar unter <https://www.qlik.com/us/streaming-data/real-time-data>

Qlik (Hrsg.). (o. J.). *What is ETL? (Extract, Transform, Load) The complete guide.*
<https://www.qlik.com/us/etl>

Redbooks, I. B. (2005). *Business Performance Management. . Meets Business Intelligence.* I
B M. <https://ebookcentral.proquest.com/lib/kxp/detail.action?docID=3306500>

RobBagby. (o. J.). *Extract, transform, load (ETL) - Azure Architecture Center.*
<https://learn.microsoft.com/en-us/azure/architecture/data-guide/relational-data/etl>

Rossi, B. (2015). *The pros and cons of shadow business intelligence - Information Age.*
<https://www.information-age.com/pros-and-cons-shadow-business-intelligence-32340/>

Sabre. (2025, 14. April). *About Us.* <https://www.sabre.com/about/>
SAP. (2025, 6. April). *Was ist Big Data? | Definition, Funktionsweise und Nutzung | SAP.*
<https://www.sap.com/austria/products/technology-platform/what-is-big-data.html>

Schlegel Kurt, Ganeshan Anirudh, Pidsley David, Sun Julian, O'Callaghan Georgia, Long
Christopher, Quinn Kevin, Fei Fay, Macari Edgar & O'Brien Jamie. (2024). *Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms.*
<https://www.gartner.com/doc/reprints?id=1-2HVUGEM6&ct=240620&st=sb>

Schön, D. (2018). *Planung und Reporting im BI-gestützten Controlling: Grundlagen, Business Intelligence, Mobile BI und Big-Data-Analytics* (3., erweiterte Auflage).
Springer Gabler.

Stahl, H.-W. (1992). *Controlling: Theorie und Praxis einer effizienten Systemgestaltung ; strategisches Controlling, operatives Controlling, Gemeinkosten-, Produktkosten-, Vertriebscontrolling, Verrechnungspreise in Profit-Center-Organisationen.* Gabler.

Swen Göllner. (2024a). *Snowflake-Schema - Für effektive Analysen.*
<https://bimanu.de/blog/snowflake-schema/>

Swen Göllner. (2024b). *Star-Schema - Fundamentales Datenmodell.*
<https://bimanu.de/blog/star-schema/>

Tableau (Hrsg.). (o. J.a). *Visual Best Practices.* https://help.tableau.com/current/blueprint/en-us/bp_visual_best_practices.htm

Tableau. (o. J.b). *What Is Big Data? Big Data Explained.*

<https://www.tableau.com/learn/articles/what-is-big-data>

Tableau. (2025, 10. April). *Was ist Business Intelligence (BI)?* <https://www.tableau.com/de-de/learn/articles/what-is-business-intelligence>

Technikum Wien Academy. (2025, 13. März). *Business Intelligence: Was ist BI? | Academy FHTW.* <https://academy.technikum-wien.at/ratgeber/was-ist-business-intelligence/>

Torcato, S. (2023). *ELT vs ETL for Business Intelligence: Detailed Analysis.*

<https://www.datahen.com/blog/comparing-elt-and-etl-for-business-intelligence/>

Verovis (Hrsg.). (2020). *Self Service BI - Nutzen und Herausforderungen – verovis.*

<https://verovis.com/self-service-bi-nutzen-und-herausforderungen/>

Vijayan, J. & Answara, R. (2024). *ETL in Finance Industry - Top 3 Challenges and Practical Solutions - Learn | Hevo.* <https://hevodata.com/learn/etl-in-finance-industry/>

Was ist Business Intelligence (BI)? | IBM. (2025, 10. April). <https://www.ibm.com/de-de/topics/business-intelligence>

Weiβ, T. & Liu, D. (2024). *Der ultimative Leitfaden zur Datenintegration.*

<https://www.snaplogic.com/de/blog/the-ultimate-guide-to-data-integration>

Welche Bedeutung hat Business Intelligence für Sie? (2025, 10. April).

<https://www.oracle.com/at/what-is-business-intelligence/>

Wörz, D. (2023). *Business Intelligence (BI) Grundlagen- alplytics.at - Datenblog.*

<https://www.alplytics.at/business-intelligence-grundlagen/>

ZenOptics (Hrsg.). (2024). *Top 4 Challenges of Self-Service BI and Analytics: Understanding the Mounting Problems.* https://www.zenoptics.com/blog/top-4-challenges-of-self-service-bi-and-analytics-mounting-problems/?utm_source=chatgpt.com

Anhang

Dokumentationstabelle – Nutzung von KI

KI-basiertes Hilfsmittel	Einsatzform	Betroffene Teile der Arbeit	Bemerkungen
ChatGPT (Version 4o)	Brainstorming um Themengebiete zu bestimmen	Ganze Arbeit	Ergebnis war zu ungenau. Es konnte in dieser Form nicht umgesetzt werden
ChatGPT (Version 4o)	Aufforderung an ChatGPT meinen Roten Faden zu überprüfen.	Ganze Arbeit	Das System konnte mir dabei helfen das Themengebiet aus einer etwas anderen Sicht aus zu Betrachten. Dadurch konnte ich die Themengebiete, die in Kapitel 2 sind, gliedern
ChatGPT (Version 4o)	Literaturempfehlung bezugnehmend auf Standardwerke und Whitepapers die etwas praktischer orientiert sind.	Kapitel 2	Das System hat mir praktische Literaturempfehlungen gemacht. Die meisten Vorschläge wurden genommen.
DeepL Write und ChatGPT(Version 4o)	Ausdruck und Grammatik Verbesserung	Ganze Arbeit	Die meisten Vorschläge wurden übernommen. Es wurde bewusst darauf geachtet den Sinn bzw. die Kernaussage nicht zu verfälschen.
ChatGPT (Version 4o)	Verbesserung und Hilfestellung in Python	Prototyp	ChatGPT wurde eingesetzt, um den Python-Code zu verbessern, weil keine

			geeigneten Daten zur Verfügung standen. Übernahme der meisten Vorschläge.
--	--	--	---

Fragebogen

23.05.25, 19:29

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling ☺

Diese Umfrage dient der wissenschaftlichen Analyse im Rahmen einer Masterarbeit. Ziel ist es, die technische Umsetzung, Nutzerfreundlichkeit und Akzeptanz eines BI-Prototyps mit Echtzeitdatenintegration zu bewerten.

* Erforderlich

Teil 1: Technisch-funktionale Anforderungen

1. Wie verständlich war die Struktur des bereitgestellten Datenmodells für Sie (Tabellen, Beziehungen etc.)? *

- sehr unverständlich
- unverständlich
- neutral
- verständlich
- sehr verständlich

2. Welche Funktionen waren für Sie besonders hilfreich? (Mehrfachauswahl möglich) *

- Filter/Slicer
- Zeitverlauf
- Kartensvisualisierung
- KPIs
- Drill-Down
- Sonstiges

23.05.25, 19:29

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

3. Wie hilfreich empfanden Sie die Integration von (simulierten) Echtzeitdaten? *

- gar nicht hilfreich
- wenig hilfreich
- neutral
- hilfreich
- sehr hilfreich

4. Inwieweit sind folgende Funktionen für Sie in einem BI-System im Controlling relevant?

Achtung - (1 = unwichtig, 5 = sehr wichtig)

*

	1	2	3	4	5
Echtzeitdatenintegration	<input type="radio"/>				
Interaktive Filtermöglichkeiten	<input type="radio"/>				
Drill-Down-Funktionalität	<input type="radio"/>				
Exportfunktionen (Excel, PDF...)	<input type="radio"/>				
Automatische Aktualisierung	<input type="radio"/>				

5. Welche Funktionen haben Ihnen gefehlt, um Ihre Analyse durchzuführen? *

23.05.25, 19:29

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

Teil 2: Bewertung der Prototyp-Umsetzung

6. Haben Sie bereits Erfahrung mit Business Intelligence Tools (z.B. Power BI, Tableau)? *

- ja
 nein

7. Wie einfach oder schwer war es für Sie, mit dem Prototyp zu arbeiten? *

- sehr schwer
 eher schwer
 neutral
 eher leicht
 sehr leicht

8. Konnten Sie ohne zusätzliche Hilfe oder Anleitung sinnvoll mit dem Tool arbeiten? *

- ja
 nein

9. Falls nein: Was war unklar? *

10. Wie realistisch wirkten die Daten (z.B. Maschinen, Ausschuss, Schichten, Zeitintervalle)? *

- gar nicht
 eher nicht
 neutral
 realistisch
 sehr realistisch

23.05.25, 19:29

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

11. Konnten Sie Informationen oder Muster erkennen, die Sie für das Controlling als hilfreich einschätzen? *

- ja
 nein

12. Falls ja: Was genau? *

13. Welche technischen oder inhaltlichen Verbesserungen würden Sie vorschlagen? *

23.05.25, 19:29

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

Teil 3: Akzeptanz & Nutzungsverhalten

14. Wie intuitiv war die Bedienung des Power BI Prototyps für Sie? *

- gar nicht intuitiv
- wenig intuitiv
- neutral
- eher intuitiv
- sehr intuitiv

15. Wie sicher fühlten Sie sich im Umgang mit den verfügbaren Daten und Visualisierungen? *

- unsicher
- eher unsicher
- teils/teils
- sicher
- sehr sicher

16. Können Sie sich vorstellen, ein solches BI-System im Arbeitsalltag zu nutzen? *

- ja
- nein
- vielleicht - mit Schulung

17. Wie nützlich wäre ein solches Self-Service BI-System Ihrer Meinung nach für das Controlling allgemein? *

- gar nicht
- wenig
- neutral
- nützlich
- sehr nützlich

23.05.25, 19:29

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

18. Was hat Ihnen die Arbeit mit dem Prototyp erleichtert bzw. erschwert? *

23.05.25, 19:29

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

Teil 4: Offenes Feedback

19. Was hat Ihnen an diesem Prototyp besonders gut gefallen?

20. Wo sehen Sie Potenziale zur Verbesserung (technisch, funktional, inhaltlich)?

21. Möchten Sie sonst noch etwas ergänzen?

Dieser Inhalt wurde von Microsoft weder erstellt noch gebilligt. Die von Ihnen übermittelten Daten werden an den Formulareigentümer gesendet.

 Microsoft Forms

Ergebnisse aus der Umfrage

23.05.25, 19:33

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

Übersicht über Antworten Aktiv



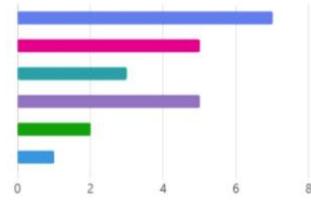
1. Wie verständlich war die Struktur des bereitgestellten Datenmodells für Sie (Tabellen, Beziehungen etc.)?

● sehr unverständlich	1
● unverständlich	0
● neutral	0
● verständlich	6
● sehr verständlich	3



2. Welche Funktionen waren für Sie besonders hilfreich? (Mehrfachauswahl möglich)

● Filter/Slicer	7
● Zeitverlauf	5
● Kartenvisualisierung	3
● KPIs	5
● Drill-Down	2
● Sonstiges	1



3. Wie hilfreich empfanden Sie die Integration von (simulierten) Echtzeitdaten?

● gar nicht hilfreich	0
● wenig hilfreich	0
● neutral	1
● hilfreich	2
● sehr hilfreich	7



23.05.25, 19:33

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

4. Inwieweit sind folgende Funktionen für Sie in einem BI-System im Controlling relevant?

Achtung - (1 = unwichtig, 5 = sehr wichtig)

● 1 ● 2 ● 3 ● 4 ● 5

Echtzeitdatenintegration

Interaktive Filtermöglichkeiten

Drill-Down-Funktionalität

Exportfunktionen (Excel, PDF...)

Automatische Aktualisierung



5. Welche Funktionen haben Ihnen gefehlt, um Ihre Analyse durchzuführen?

10
Antworten

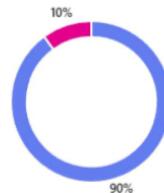
Neueste Antworten
"Keine"
"Detailansicht"
"Aus meiner Sicht, sind die wichtigsten Funktionen vorhanden. Evtl. wären Störung..."
...

2 Befragten (20%) antworteten Sicht für diese Frage.

Wartungszeiten
Daten **Drill Down** **Sicht** vernünftige Time Analysis
wichtigsten Funktionen **Ausschuss** mehrere Monate

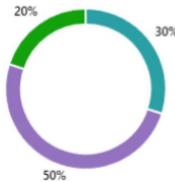
6. Haben Sie bereits Erfahrung mit Business Intelligence Tools (z.B. Power BI, Tableau)?

● ja 9
● nein 1



7. Wie einfach oder schwer war es für Sie, mit dem Prototyp zu arbeiten?

● sehr schwer 0
● eher schwer 0
● neutral 3
● eher leicht 5
● sehr leicht 2



23.05.25, 19:33

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

8. Konnten Sie ohne zusätzliche Hilfe oder Anleitung sinnvoll mit dem Tool arbeiten?



9. Falls nein: Was war unklar?



10. Wie realistisch wirkten die Daten (z. B. Maschinen, Ausschuss, Schichten, Zeitintervalle)?



11. Konnten Sie Informationen oder Muster erkennen, die Sie für das Controlling als hilfreich einschätzen?



23.05.25, 19:33

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

12. Falls ja: Was genau?

7 Antworten

Neueste Antworten

"Am Effizientesten dürfte der Roboterarm von KUKA arbeiten, dieser liefert die höchste Produktivität." "Dass der Energieverbrauch in der Spätschicht tendenziell niedriger ist als in der Frühschicht."

...

2 Befragten (29%) antworteten Schichten für diese Frage.

geringerer Personalstand Produzierte Menge
 Standorte Datum Maschinentyp schneller Überblick Aufschlüsselung Spätschicht
 Geräts Hinweise Schichten Roboterarm Frühschicht
 gezielte Bewertung Störungen höchste Produktionsmenge potentielle Optimierungsmöglichkeiten Nachschicht
 anderen Maschinen einzelne Maschine letzten Tagen Warenausgang/-ausgang

13. Welche technischen oder inhaltlichen Verbesserungen würden Sie vorschlagen?

10 Antworten

Neueste Antworten

"Der Prototyp des Reports könnte optisch noch aufgehübscht werden und vielleicht mehr Interaktionen ermöglichen." "Vorschlag von Templates und Mustern. Art Baukastensystem. Dem Durchschnittsusern kann dann das gewünschte Layout ausgewählt werden." "Rein inhaltlich wären natürlich Finanzdaten noch interessant, sowie die bereits erfassten Daten über die Produktion und Logistik."

...

4 Befragten (40%) antworteten Daten für diese Frage.

Schichten Hover Effekt Nichts konkreten Verbesserungen visuelle Darstellung
 Interpretationsfehler vollständige Zeitreihe Daten Prototyp Art Baukastensystem
 Kontextinformationen Längerer Zeitraum Filter verschiedenen vorgefertigten Widgets Betriebsstatus
 Desktop Aussagen KPI-Definitionen Berechnungsformeln

14. Wie intuitiv war die Bedienung des Power BI Prototyps für Sie?

gar nicht intuitiv	0
wenig intuitiv	0
neutral	1
ehrer intuitiv	6
sehr intuitiv	3

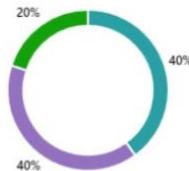


23.05.25, 19:33

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

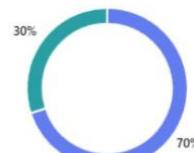
15. Wie sicher fühlten Sie sich im Umgang mit den verfügbaren Daten und Visualisierungen?

● unsicher	0
● eher unsicher	0
● teils/teils	4
● sicher	4
● sehr sicher	2



16. Können Sie sich vorstellen, ein solches BI-System im Arbeitsalltag zu nutzen?

● ja	7
● nein	0
● vielleicht - mit Schulung	3



17. Wie nützlich wäre ein solches Self-Service BI-System Ihrer Meinung nach für das Controlling allgemein?

● gar nicht	0
● wenig	0
● neutral	1
● nützlich	4
● sehr nützlich	5



18. Was hat Ihnen die Arbeit mit dem Prototyp erleichtert bzw. erschwert?

10
Antworten

Neueste Antworten

"Für mich persönlich gab es keine Schwierigkeiten, ich arbeite auch beruflich in di... " "Die Freiheiten und das Datenmodell. Man muss erst das Datenmodell verstehen. I... " "intuitive Oberfläche, längere Abwesenheit aus der PowerBI Umgebung"

...

4 Befragten (40%) antworteten Daten für diese Frage.

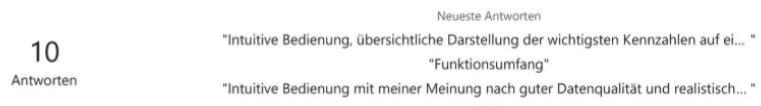
Interaktive Visualisierungen	Anfang	hohem Informationsgehalt	Voreinstellungen
Kennzahlen	wichtigsten Informationen		
Vorhandene Visuals	intuitive Oberfläche	Daten	längere Abwesenheit
Zusammenhänge	Schneller Überblick	Vorteil	notwendigen Metrics
	vordefinierte Visualisierung		Intuitive Navigation
	KPI-Erläuterungen		PowerBI Umgebung
			klare Strukturierung
			Beschreibung

https://forms.office.com/Pages/DesignPageV2.aspx?origin=NeoPortalPage&subpage=design&id=QMVDIEHISumm8WF5Uy3b3ir_I621yOJI9V25... 5/6

23.05.25, 19:33

Evaluation eines Self-Service BI-Prototyps mit Echtzeitdaten im Controlling

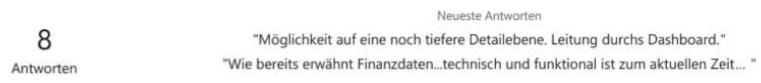
19. Was hat Ihnen an diesem Prototyp besonders gut gefallen?



2 Befragten (20%) antworteten Intuitive Bedienung für diese Frage.



20. Wo sehen Sie Potenziale zur Verbesserung (technisch, funktional, inhaltlich)?



3 Befragten (38%) antworteten Daten für diese Frage.



21. Möchten Sie sonst noch etwas ergänzen?



Python Code

```
import pandas as pd

import random

from datetime import datetime, timedelta

import os


# === 1. Dimension: Maschinen ===

dim_maschinen = pd.DataFrame([
    {"MaschineID": "M01", "Maschinentyp": "CNC-Fräse", "Hersteller": "Siemens", "WerkID": "W1"},

    {"MaschineID": "M02", "Maschinentyp": "Laser-Schneider", "Hersteller": "Trumpf", "WerkID": "W2"},

    {"MaschineID": "M03", "Maschinentyp": "Roboterarm", "Hersteller": "KUKA", "WerkID": "W1"}
])



# === 2. Dimension: Werke ===

dim_werke = pd.DataFrame([
    {"WerkID": "W1", "Werkname": "Werk Villach", "Standort": "Villach", "Land": "Österreich"},

    {"WerkID": "W2", "Werkname": "Werk Klagenfurt", "Standort": "Klagenfurt", "Land": "Österreich"}
])



# === 3. Dimension: Zeit ===

zeitpunkte = []

start = datetime.now() - timedelta(days=2)

for i in range(int(2 * 24 * 4)):

    dt = start + timedelta(minutes=15 * i)
```

```
zeitpunkte.append({  
    "ZeitID": i + 1,  
    "Datum": dt.date().isoformat(),  
    "Uhrzeit": dt.strftime("%H:%M:%S"),  
    "Wochentag": dt.strftime("%A"),  
    "Stunde": dt.hour,  
    "Schicht": "Früh" if 6 <= dt.hour < 14 else "Spät" if 14 <= dt.hour < 22 else "Nacht"  
})  
  
dim_zeit = pd.DataFrame(zeitpunkte)  
  
# === 4. Dimension: Werkstoffe ===  
  
dim_werkstoffe = pd.DataFrame([  
    {"WerkstoffID": "WS1", "Werkstoffname": "Stahl"},  
    {"WerkstoffID": "WS2", "Werkstoffname": "Aluminium"},  
    {"WerkstoffID": "WS3", "Werkstoffname": "Kunststoff"},  
    {"WerkstoffID": "WS4", "Werkstoffname": "Messing"}  
])  
  
# === 5. Dimension: Betriebsstatus ===  
  
dim_status = pd.DataFrame([  
    {"StatusID": "S1", "Betriebsstatus": "OK"},  
    {"StatusID": "S2", "Betriebsstatus": "WARTUNG"},  
    {"StatusID": "S3", "Betriebsstatus": "STÖRUNG"}  
])  
  
# === 6. Faktentabelle ===  
  
fact_produktionsdaten = []
```

```
for index, zeit in dim_zeit.iterrows():

    for _, maschine in dim_maschinen.iterrows():

        werkstoff = random.choice(dim_werkstoffe["WerkstoffID"].tolist())

        status_raw = random.choices(["S1", "S2", "S3"], weights=[0.85, 0.1, 0.05])[0]

        produktionsmenge = random.randint(0, 30) if status_raw == "S1" else 0

        ausschuss = round(random.uniform(0, 5), 1) if produktionsmenge > 0 else 0

        auslastung = round(random.uniform(40, 100), 1)

        temperatur = round(random.uniform(55, 100), 2)

        energie = round(random.uniform(0.3, 3.0), 3)

        schwingung = round(random.uniform(0.1, 5.0), 2)

        luftfeuchtigkeit = round(random.uniform(30.0, 70.0), 1)

        wareneingang = round(random.uniform(20, 100), 1) if produktionsmenge > 0 else 0

        warenausgang = round(wareneingang * random.uniform(0.85, 0.98), 1) if wareneingang
> 0 else 0
```

```
fact_produktionsdaten.append({  
    "MaschineID": maschine["MaschineID"],  
    "WerkstoffID": werkstoff,  
    "ZeitID": zeit["ZeitID"],  
    "StatusID": status_raw,  
    "Produktionsmenge_Stk": produktionsmenge,  
    "Ausschuss_Stk": ausschuss,  
    "Auslastung_Prozent": auslastung,  
    "Temperatur_C": temperatur,  
    "Energieverbrauch_kWh": energie,  
    "Schwingung_mms": schwingung,  
    "Luftfeuchtigkeit_%": luftfeuchtigkeit,  
})
```

```
"Wareneingang_kg": wareneingang,  
"Warenausgang_kg": warenausgang  
})  
  
df_fact = pd.DataFrame(fact_produktionsdaten)  
  
# === 7. Export der CSV-Dateien auf den Desktop ===  
base_path = os.path.join(os.path.expanduser("~"), "Desktop",  
"StarSchema_Maschinen_Korrekt")  
os.makedirs(base_path, exist_ok=True)  
  
dim_maschinen.to_csv(os.path.join(base_path, "dim_maschinen.csv"), index=False)  
dim_werke.to_csv(os.path.join(base_path, "dim_werke.csv"), index=False)  
dim_zeit.to_csv(os.path.join(base_path, "dim_zeit.csv"), index=False)  
dim_werkstoffe.to_csv(os.path.join(base_path, "dim_werkstoffe.csv"), index=False)  
dim_status.to_csv(os.path.join(base_path, "dim_status.csv"), index=False)  
df_fact.to_csv(os.path.join(base_path, "fact_produktionsdaten.csv"), index=False)  
  
print("✅ Alle Star Schema CSVs wurden erfolgreich gespeichert unter:")  
print(base_path)
```