

18.03.2020, München

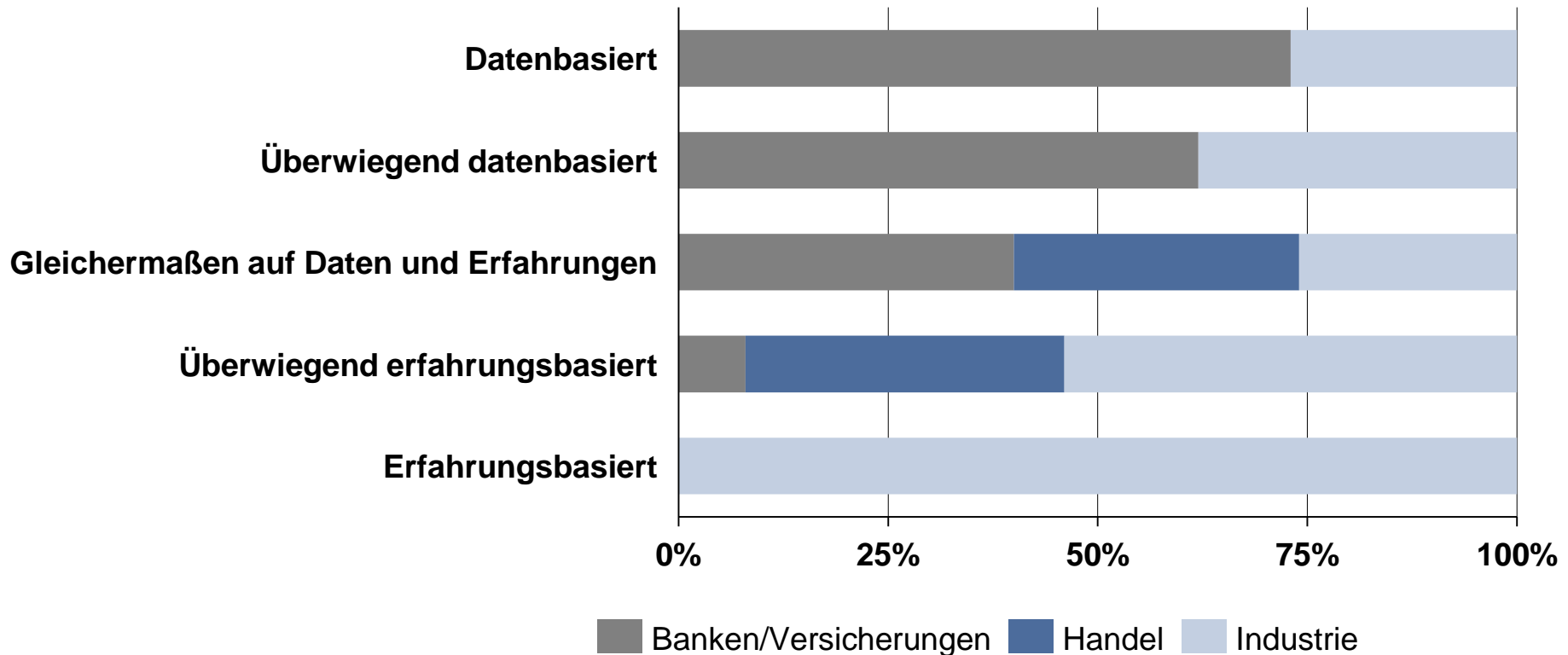
Workshop zur Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Einführung von Business Analytics für kleine und mittelständische Unternehmen

Agenda

- 1** Vorstellung der Projektziele und der Forschungsstellen
- 2** Prognose von Absatzzahlen mit Hilfe von Wetterdaten
- 3** Fallstudienanalyse implementierter Algorithmen und deren Unterstützung in aktuellen Softwarelösungen
- 4** Analyse der Erfolgsfaktoren von Business Analytics in KMU der Nahrungsmittelindustrie
- 5** Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Einführung von Business Analytics für kleine und mittelständische Unternehmen anhand eines Strukturgleichungsmodells – Arbeitsstand
- 6** Diskussion

Gerade im produzierenden Gewerbe...

Art der Entscheidungsfindung nach Branchen



... besteht ein großes Verbesserungspotential für die Entscheidungsfindung durch den Einsatz von Business Analytics.

Die Beantwortung der Forschungsfragen ...

Forschungsfragen

Welche Methoden und Konzepte gibt es für die Einführung neuer Technologien in Unternehmen? Welche Modelle und Instrumente gibt es für technologische Transformationsprozesse in KMU?

▶ **Detaillierte Bestandsaufnahme der Analysemethoden**

Welche Anwendungen und Einsatzfelder gibt es für Business Analytics (BA)? Welche Methoden des BA können unterschieden werden? Welche technischen Voraussetzungen müssen erfüllt werden? Welche Anforderungen an die Qualifikation der Mitarbeiter werden gestellt?

▶ **Detaillierte Analyse der Einsatzbereiche von Business Analytics**

In welche Branchen bereits erfolgreich BA eingesetzt? Welche Faktoren sind für eine erfolgreiche Einführung von BA relevant? Welche externen Rahmenbedingungen wirken sich positiv auf die Unternehmensprozesse aus?

▶ **Identifizierung von internen und externen Erfolgsfaktoren**

Welche Hemmnisse haben KMU aus dem produzierenden Gewerbe bei der Einführung von BA? Welche Vorbehalte haben KMU hinsichtlich der Einführung von BA?

▶ **Identifizierung von Hemmnissen in den KMU**

Wie lassen sich die einzelnen Hemmnisse in den Unternehmen überwinden? Wie können die Erfolgsfaktoren in den Unternehmen sowie branchenübergreifend stimuliert werden? Wie sieht ein möglicher Transformationsprozess für die Einführung von BA in KMU aus? Welche Handlungsempfehlungen lassen sich für KMU ableiten? Wie kann die Wirtschaftlichkeit einer Einführung bewertet werden?

▶ **Konzeptionierung eines Einführungskonzeptes für KMU**

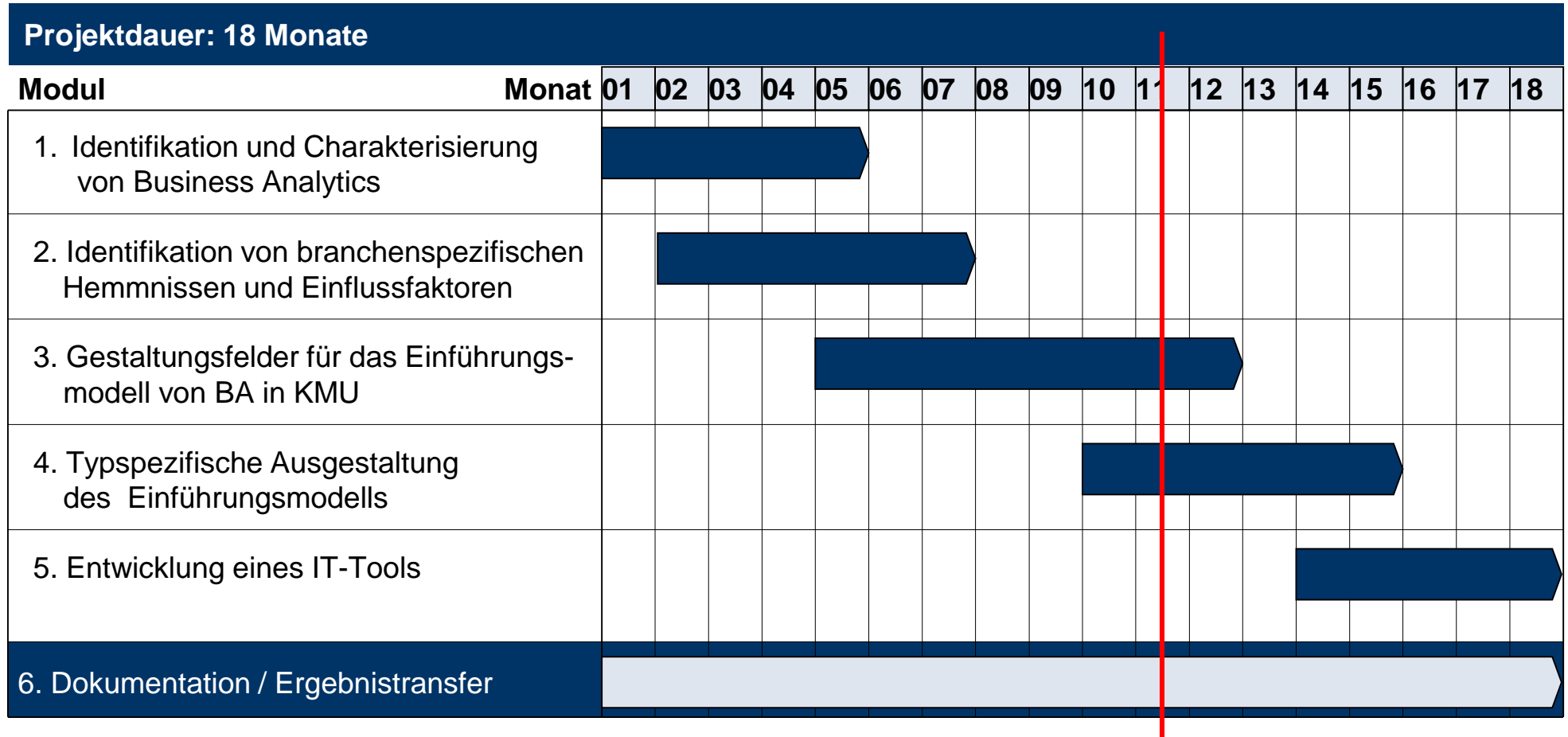
➔ ... befähigt insbesondere KMU, die Potenziale von Business Analytics zu identifizieren und zu heben.

Insgesamt sechs Module ...

Modul	1 Identifikation von Anwendungsfällen und branchenübergreifenden Erfolgsfaktoren für Business Analytics	2 Identifikation von branchenspezifischen Hemmnissen und Einflussfaktoren	3 Kausalmodellierung von Strukturgleichungen anhand der identifizierten Einflussfaktoren	4 Typspezifische Ausgestaltung des Einführungsmodells	5 Entwicklung eines IT-Tools
Inhalt	<ul style="list-style-type: none"> - Charakterisierung von Branchen und Unternehmen, die Business Analytics erfolgreich eingeführt haben - Empirische Erhebung von unternehmensinternen Erfolgsfaktoren sowie strukturellen Rahmenbedingungen - Übersicht der eingesetzten BA Lösungen, Algorithmen und der involvierten Geschäftsprozesse als Einsatzfelder 	<ul style="list-style-type: none"> - Empirische Erfassung von Herausforderungen und Hemmnissen bei der Einführung von Business Analytics in KMU - Identifikation von Einflussfaktoren auf die Auswahl und Einführung von BA - Erfassung von Geschäftsbereichen und -prozessen erster Anwendungen 	<ul style="list-style-type: none"> - Ursache-Wirkungs-Matrix aus den identifizierten Erfolgsfaktoren und Hemmnissen - Identifizierung von Aufwand und Nutzen beim Einsatz von Business Analytics in KMU - Ableitung von Potentialfeldern unter Berücksichtigung von Einflussfaktoren 	<ul style="list-style-type: none"> - Charakterisierung von Unternehmenstypen und Analyse der Datenstrukturen - Clusterspezifische Transformationsprozesse unter Berücksichtigung organisatorischer Verankerung - Identifikation spezifischer Handlungsanweisungen und Vorgehensweisen - Festlegen unterstützender Methoden und Instrumente für jede Anwendungsgruppe 	<ul style="list-style-type: none"> - Entwicklung eines Tools zur Unterstützung von KMU bei der Einführung von Business Analytics - Erstellung eines Handbuchs zur Nutzung des IT-Tools - Verprobung des Auswahlprozesses, des Einführungsmodells und des zugrundeliegenden, typspezifischen Instrumentariums
Form	Erfolgsfaktoren	Hemmnisse und Einflussfaktoren	Konzeption	Handlungsempfehlung	Umsetzungsroadmap
Ergebnis	Branchenübergreifende Treiber und Erfolgsfaktoren	Ist-Zustand und branchenspezifische Hemmnisse	Potentialfelder für die Einführung von BA in KMU	Methodengestützter Transformationsprozess	Vorgehensweisen und Handlungsanweisungen
	6 Dokumentation/Ergebnistransfer				

... werden von den 3 Forschungsstellen bearbeitet.

Die 6 Module des Forschungsprojektes ...



 ... sichern eine effektive und effiziente Erreichung der Forschungsziele.

Agenda

- 1 Vorstellung der Projektziele und der Forschungsstellen**
- 2 Prognose von Absatzzahlen mit Hilfe von Wetterdaten**
- 3 Fallstudienanalyse implementierter Algorithmen und deren Unterstützung in aktuellen Softwarelösungen**
- 4 Analyse der Erfolgsfaktoren von Business Analytics in KMU der Nahrungsmittelindustrie**
- 5 Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Einführung von Business Analytics für kleine und mittelständische Unternehmen anhand eines Strukturgleichungsmodells – Arbeitsstand**
- 6 Diskussion**

Auf einen Blick: Profil des FIR e. V. an der RWTH Aachen

Motto	Forschung – Innovation – Realisierung
Mission	Erforschung praxisrelevanter Probleme und Transfer innovativer Lösungen der Betriebsorganisation und Informationslogistik für die digitale Vernetzung der Wirtschaft
Portfolio	<ul style="list-style-type: none"> ▪ jährlich ca. 50 öffentlich geförderte Projekte, ▪ jährlich ca. 60 Projekte mit Industriekunden und ▪ diverse Transfermaßnahmen
Asset	<ul style="list-style-type: none"> ▪ über 50 wissenschaftliche, ▪ 20 festangestellte und ▪ 100 studentische Mitarbeiter
Themen	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Produktionsmanagement, ▪ Dienstleistungsmanagement, ▪ Informationsmanagement und ▪ Business-Transformation

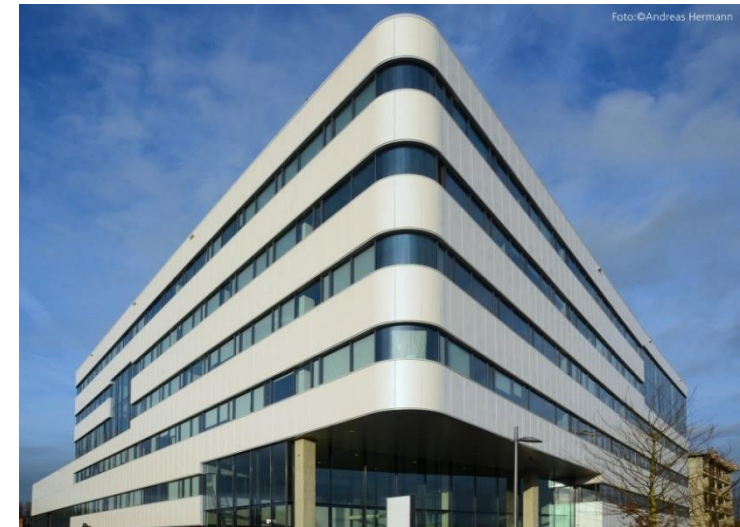


Foto: ©Andreas Hermann



Geschäftsführer
Prof. Dr. Volker Stich



Direktorium
Prof. Dr. Günther Schuh



Das Kerngeschäft des IPRI liegt in der Betreuung von öffentlich geförderten Forschungsprojekten und Studien mit verschiedenen Schwerpunkten



Institutsleitung: Prof. Dr Mischa Seiter, Markus Jung

Mitarbeiter: 12 Wissenschaftliche Mitarbeiter




In 2019 führte das IPRI bislang **19 öffentlich geförderte Forschungsprojekte** und **drei Studien** mit **Praxispartnern** durch




Forschungsschwerpunkte



Business Analytics



Platform Economy



Industrial Services



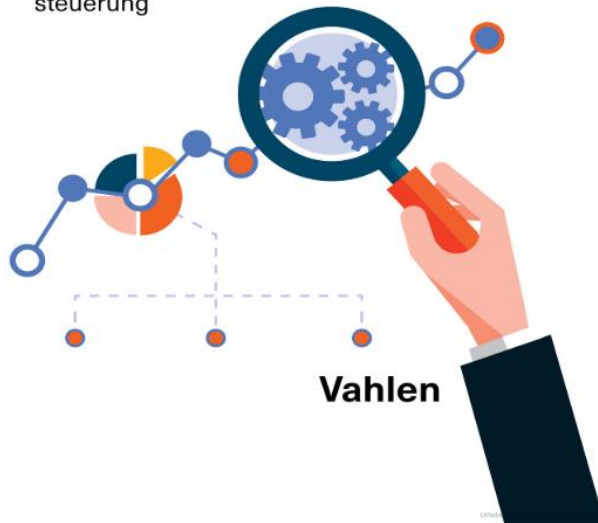
Interorga. Networks

Wichtige Publikationen des IPRI sind unter anderem (in)

Mischa Seiter

Business Analytics

Effektive Nutzung fortschrittlicher Algorithmen in der Unternehmenssteuerung



Frankfurter Allgemeine

ZEITUNG FÜR DEUTSCHLAND



Das Forschungsinstitut für Unternehmensführung, Logistik und Produktion

zielt neben der Lehre auf einen Transfer von wissenschaftlichen Erkenntnissen in die Praxis



TU München
Forschungsinstitut für Unternehmensführung, Logistik und Produktion
Leitung: Univ.-Prof. Dr. Dr. h. c. mult. Horst Wildemann

Lehre

- TUM BWL
- Nebenfach BWL

Forschungsprojekte

- Forschungsprojekte zu den Themen:
 - Produktion
 - Logistik
 - Forschung & Entwicklung
 - Innovationsmanagement

Praxisprojekte

- Wissenschaftlicher Transfer an und von Unternehmen
- Münchner Management Kolloquium
- Bayerischer Qualitätspreis

Publikationen

- > 70 Bücher
- > 500 Artikel
- > 85 Leitfäden
- > 50 Reports
- > 15 Praxisberichte

Agenda

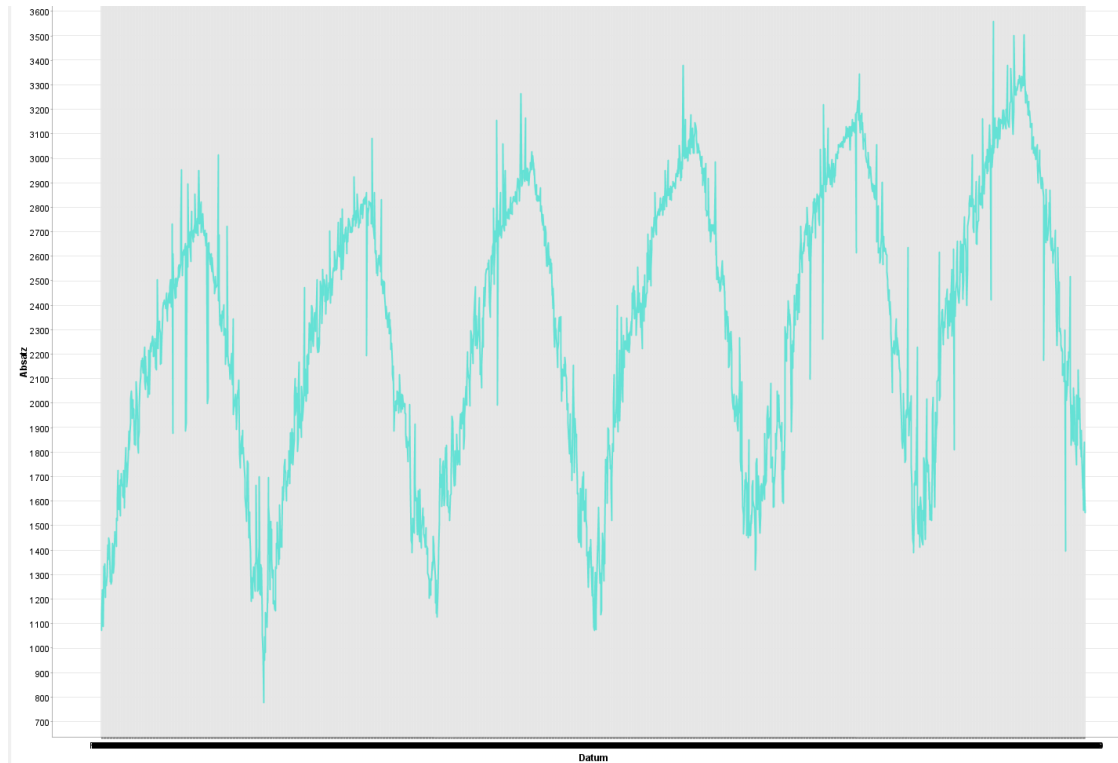
- 1 Vorstellung der Projektziele und der Forschungsstellen
- 2 **Prognose von Absatzzahlen mit Hilfe von Wetterdaten**
- 3 Fallstudienanalyse implementierter Algorithmen und deren Unterstützung in aktuellen Softwarelösungen
- 4 Analyse der Erfolgsfaktoren von Business Analytics in KMU der Nahrungsmittelindustrie
- 5 Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Einführung von Business Analytics für kleine und mittelständische Unternehmen anhand eines Strukturgleichungsmodells – Arbeitsstand
- 6 Diskussion

Ausgangssituation

- Das Unternehmen Backondit GmbH ist ein Bäcker und Konditor mit mehreren Filialen im Großraum Aachen, welcher seine Waren konzentriert in einer Produktionshalle herstellt
- Besonders bei Sahneprodukten wurden in der Vergangenheit niedrige Absätze bei sehr hohen Temperaturen im Sommer vermerkt
- Anhand von Vergangenheitsdaten sollen Zusammenhänge von Wetterdaten und Absatzzahlen bestimmter Produkte erlernt werden
- Nach Erlernen der Zusammenhänge kann Backondit mit Hilfe von Wetterprognosen genauer planen, wie viele Sahneprodukte für die nächsten Tage produziert werden sollten

Daten

- Als Grundlage der Vorhersage sollen Vergangenheitsdaten dienen
- Gut zu erkennen ist eine starke Saisonalität, die aufgrund des erhöhten Verkaufs von Sahneprodukten im Sommer auftritt



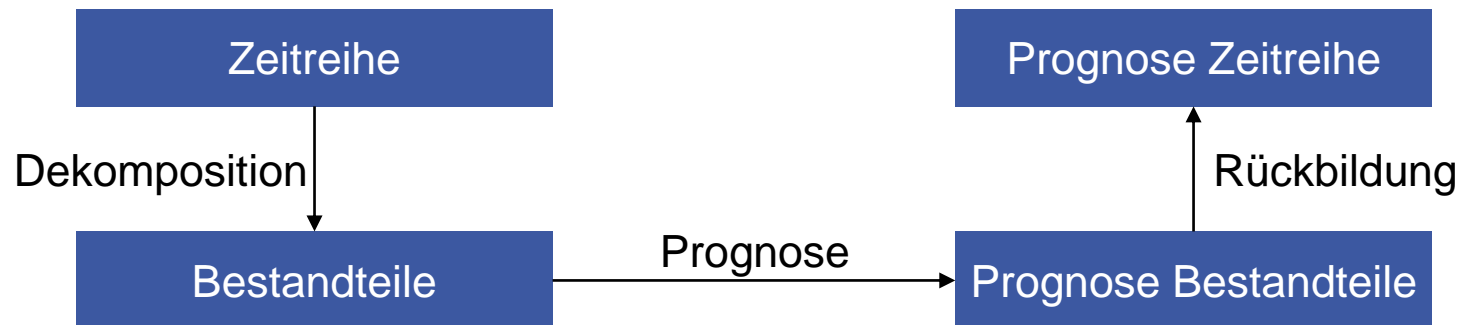
Row ID	31 Datum	1 Absatz
Row0	2014-01-01	1072
Row1	2014-01-02	1128
Row2	2014-01-03	1237
Row3	2014-01-04	1238
Row4	2014-01-05	1087
Row5	2014-01-06	1334
Row6	2014-01-07	1329
Row7	2014-01-08	1304
Row8	2014-01-09	1344
Row9	2014-01-10	1207
Row10	2014-01-11	1257
Row11	2014-01-12	1253
Row12	2014-01-13	1296
Row13	2014-01-14	1290
Row14	2014-01-15	1420
Row15	2014-01-16	1359
Row16	2014-01-17	1366
Row17	2014-01-18	1449
Row18	2014-01-19	1429
Row19	2014-01-20	1287
Row20	2014-01-21	1270
Row21	2014-01-22	1279
Row22	2014-01-23	1261
Row23	2014-01-24	1272
Row24	2014-01-25	1301
Row25	2014-01-26	1427
Row26	2014-01-27	1401
Row27	2014-01-28	1305
Row28	2014-01-29	1348
Row29	2014-01-30	1371
Row30	2014-01-31	1475

Vorgehen der Prognose

- Die Zeitreihe enthält neben dem Wettereinfluss weitere Komponenten wie die Saisonalität oder den allgemeinen Trend
- Um den Wettereinfluss zu identifizieren, muss die Zeitreihe zerlegt werden:

$$\text{Absatz} = \text{Trend} + \text{Saisonalität} + \text{Wettereinfluss} + \text{Zufall}$$

- Der Verlauf der anschließenden Prognose ist schematisch dargestellt



Im Folgenden wird zunächst die Dekomposition der Zeitreihe durchgeführt.

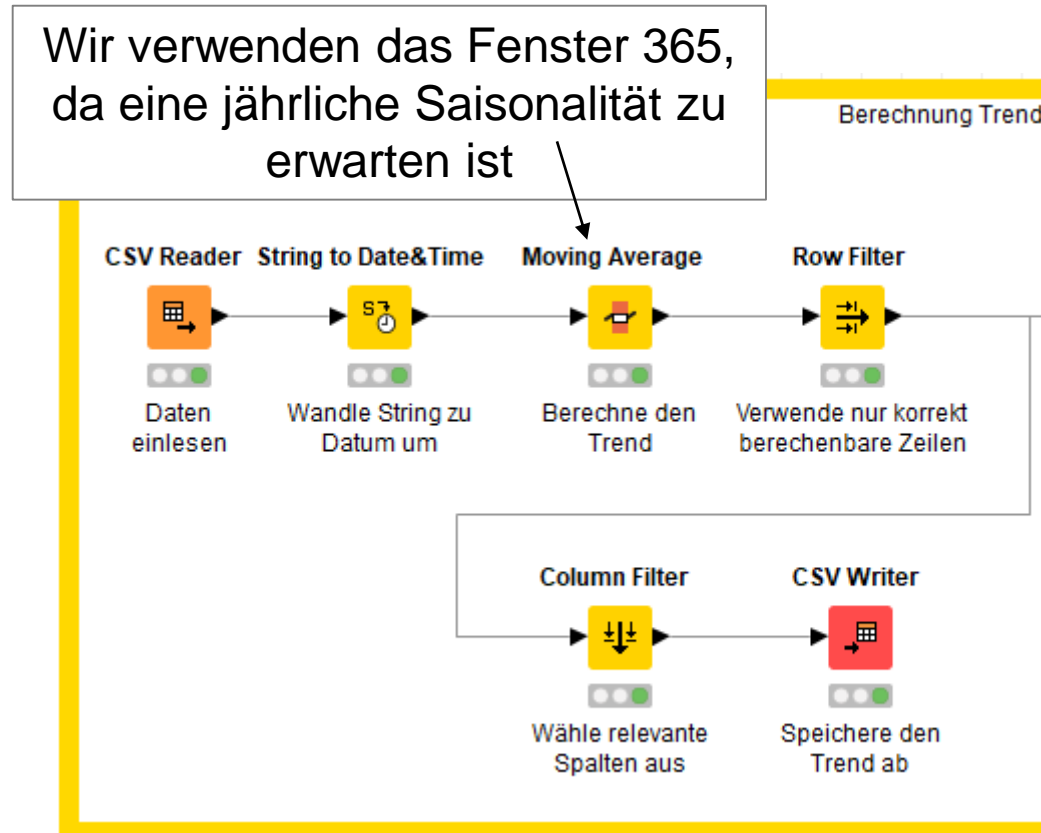
Dekomposition der Daten: Trend

- Für die Dekomposition muss zuerst der Trend innerhalb der Daten bestimmt werden
- Dazu wird der Durchschnitt der Daten im Verlauf berechnet (genannt Moving Average)

Zeitpunkt	Daten	Moving Average
1	x_1	= ?
2	x_2	= ?
3	x_3	= ?
4	x_4	= ?
5	x_5	$= (x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5) / 5$
6	x_6	$= (x_2 + x_3 + x_4 + x_5 + x_6) / 5$
...
238	x_{2188}	$= (x_{2184} + x_{2185} + x_{2186} + x_{2187} + x_{2188}) / 5$
239	x_{2189}	$= (x_{2185} + x_{2186} + x_{2187} + x_{2188} + x_{2189}) / 5$
2190	x_{2190}	$= (x_{2186} + x_{2187} + x_{2188} + x_{2189} + x_{2190}) / 5$

Die Anzahl aufsummierter Werte nennt man „Fenster“. Die ersten Werte können aufgrund fehlender Daten nicht berechnet werden.

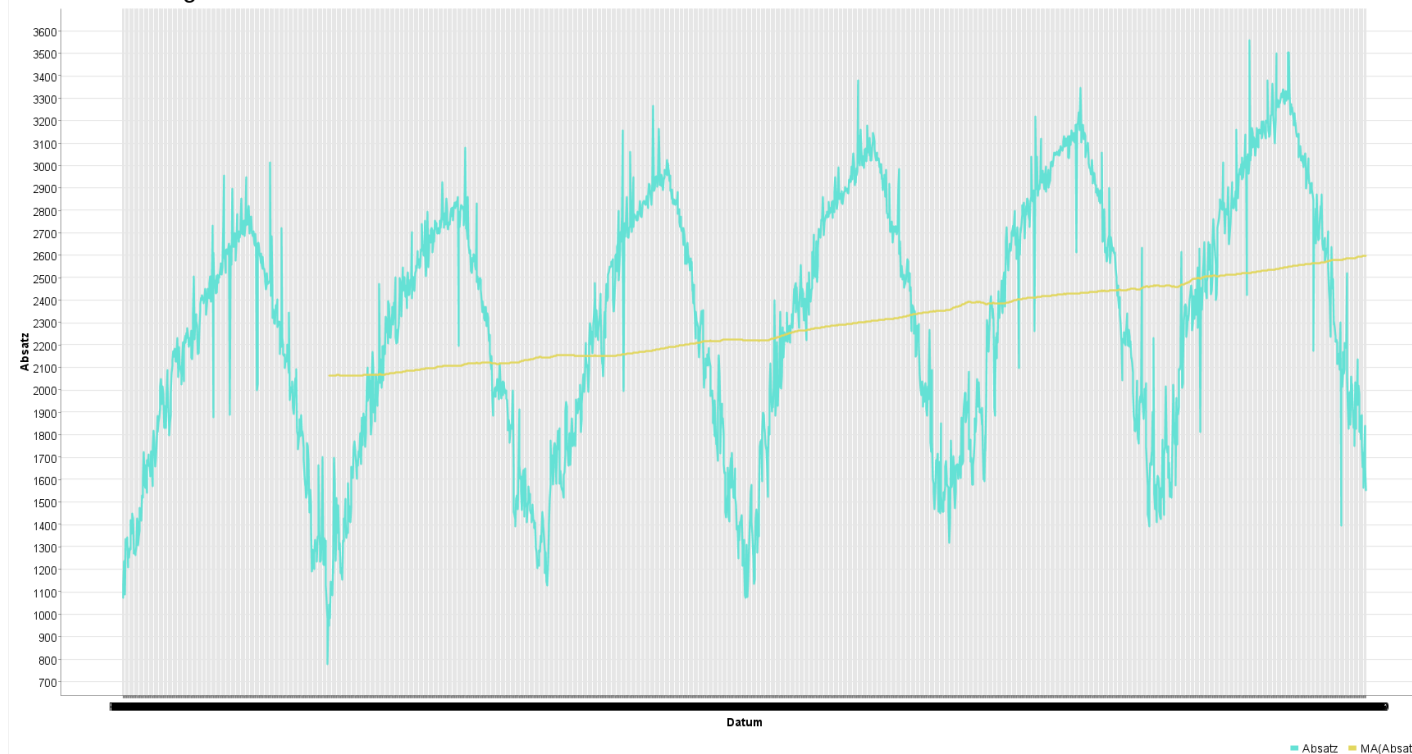
Dekomposition Trend: Workflow



Dekomposition Trend: Ergebnis

Die gelbe Linie zeigt das Ergebnis der vorangegangenen Analyse:
Den Trend der Umsatzentwicklung

Trendentwicklung des Absatzes



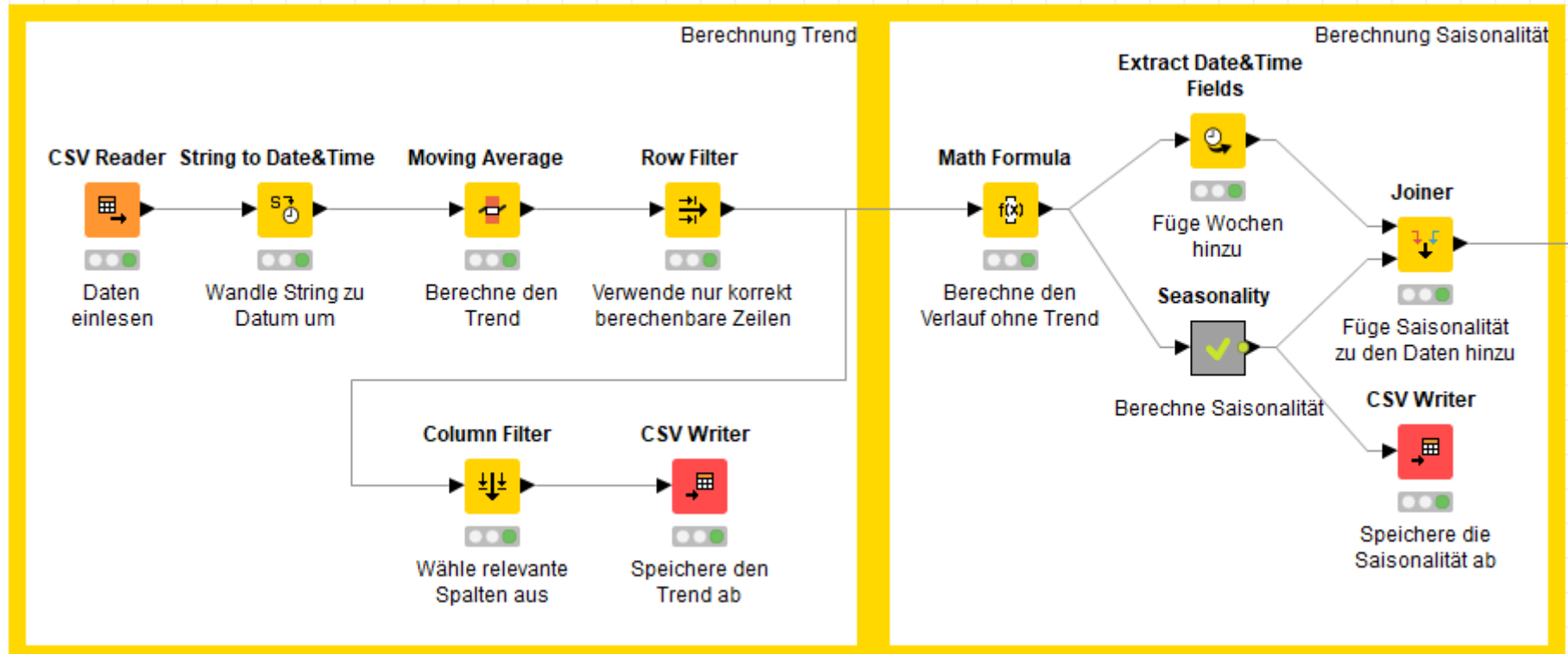
Dekomposition der Daten: Saisonalität

- Grundlage der weiteren Untersuchung ist der bereinigte Absatz (Absatz – Trend), der aus Saisonalität, Wettereinfluss und Zufall besteht
- Um die Saisonalität zu berechnen, wird der Durchschnitt des bereinigten Umsatzes für jede Jahreswoche bestimmt und der allgemeine Durchschnitt abgezogen, also z. B. für die erste Kalenderwoche:

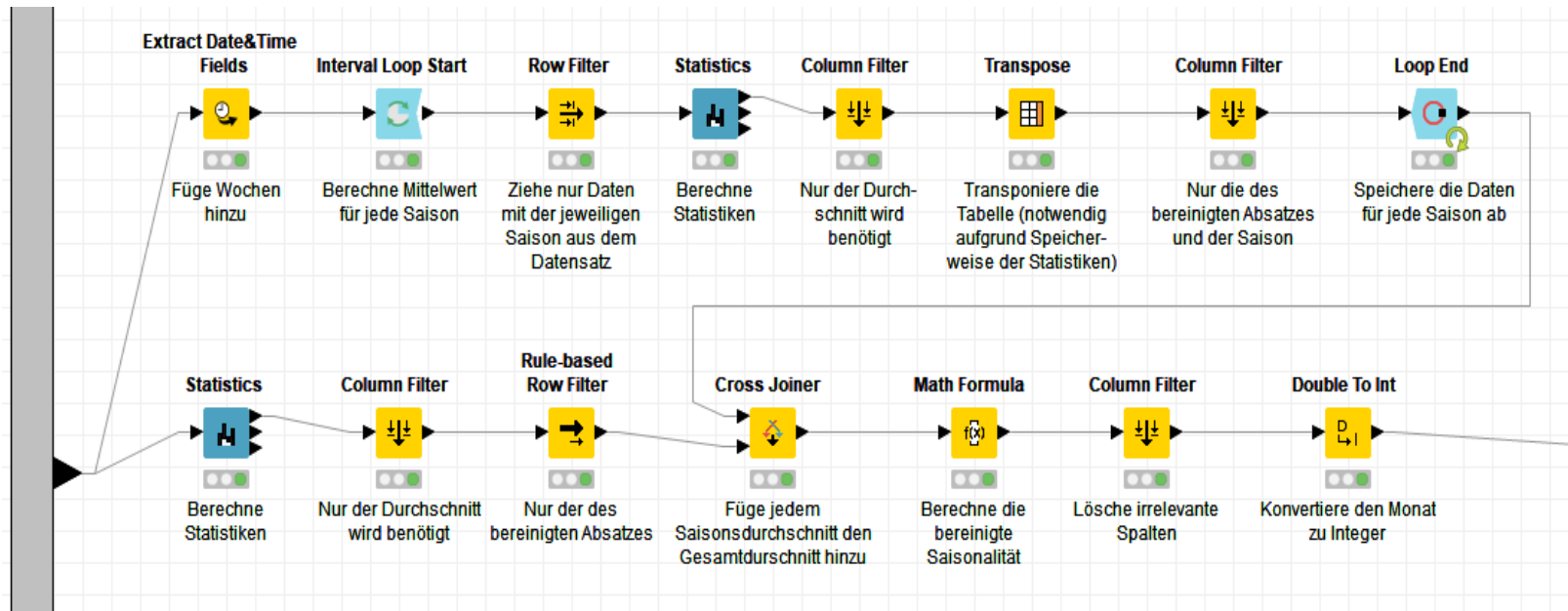
$$Sais_1 = \frac{\text{Summe aller Werte, die in der ersten Kalenderwoche eines Jahres liegen}}{\text{Anzahl aller Werte, die in der ersten Kalenderwoche eines Jahres liegen}} - \text{Mittelwert bereinigter Absatz}$$

Datum	I Absatz	D MA(Abs...	D bereinigter Absatz
2014-12-31	1045	2,063.452	-1,018.452
2015-01-01	981	2,063.203	-1,082.203
2015-01-02	1144	2,063.247	-919.247
2015-01-03	1127	2,062.945	-935.945
2015-01-04	1102	2,062.573	-960.573
2015-01-05	1084	2,062.564	-978.564
2015-01-06	1244	2,062.318	-818.318
2015-01-07	1184	2,061.921	-877.921
2015-01-08	1698	2,063	-365
2015-01-09	1578	2,063.641	-485.641
2015-01-10	1522	2,064.504	-542.504
2015-01-11	1238	2,064.452	-826.452
2015-01-12	1388	2,064.822	-676.822
2015-01-13	1517	2,065.427	-548.427
2015-01-14	1361	2,065.622	-704.622
2015-01-15	1485	2,065.8	-580.8
2015-01-16	1359	2,065.8	-706.8
2015-01-17	1287	2,065.584	-778.584
2015-01-18	1318	2,065.225	-747.225
2015-01-19	1182	2,064.548	-882.548
2015-01-20	1192	2,064.288	-872.288
2015-01-21	1193	2,064.077	-871.077
2015-01-22	1157	2,063.742	-906.742
2015-01-23	1152	2,063.444	-911.444
2015-01-24	1330	2,063.603	-733.603
2015-01-25	1324	2,063.666	-739.666
2015-01-26	1428	2,063.668	-635.668
2015-01-27	1408	2,063.688	-655.688
2015-01-28	1514	2,064.26	-550.26
2015-01-29	1424	2,064.468	-640.468
2015-01-30	1340	2,064.384	-724.384
2015-01-31	1378	2,064.118	-686.118
2015-02-01	1363	2,063.858	-700.858
2015-02-02	1583	2,064.184	-481.184
2015-02-03	1456	2,064.293	-608.293
2015-02-04	1412	2,063.973	-651.973
2015-02-05	1483	2,063.871	-580.871
2015-02-06	1410	2,063.353	-653.353

Dekomposition Saisonalität: Workflow

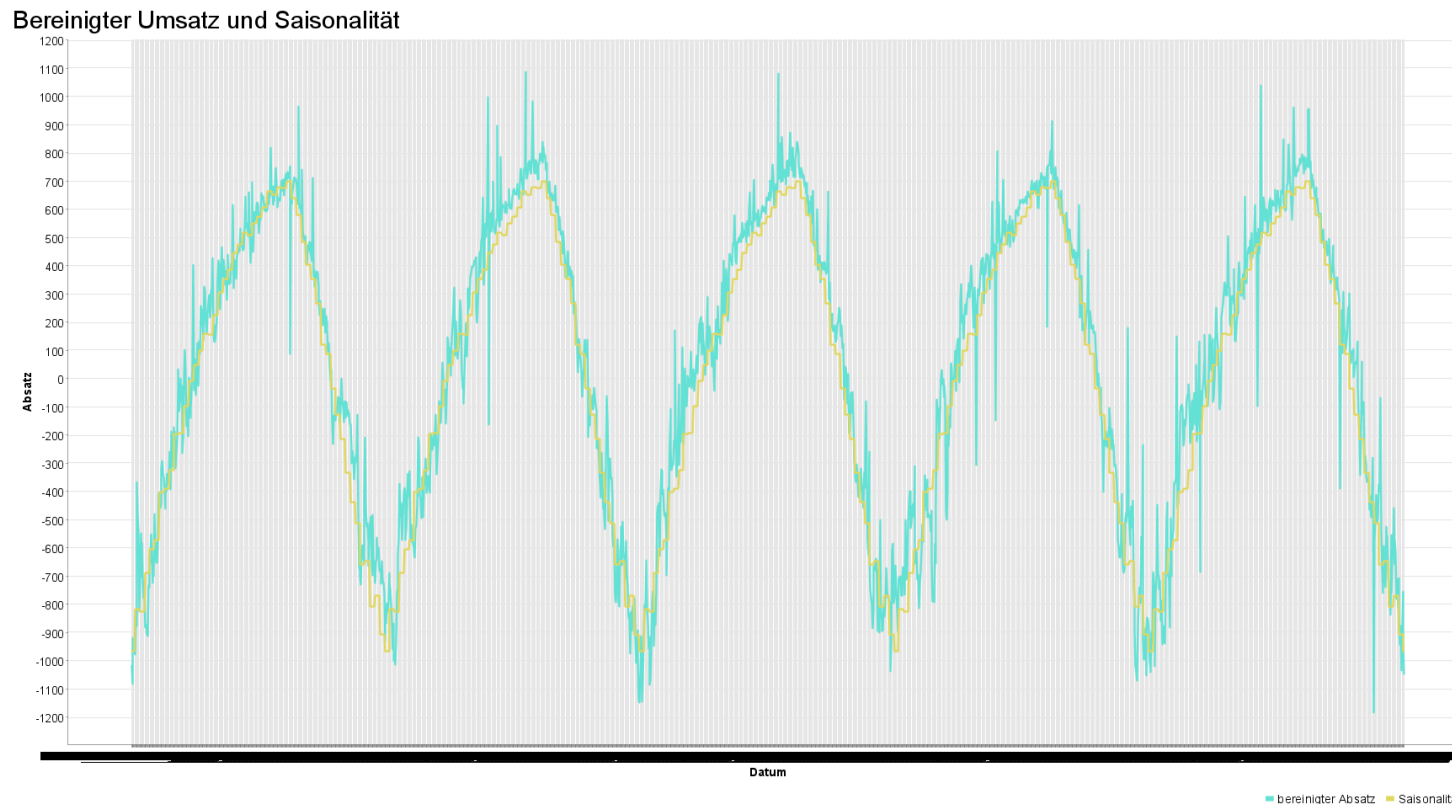


Dekomposition Saisonalität: Workflow



Dekomposition Saisonalität: Ergebnis

- In der Grafik sind der bereinigte Umsatz und die berechnete Saisonalität zu sehen.
- Unterschiede zwischen bereinigtem Umsatz und Saisonalität ergeben sich durch Wettereinfluss und Zufall



Dekomposition Wettereinfluss

- Nach der Trennung von Trend und Saisonalität bleiben Wettereinflüsse und Zufall
- Für die Wettereinflüsse werden Archiv-Wetterdaten verwendet:

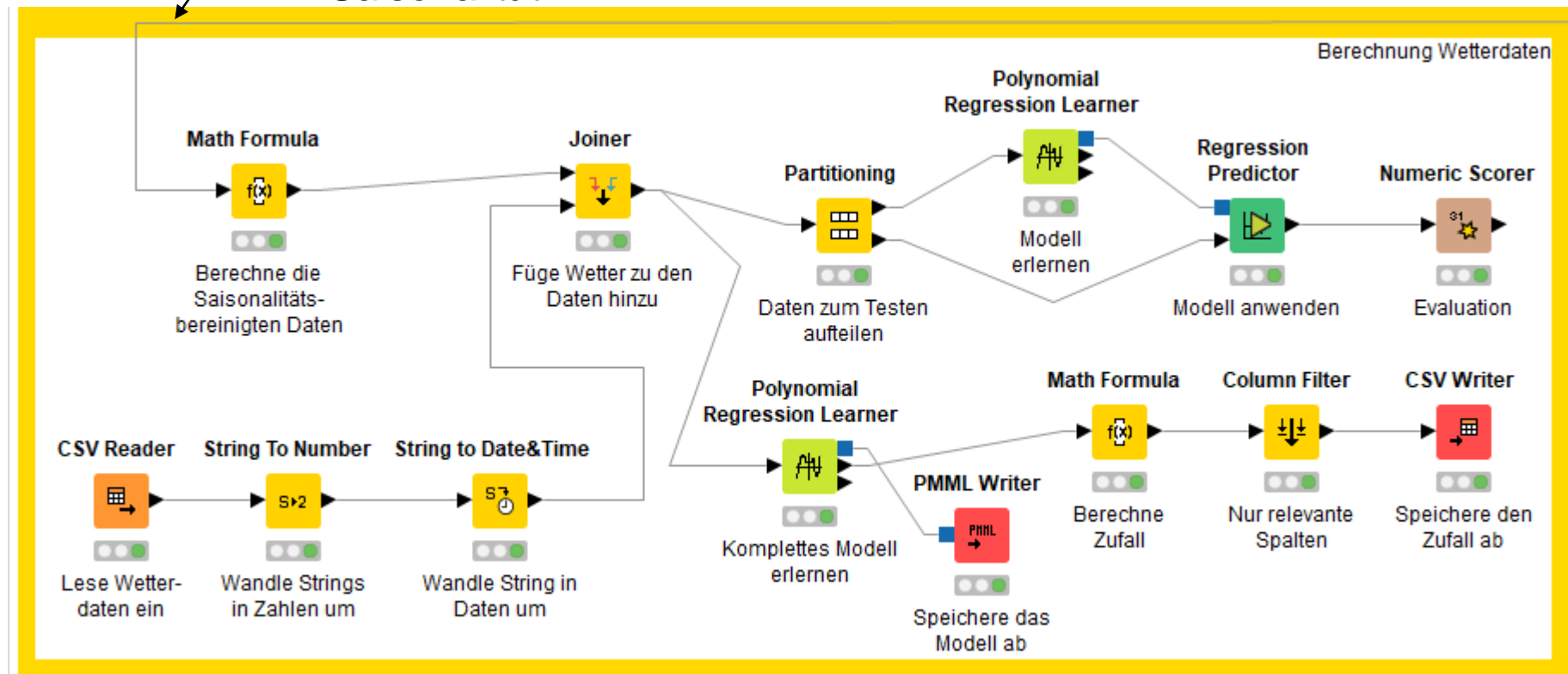
Row ID	Datum	Temperatur	Niederschlag
Row0	2014-01-01	9.4	0.1
Row1	2014-01-02	9.6	0.2
Row2	2014-01-03	11.2	6.4
Row3	2014-01-04	10.2	1.1
Row4	2014-01-05	6.7	0
Row5	2014-01-06	12.9	0.2

- Nach Verbindung der Wetterdaten mit den Zeitreihendaten kann ein Zusammenhang der Temperatur und des Niederschlags mit Hilfe eines polynomialen Regressionslernalers erlernt werden
- Die Differenz der Zeitreihe mit den erlernten Zusammenhängen ist abschließend der Zufall

bereinigter Absatz	Saisonalität	Wettereinfluss
-1,018.452	-966.481	-51.971
-1,082.203	-966.481	-115.722
-919.247	-966.481	47.234
-935.945	-966.481	30.536
-960.573	-966.481	5.908
-978.564	-816.301	-162.263
-818.318	-816.301	-2.017
-877.921	-816.301	-61.62
-365	-816.301	451.301
-485.641	-816.301	330.66
-542.504	-816.301	273.797
-826.452	-816.301	-10.151
-676.822	-825.704	148.882
-548.427	-825.704	277.277
-704.622	-825.704	121.082
-580.8	-825.704	244.904
-706.8	-825.704	118.904
-778.584	-825.704	47.121
-747.225	-825.704	78.48
-882.548	-688.612	-193.936
-872.288	-688.612	-183.675
-871.077	-688.612	-182.464
-906.742	-688.612	-218.13
-911.444	-688.612	-222.831
-733.603	-688.612	-44.99
-739.666	-688.612	-51.053
-635.668	-605.551	-30.117
-655.688	-605.551	-50.137
-550.26	-605.551	55.291
-640.468	-605.551	-34.917
-724.384	-605.551	-118.832
-686.118	-605.551	-80.567
-700.858	-605.551	-95.306
-481.184	-571.702	90.519
-608.293	-571.702	-36.591
-651.973	-571.702	-80.27
-580.871	-571.702	-9.169
-653.353	-571.702	-81.651

Dekomposition: Wettereinfluss und Zufall

Zeitreihe ohne
Trend und
Saisonalität



Dekomposition Wettereinfluss: Ergebnisse

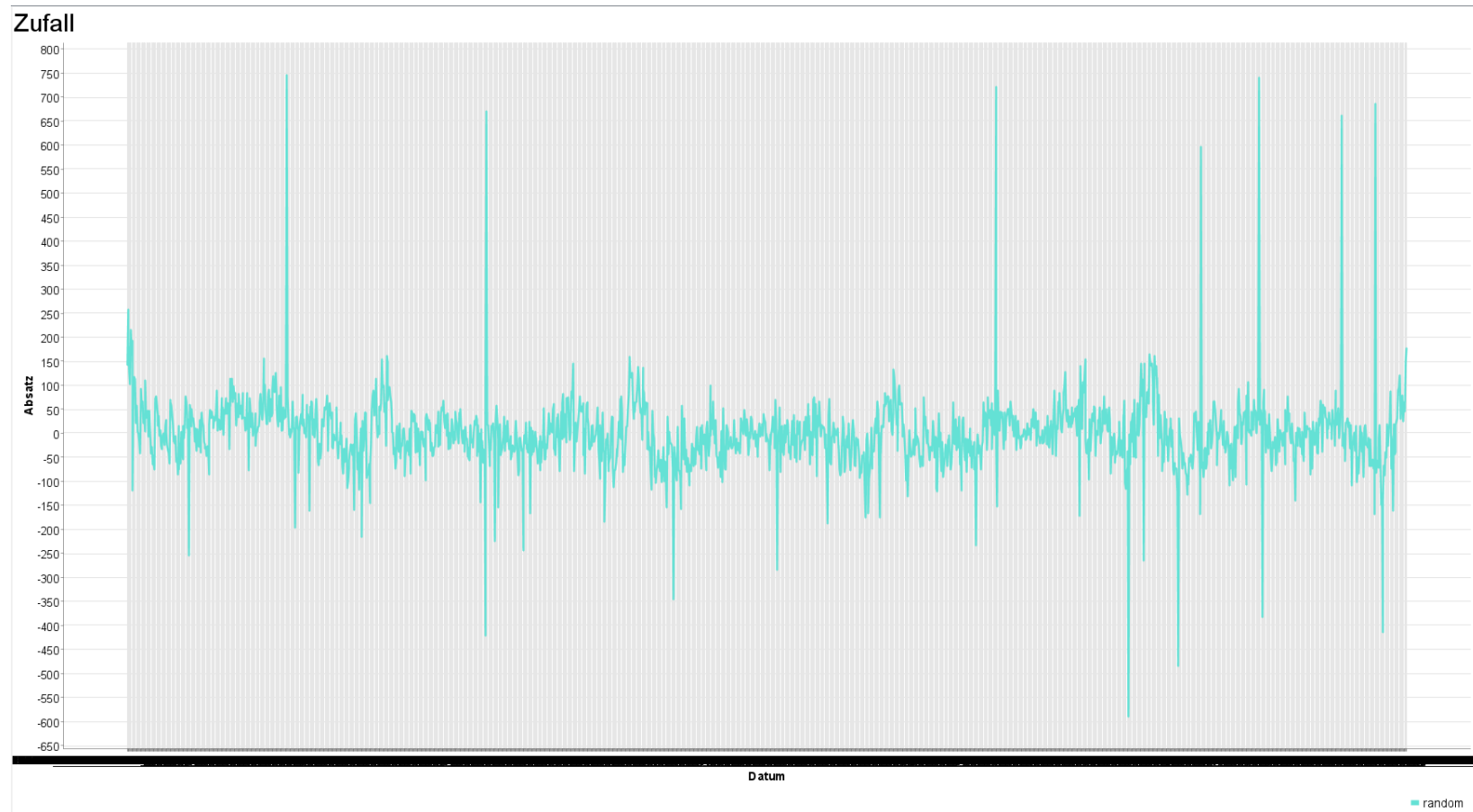
- Das Modell zum Zusammenhang von Wetter und der Zeitreihe weist ein R2 von 0,749 auf, was sehr gut ist, das Modell aufgrund des Zufalls aber nicht vollständig erklären kann
- Verwendet man die Ergebnisse der Modells auf Basis der Wetterdaten (PolyReg prediction) als den Einfluss des Wetters, lässt sich der Zufall berechnen als:

$$\text{Zufall} = \text{Wettereinfluss} - \text{PolyReg prediction}$$

Row ID	D Prediction (Wettereinfluss)
R^2	0.749
mean absolut...	40.301
mean square...	3,766.028
root mean sq...	61.368
mean signed ...	-7.259
mean absolut...	1.105

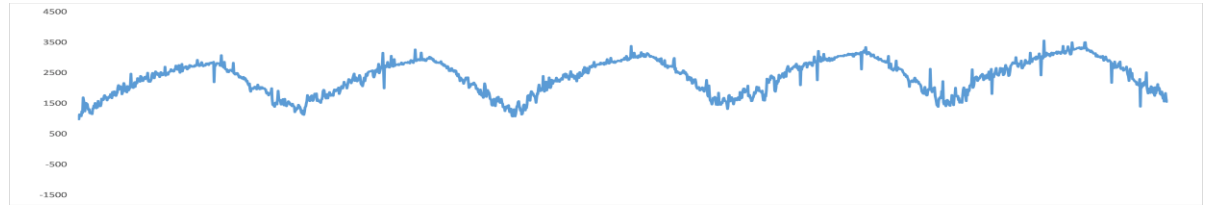
D Temperatur	D Niederschlag	D Wettereinfluss	D PolyReg prediction
0.6	0.1	-193.936	-127.143
1.5	0	-183.675	-89.905
0.7	0	-182.464	-124.26
0.1	0	-218.13	-150.819
-1	0	-222.831	-201.276
1.9	5.4	-44.99	-4.918
1.9	1.8	-51.053	-47.588
5.2	4	-30.117	80.546
3.9	0.1	-50.137	-18.331
5.3	5	55.291	95.121
3.6	3.2	-34.917	12.328
1	0.8	-118.832	-125.242
2.3	0.1	-80.567	-80.996
1.6	4.9	-95.306	-48.412
7.3	1.2	90.519	89.981
2.8	0.6	-36.591	-78.221
2	0.8	-80.27	-107.733
3.1	0.1	-9.169	-73.737
1.8	0	-81.651	-127.744
3	0.6	-10.98	-70.313
7.8	0.1	165.812	89.48
6.9	1.2	-17.985	53.712
6.4	0.1	-54.823	21.601
6.4	0	-38.848	20.105
9.8	0	82.596	121.159
9.9	0.1	110.369	125.297

Dekomposition Zufall: Ergebnis

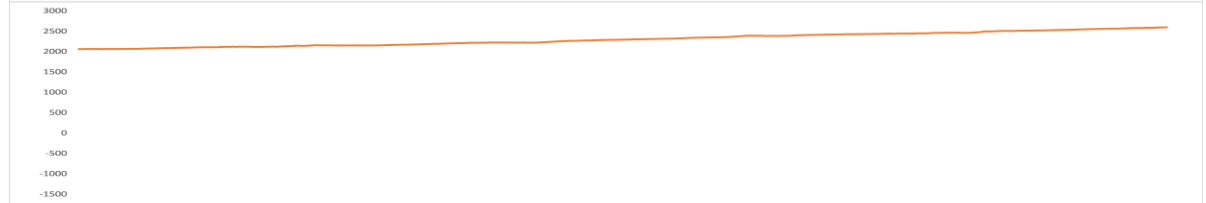


Dekomposition des Absatzes: Zusammenfassung

Absatz gesamt



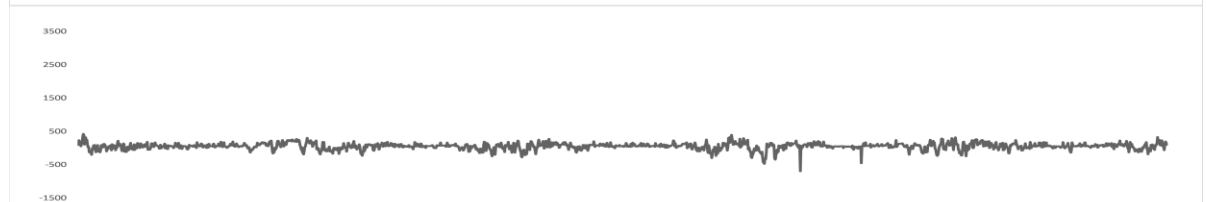
Trend



Saisonalität
(periodisch nach 52 Wochen)



Wettereinfluss



Zufall



Prognose der einzelnen Komponenten

- Die Dekomposition der Zeitreihe resultiert in vier Komponenten, die einzeln prognostiziert werden können
- Für den Trend (referenziert mit t) wird ein lineares Zeitreihenmodell angesetzt:

$$t(i) = a_0 + a_1 t(i - 1) + a_2 t(i - 2) + \dots + a_p t(i - p)$$

- Die Saisonalität (referenziert mit s) ist periodisch, daher wird für Prognosen

$$s(i) = s(i - 52)$$

verwendet

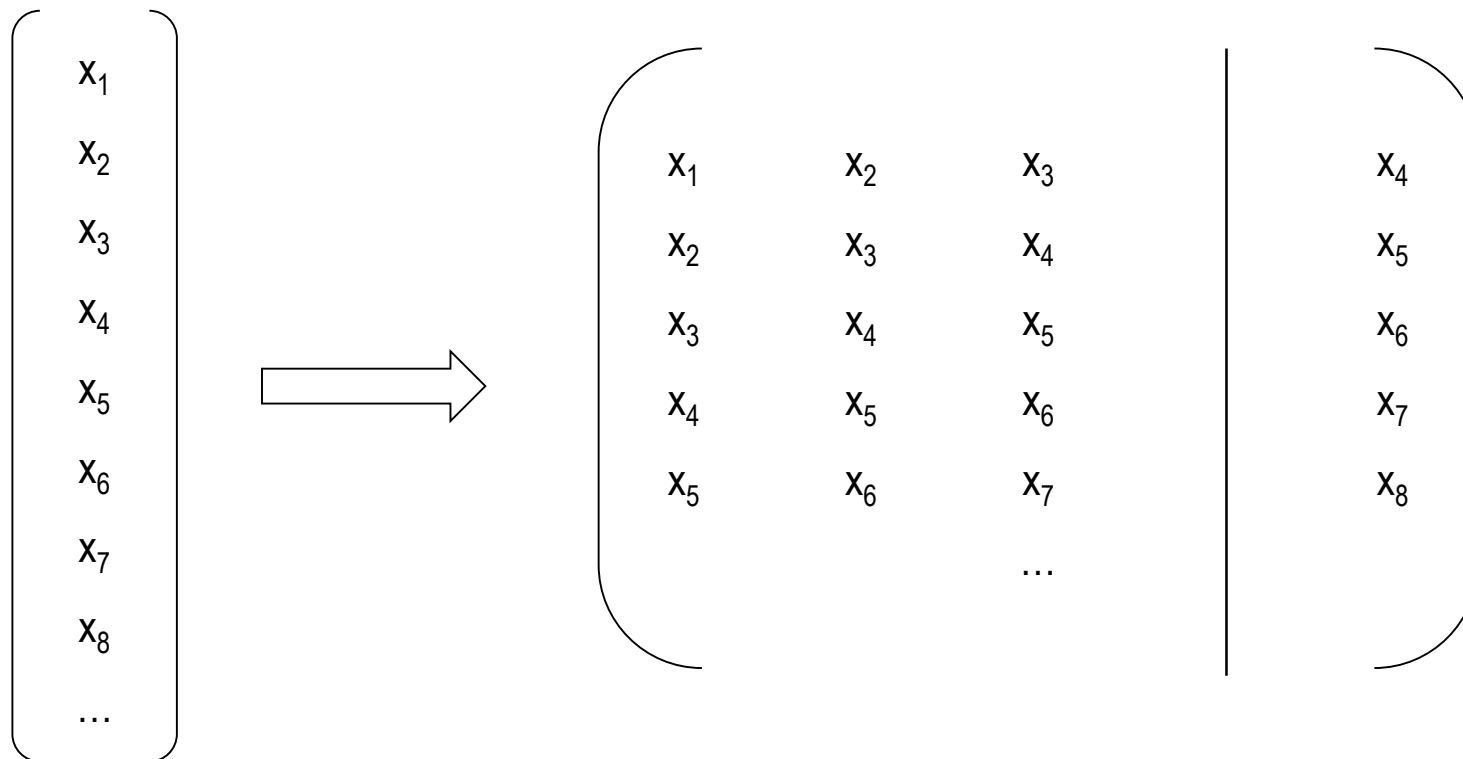
- Für die Prognose der Wetterdaten wird das erlernte Modell auf Wetterprognosen angewendet
- Für die Prognose der Zufallswerte (referenziert mit e) wird ebenfalls ein lineares Zeitreihenmodell verwendet:

$$e(i) = b_0 + b_1 e(i - 1) + b_2 e(i - 2) + \dots + b_q e(i - q)$$

- Ein lineares Modell für Zufall wird hohe Fehler aufweisen, aber den Zufall gut replizieren können

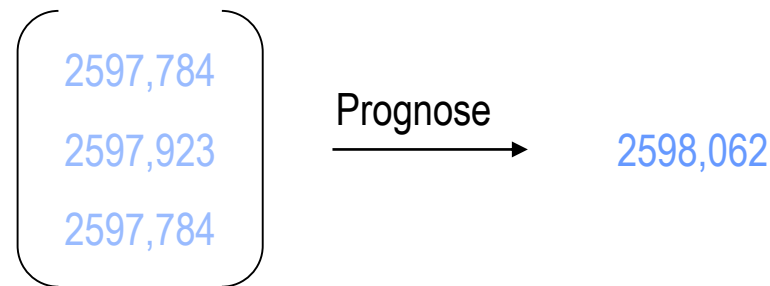
Prognose des Trends

- Für die Prognose des Trends wird ein lineares Regressionsmodell verwendet
- Hierfür werden die Daten transformiert, um ein lineares Gleichungssystem zu erhalten

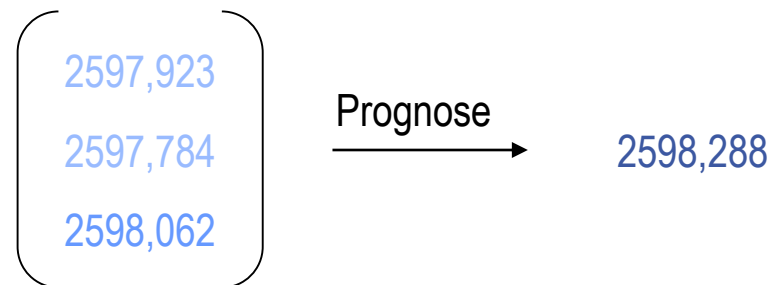


Prognose des Trends

- Nachdem das Modell erlernt wurde, können weitere Daten prognostiziert werden
- Hierfür werden die letzten Werte der Zeitreihe verwendet und das erlernte Modell angewendet

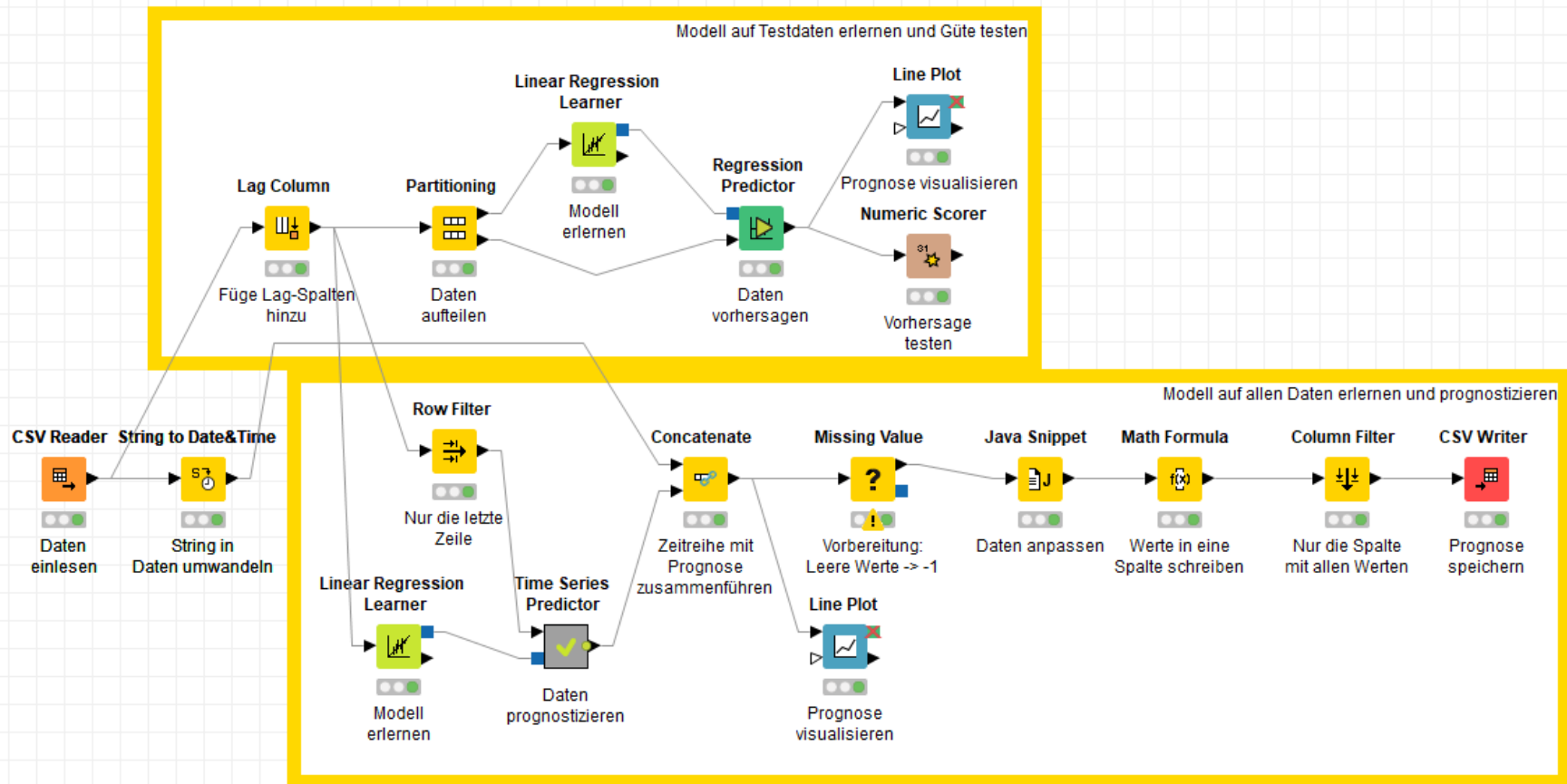


- Anschließend wird der prognostizierte Wert mit den letzten Werten kombiniert und das Modell erneut angewendet



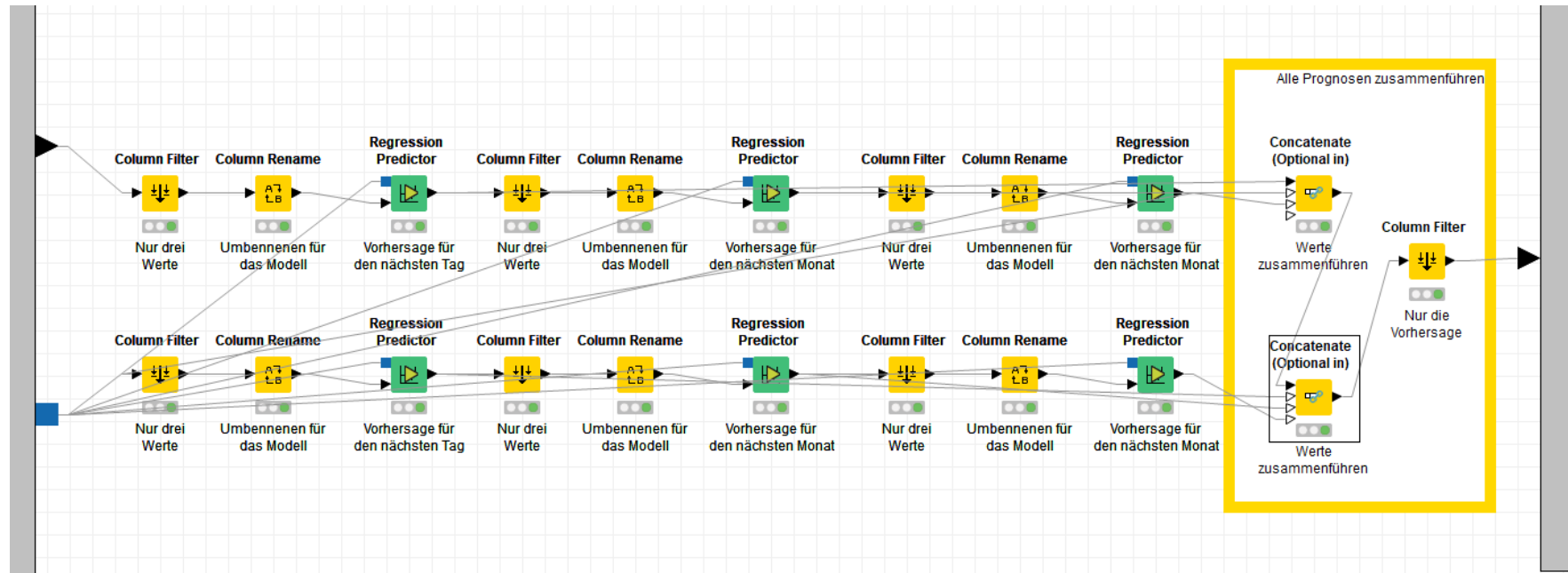
- So wird das Modell wiederholt angewendet, um beliebig viele Werte zu prognostizieren

Prognose des Trends: Workflow

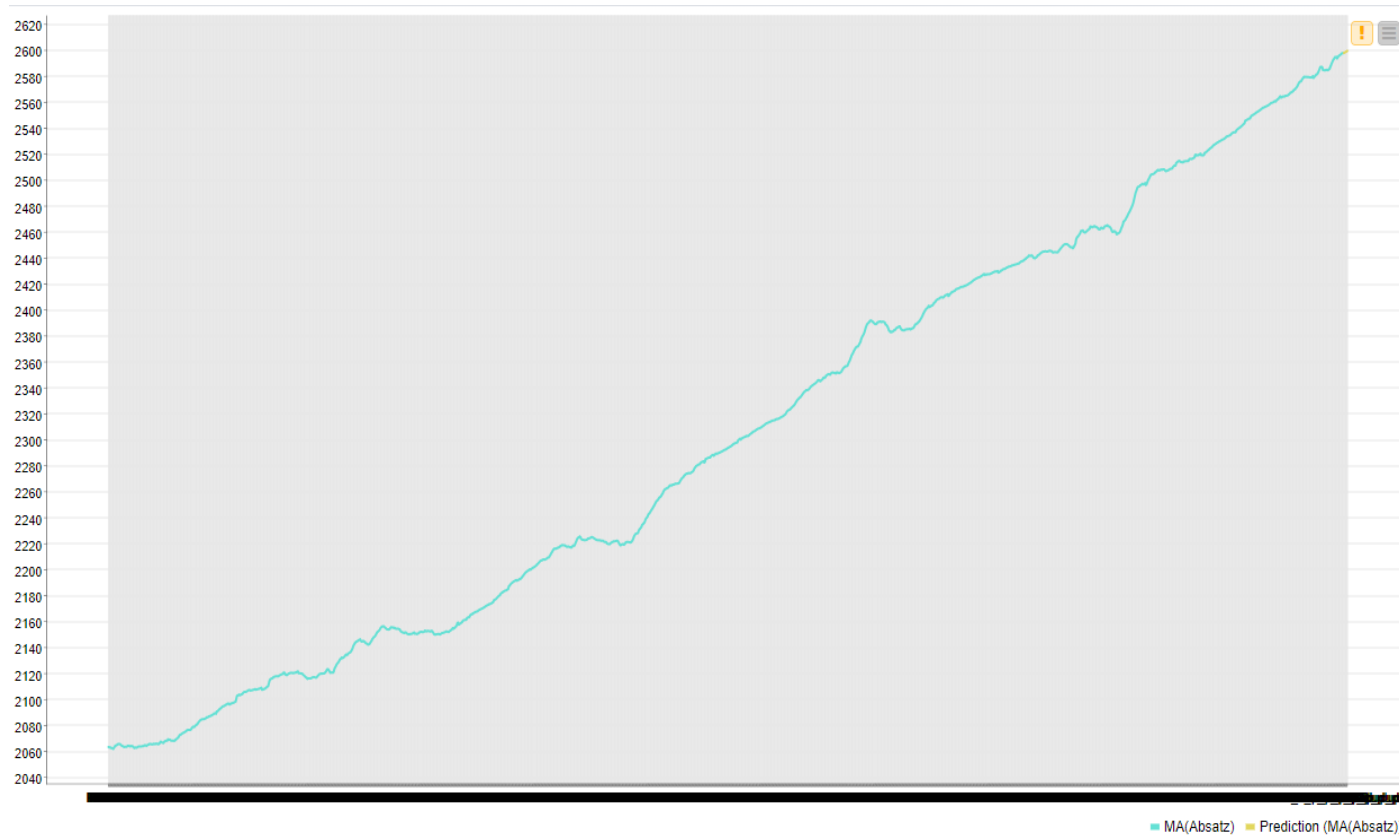


Prognose des Trends: Workflow

Time Series Predictor



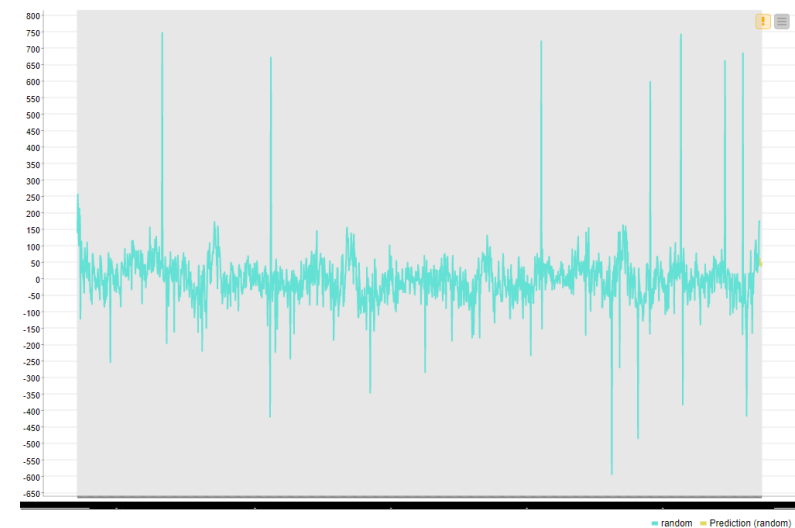
Prognose des Trends: Ergebnisse



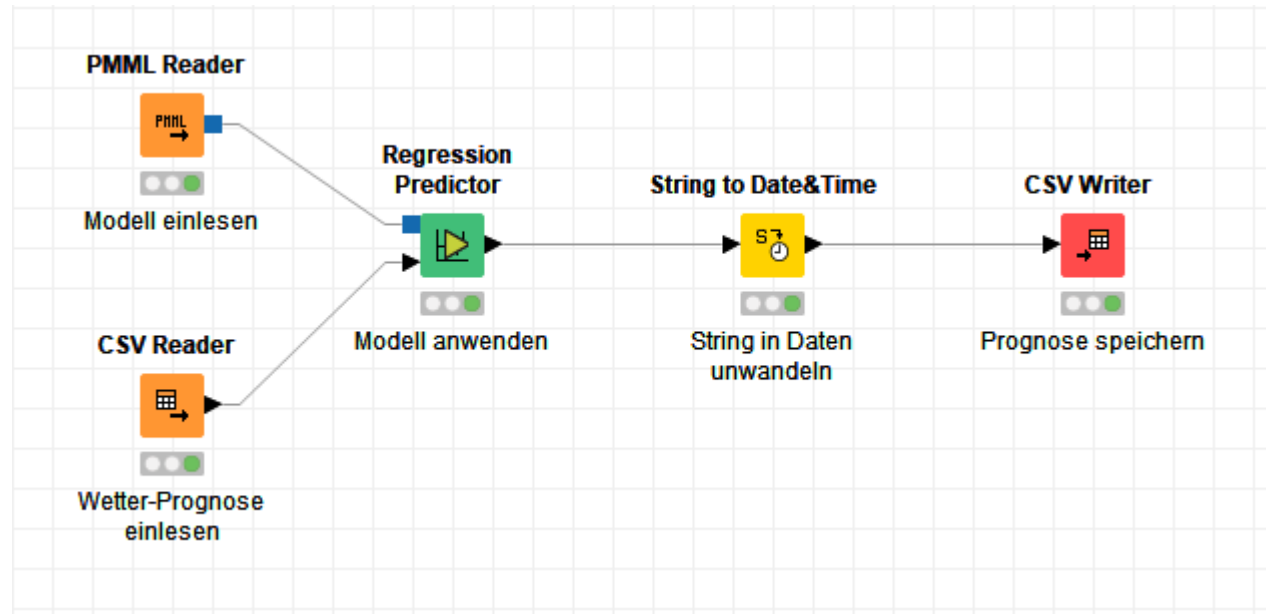
Row ID	D Predicti...
R^2	1
mean absolut...	0.314
mean square...	0.22
root mean sq...	0.469
mean signed ...	0.051
mean absolut...	0

Prognose des Zufalls

- Die Prognose des Zufalls ist in der Funktionsweise identisch mit der des Trends
- Links wird der Abgleich des Modells im Test gezeigt, rechts die Prognose
- Das Modell erreicht große Fehler im Vergleich zum tatsächlichen Zufall, was bei zufälligen Werten zu erwarten war
- Allerdings repliziert das Modell den Zufall sehr gut, weswegen es eine gute Grundlage für die Prognose bietet



Prognose des Wettereinflusses: Workflow

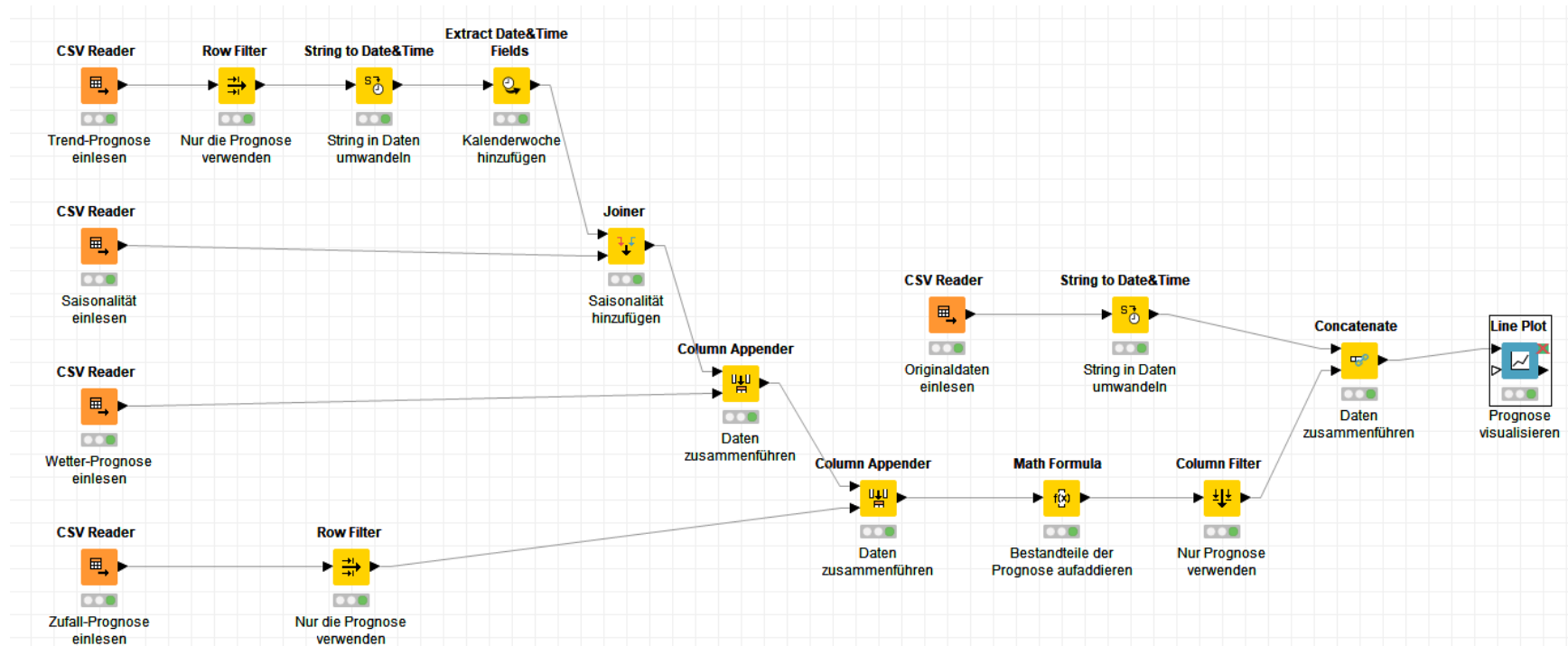


Prognose des gesamten Umsatzes

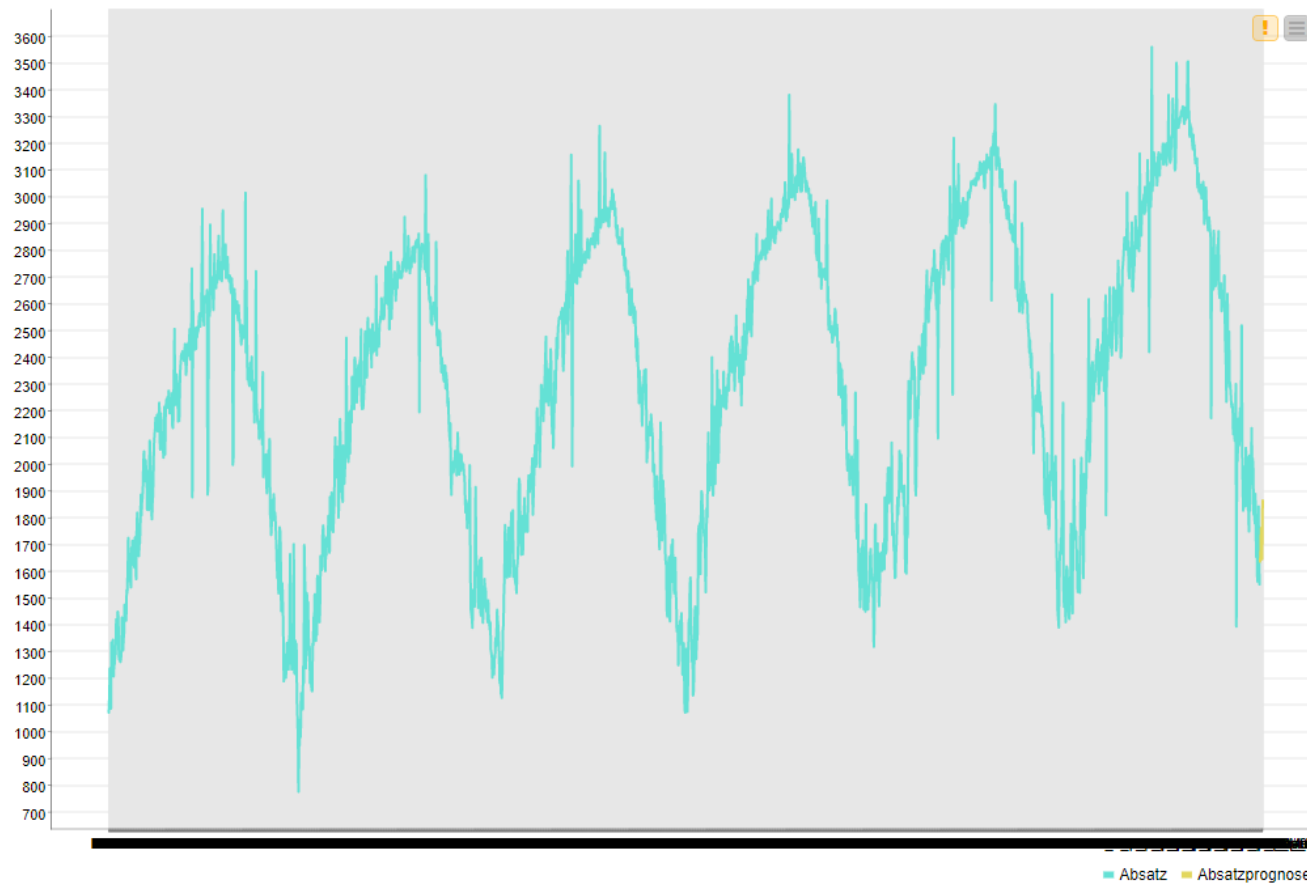
- Nachdem die einzelnen Bestandteile prognostiziert wurden, können die Prognosen nun zusammengeführt werden
- Hierfür wird die Formel, die zur Dekomposition verwendet wurde, erneut angewendet

$$\begin{array}{rcccl}
 \text{Prognose des} & = & \text{Prognose des} & + & \text{Saisonalität} \\
 \text{Umsatzes} & & \text{Trend} & & \\
 & & & + & \\
 & & \text{Prognose des} & + & \text{Prognose des} \\
 & & \text{Wettereinflusses} & & \text{Zufalls}
 \end{array}$$

Prognose des gesamten Umsatzes: Workflow



Prognose des gesamten Umsatzes: Ergebnis



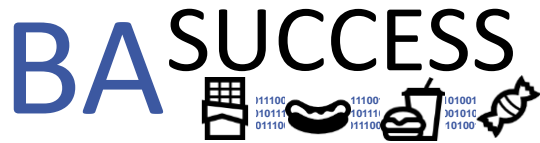
Datum	Absatz	Absatz...
2019-11-30	1827	?
2019-12-01	1877	?
2019-12-02	1991	?
2019-12-03	1872	?
2019-12-04	1844	?
2019-12-05	2061	?
2019-12-06	1967	?
2019-12-07	2028	?
2019-12-08	1913	?
2019-12-09	1831	?
2019-12-10	1831	?
2019-12-11	1749	?
2019-12-12	2033	?
2019-12-13	1827	?
2019-12-14	1943	?
2019-12-15	1968	?
2019-12-16	2135	?
2019-12-17	1933	?
2019-12-18	2021	?
2019-12-19	1978	?
2019-12-20	1812	?
2019-12-21	1885	?
2019-12-22	1780	?
2019-12-23	1889	?
2019-12-24	1753	?
2019-12-25	1653	?
2019-12-26	1720	?
2019-12-27	1562	?
2019-12-28	1720	?
2019-12-29	1842	?
2019-12-30	1658	?
2019-12-31	1551	?
2020-01-01	?	1,636.49
2020-01-02	?	1,663.079
2020-01-03	?	1,761.421
2020-01-04	?	1,646.783
2020-01-05	?	1,645.703
2020-01-06	?	1,864.718

Betriebswirtschaftliche Interpretation der Ergebnisse

- Durch das Forecasting des Absatzes hat die Backondit GmbH die Möglichkeit, passgenau auf die Nachfrage der nächsten Tage Sahneprodukte herzustellen
- Die genaue Produktion vermindert Abfall im Vergleich zu bisheriger Überproduktion bzw. Warenknappheit bei Unterschätzung der Nachfrage

Agenda

- 1** Vorstellung der Projektziele und der Forschungsstellen
- 2** Prognose von Absatzzahlen mit Hilfe von Wetterdaten
- 3** Fallstudienanalyse implementierter Algorithmen und deren Unterstützung in aktuellen Softwarelösungen
- 4** Analyse der Erfolgsfaktoren von Business Analytics in KMU der Nahrungsmittelindustrie
- 5** Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Einführung von Business Analytics für kleine und mittelständische Unternehmen anhand eines Strukturgleichungsmodells – Arbeitsstand
- 6** Diskussion



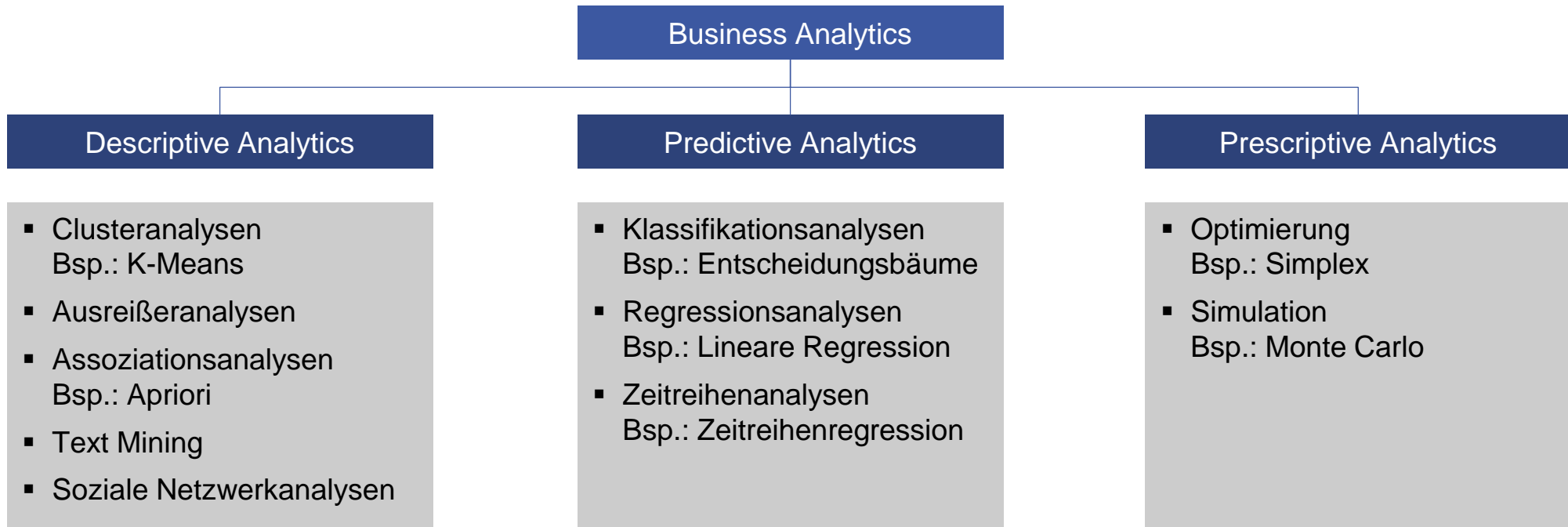
Jonas Heepen

18.03.2020, München

Business Analytics: Fallstudienanalyse implementierter Algorithmen und deren Unterstützung in aktuellen Softwarelösungen

BA Verfahren werden in deskriptive, prädiktive und präskriptive Verfahren unterteilt

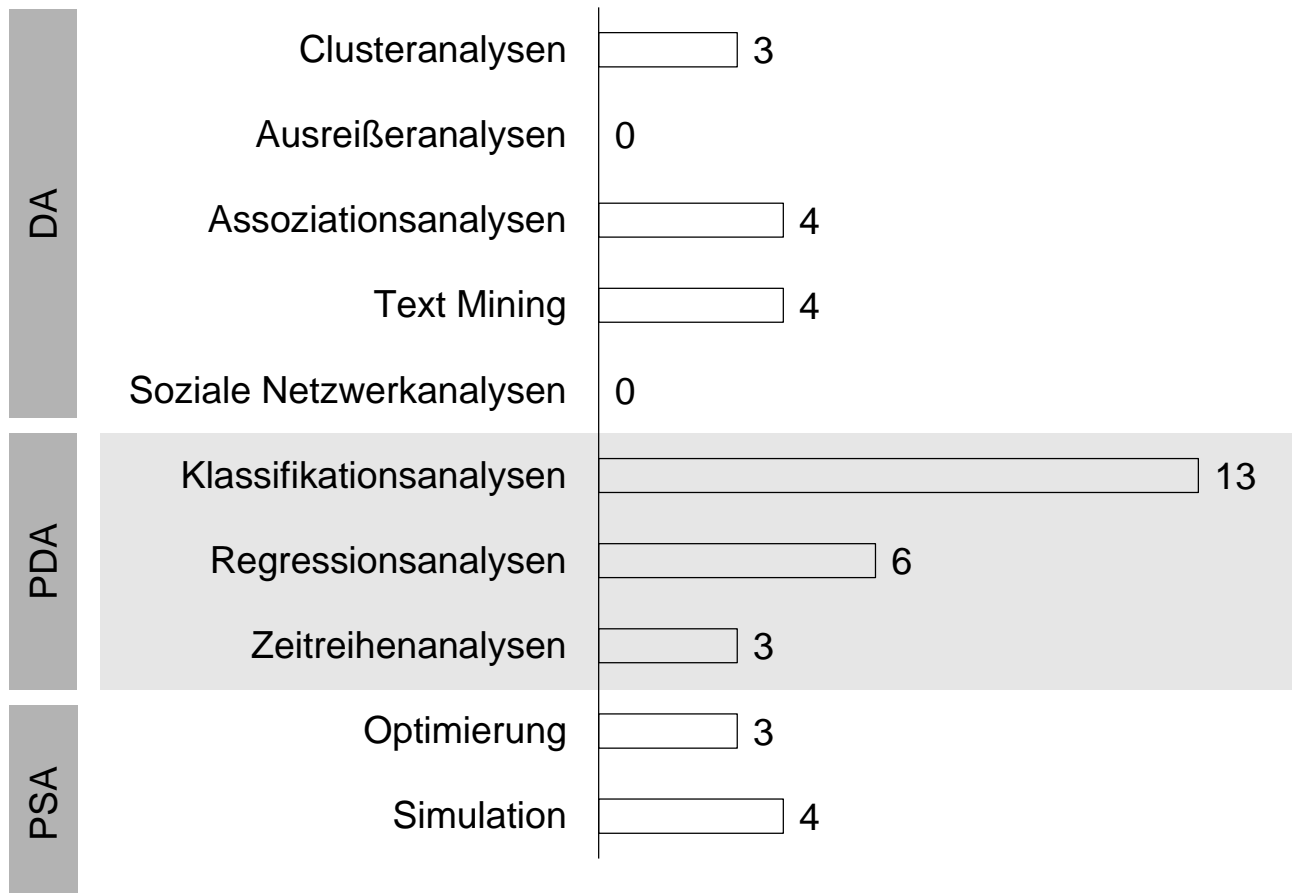
Einführung



In Fallstudien werden vorrangig prädiktive Verfahren angewendet

Fallstudienanalyse

Anzahl verwendeter Algorithmen nach Kategorie



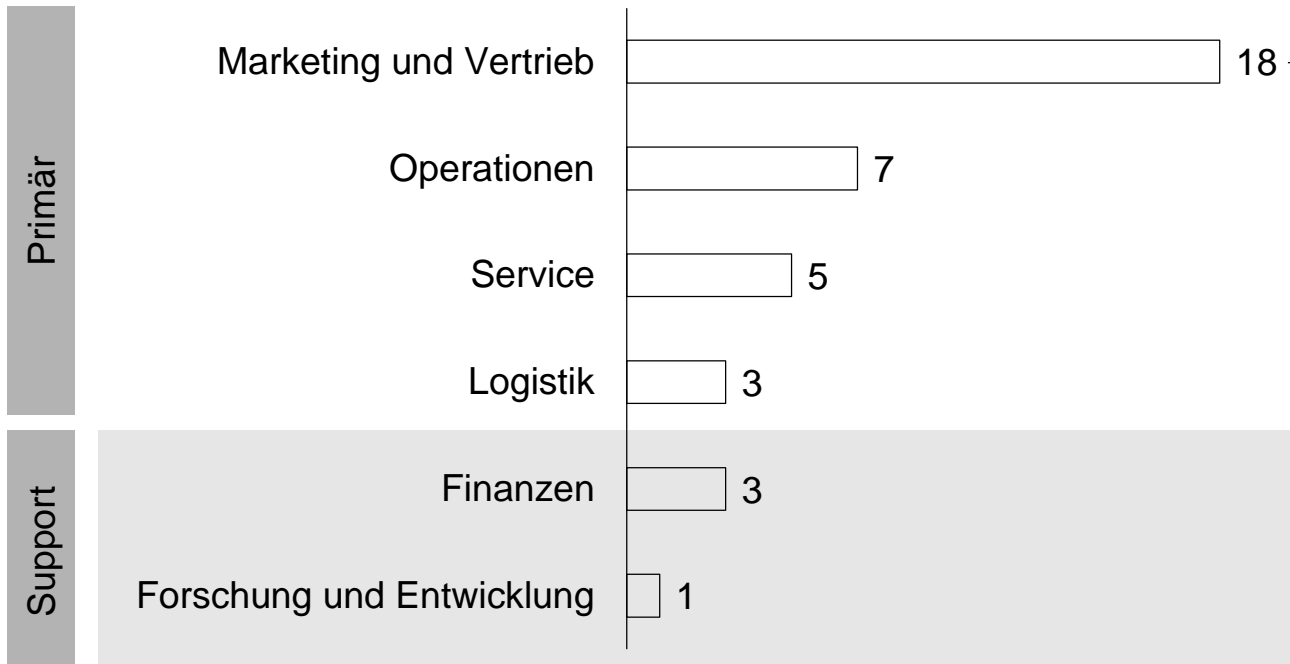
~50% der Fallstudien verwenden Predictive Analytics

- Klassifikation wird vorrangig mit Entscheidungsbaumlern- Algorithmen durchgeführt
- Regressionsanalysen greifen mehrheitlich auf lineare Regression zurück

Fallstudien zum Einsatz von BA werden vor allem in primären Unternehmensfunktionen durchgeführt

Fallstudienanalyse

Anzahl Fallstudien nach Unternehmensfunktion

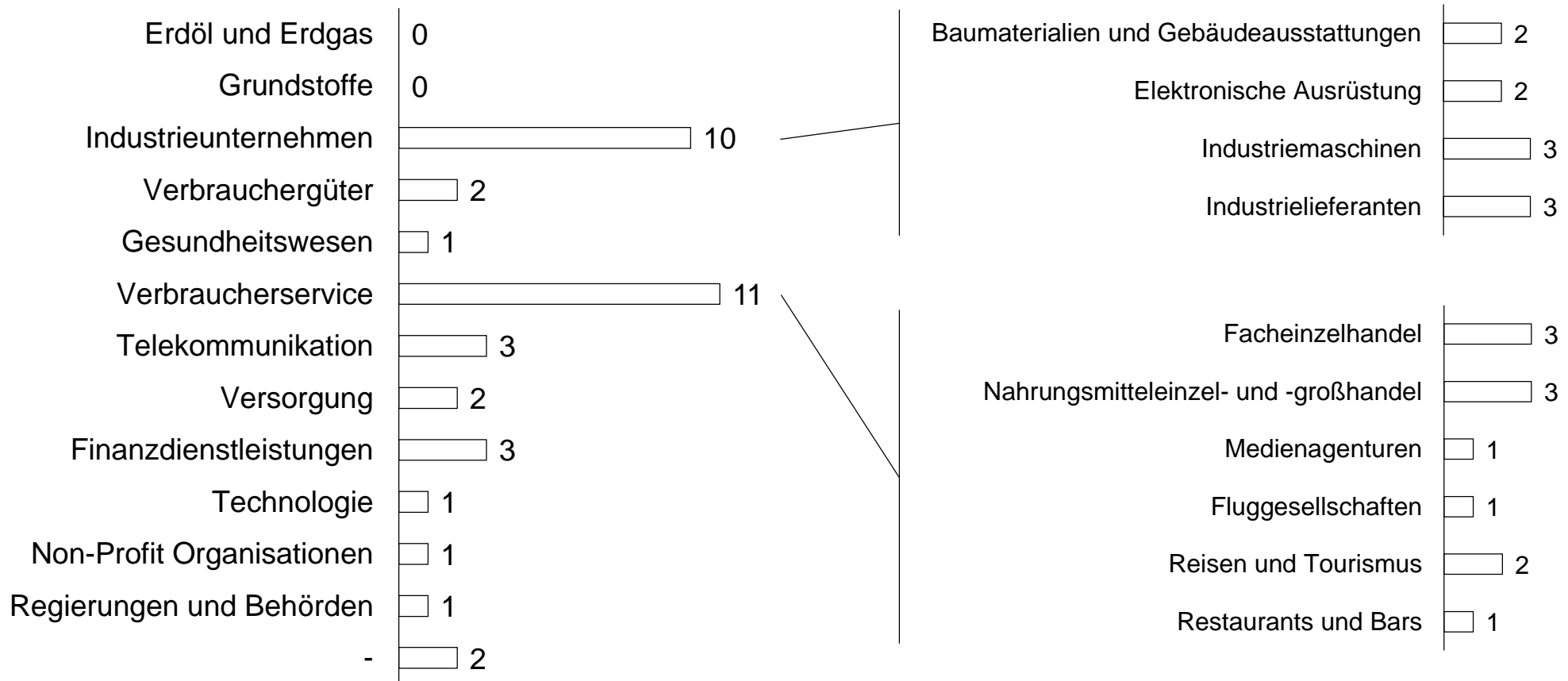


Anwendungsbeispiele

- Churn / Retention Analyse durch Kundengruppierung
- Warenkorbanalysen zur Identifikation zusammen gekaufter Produkte
- Vorhersage der Reaktion auf Werbemaßnahmen
- Identifikation von Einflussfaktoren auf die Kundenzufriedenheit
- Schätzung der Umsatzeffekte von Werbemaßnahmen
- Identifikation von Trends im Kaufverhalten

BA Verfahren kommen vorrangig in den Branchen Industrie und Verbraucherdienstleistungen zum Einsatz

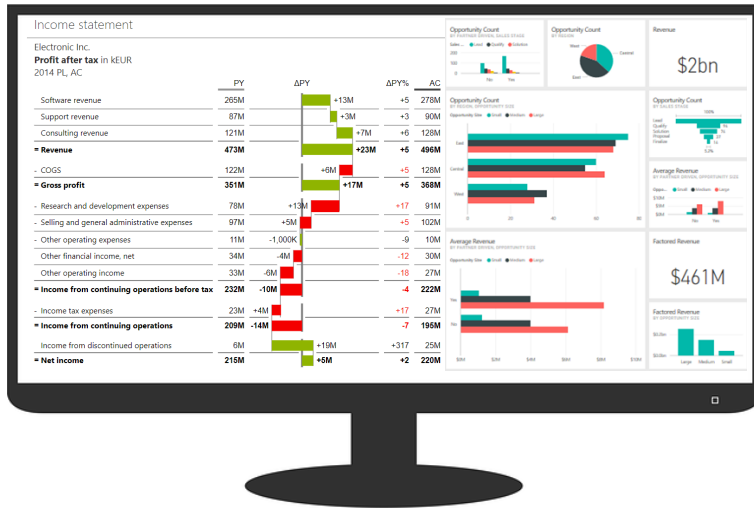
Anzahl Fallstudien nach Branche



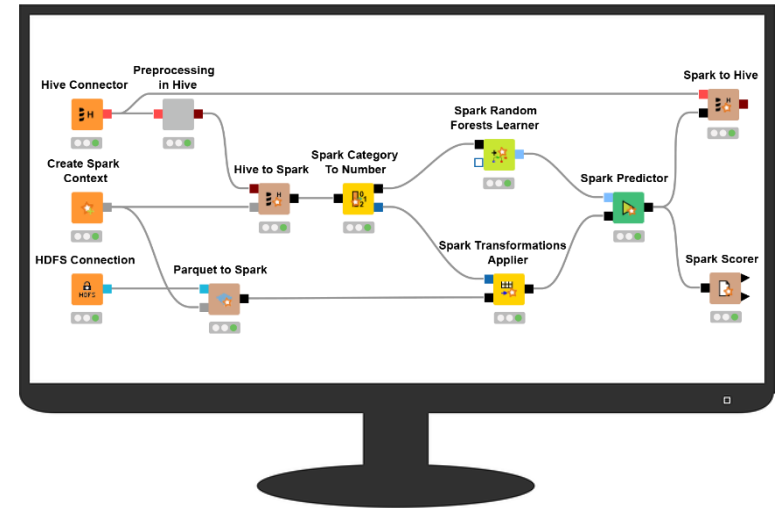
BI Tools basieren auf Tabellenkalkulationen und BA Tools modellieren die Analyse als Datenflussprozess

Softwarelösungen

BI Tools



BA Tools



Aus über 100 Tools wurden 11 BI Tools und 16 BA Tools ausgewählt und untersucht

Softwarelösungen

BI Tools

ADVIZOR Solutions	Advizor
Anaplan	Platform
Datameer	Platform
Dundas Data Visualization	Dundas BI
GoodData	Platform
IBM	Cognos Analytics
Microsoft	Power BI
Oracle	Analytics Cloud
Splunk	Enterprise
Tableau Software	Tableau
Zoho	Analytics

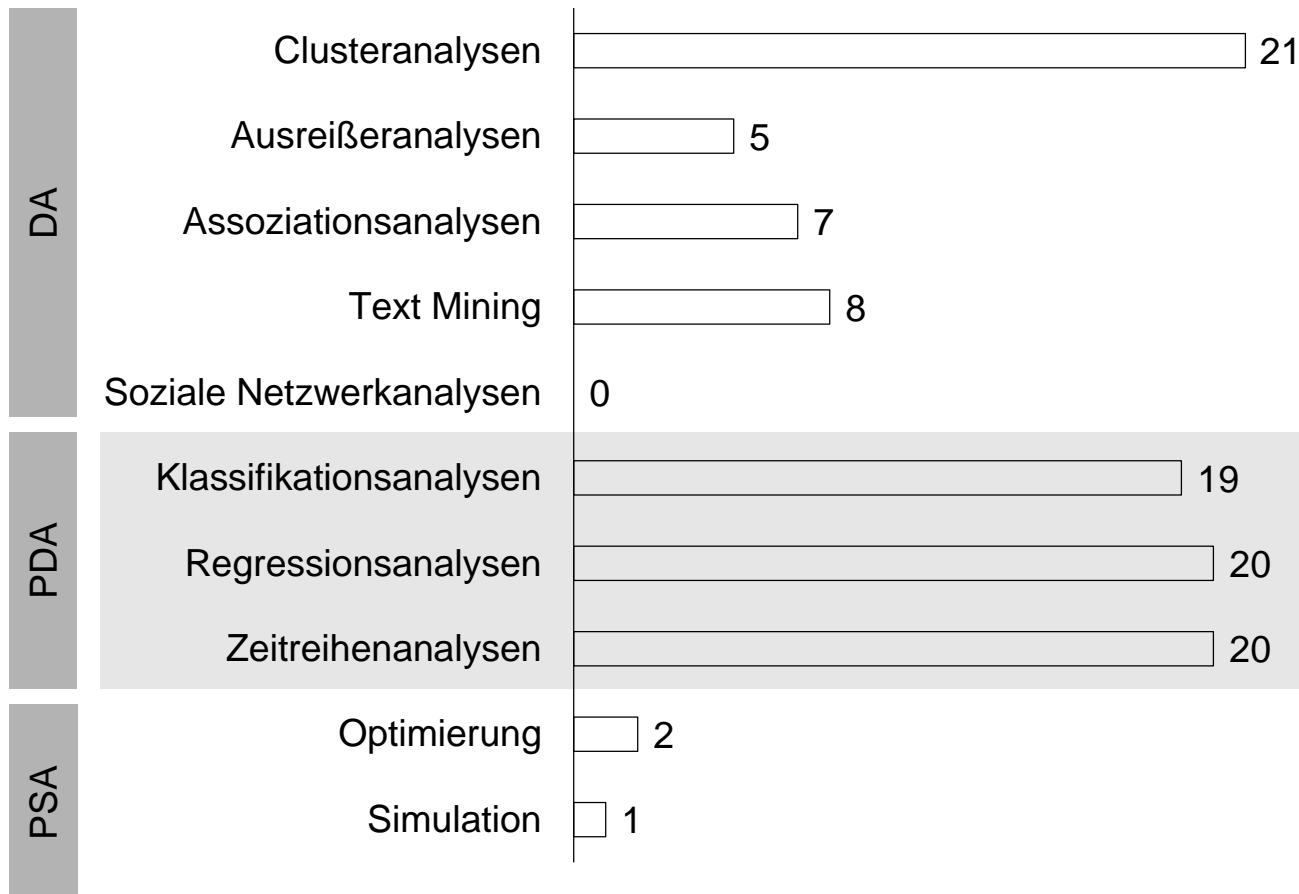
BA Tools

Altair Engineering	Knowledge Studio
Alteryx	Platform
Dataiku	Data Science Studio
H2O.ai	H2O Driverless AI
IBM	Watson Studio
Infogix	Data3Sixty
KNIME	Analytics Platform
Logi Analytics	Logi Predict
Microsoft	Azure Machine Learning Studio
Prognoz	Platform 8
Pyramid Analytics	Pyramid 2018
RapidMiner	Studio
SAS	Enterprise Miner
SAS	Visual Data Mining and Machine Learning
TIBCO	Spotfire
University of Waikato	WEKA

In Softwarelösungen werden im Wesentlichen Clusteranalysen und prädiktive Verfahren unterstützt

Softwarelösungen

Anzahl Softwarelösungen nach unterstütztem Verfahren (N=27)



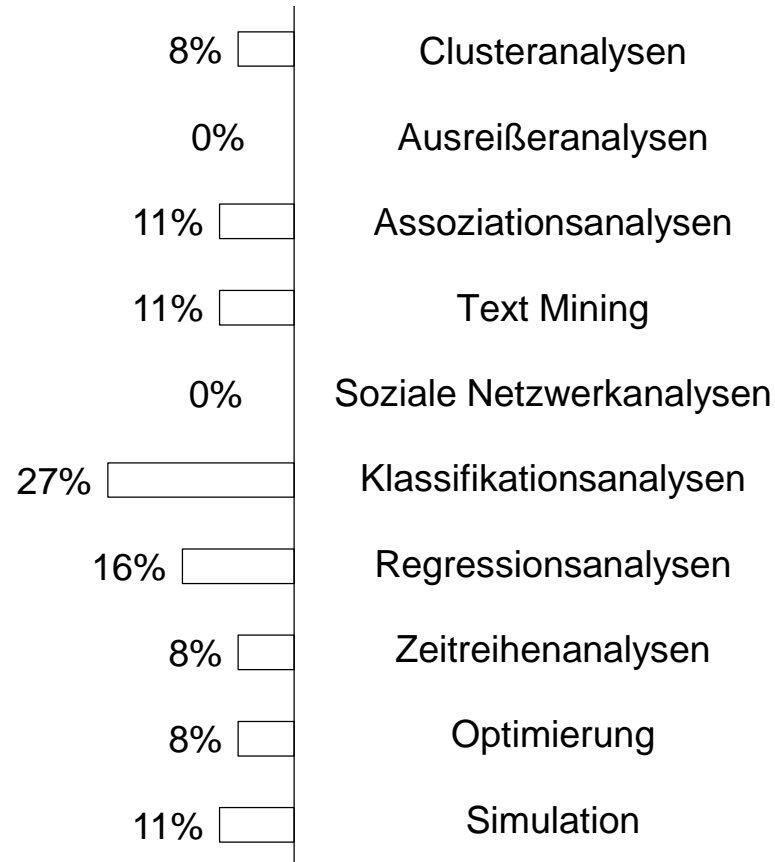
- Für Clusteranalysen wird immer der K-Means Algorithmus angeboten

- Klassifikation wird vorrangig durch Entscheidungsbaum-lerner unterstützt
- Regressionsanalysen greifen fast ausschließlich auf lineare Regression zurück
- Zur Zeitreihenanalyse werden unterschiedliche Verfahren häufig unterstützt

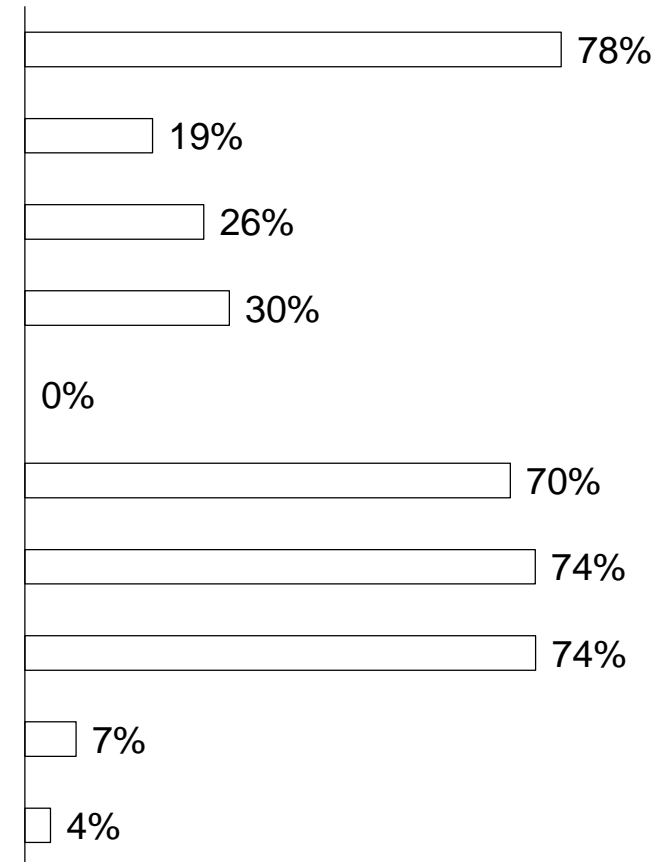
Predictive Analytics wird in einem Großteil der Softwarelösungen unterstützt

Gegenüberstellung Fallstudien und Softwarelösungen

Anwendung in Fallstudien



Unterstützung in Softwarelösungen



Der Fokus von Forschung und Praxis in BA liegt auf prädiktiven Verfahren

Zusammenfassung



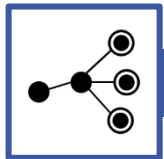
Fallstudien

- Klassifikations- und Regressionsanalysen werden am häufigsten eingesetzt
- Untersuchte Problemstellungen betreffen mehrheitlich die Funktion Marketing und Vertrieb
- Anwendungsbeispiele konzentrieren sich auf die Branchen Industrie und Verbraucherdienstleistungen



Softwarelösungen

- Aktuelle Softwarelösungen unterstützen vorrangig Cluster-, Klassifikations-, Regressions- und Zeitreihenanalysen



Predictive Analytics

- In Fallstudien und aktuellen Softwarelösungen dominieren Verfahren aus dem Bereich Predictive Analytics

Softwarelösungen

BI und BA Tools

Zugang zu Doku

BA Algorithmen



- BARC Score Enterprise BI and Analytics Platforms
- barc.de/bi-survey



- Magic Quadrant for Business Intelligence Platforms
- Magic Quadrant for Data Science and Machine Learning Platforms

> 100 Tools

> 80 Tools

27 Tools

11 BI Tools

16 BA Tools

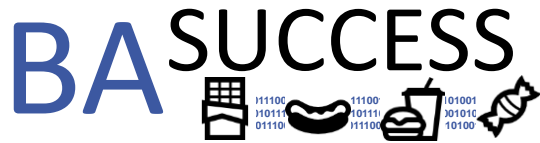
Softwarelösungen

Top 7 Softwarelösungen nach Anzahl unterstützter Verfahren

		Cluster	Ausreißer	Assoziationen	Text Mining	Soziale Netzwerke	Klassifikation	Regression	Zeitreihen	Optimierung	Simulation
1		✓	✓	✓	✓		✓	✓	✓		
		✓	✓	✓	✓		✓	✓	✓		
		✓	✓	✓	✓		✓	✓	✓		
2		✓					✓	✓	✓	✓	✓
		✓		✓	✓		✓	✓	✓		
3											

Agenda

- 1** Vorstellung der Projektziele und der Forschungsstellen
- 2** Prognose von Absatzzahlen mit Hilfe von Wetterdaten
- 3** Fallstudienanalyse implementierter Algorithmen und deren Unterstützung in aktuellen Softwarelösungen
- 4** Analyse der Erfolgsfaktoren von Business Analytics in KMU der Nahrungsmittelindustrie
- 5** Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Einführung von Business Analytics für kleine und mittelständische Unternehmen anhand eines Strukturgleichungsmodells – Arbeitsstand
- 6** Diskussion



18.03.2020, München

Analyse der Erfolgsfaktoren von Business Analytics in mittelständischen Unternehmen der Nahrungsmittelindustrie

Agenda

- 1** Fragestellungen und Vorgehensweise
- 2** Umfrageauswertung
- 3** Gruppierung der Unternehmen in Cluster
- 4** Charakterisierung der Unternehmenstypen
- 5** Anhang

Agenda

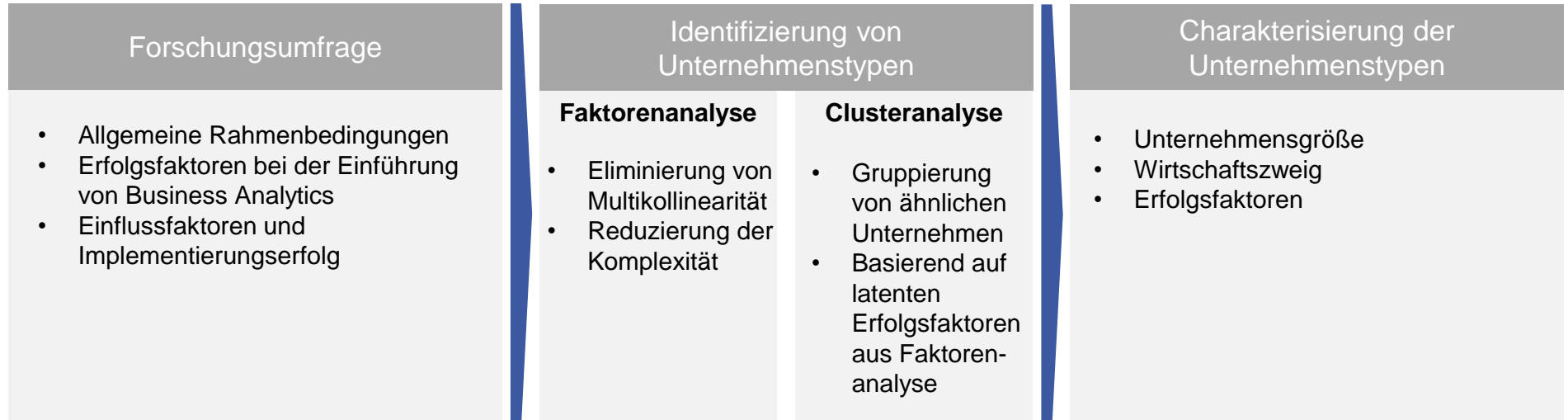
- 1** Fragestellungen und Vorgehensweise
- 2** Umfrageauswertung
- 3** Gruppierung der Unternehmen in Cluster
- 4** Charakterisierung der Unternehmenstypen
- 5** Anhang

Ziele des heutigen Treffens

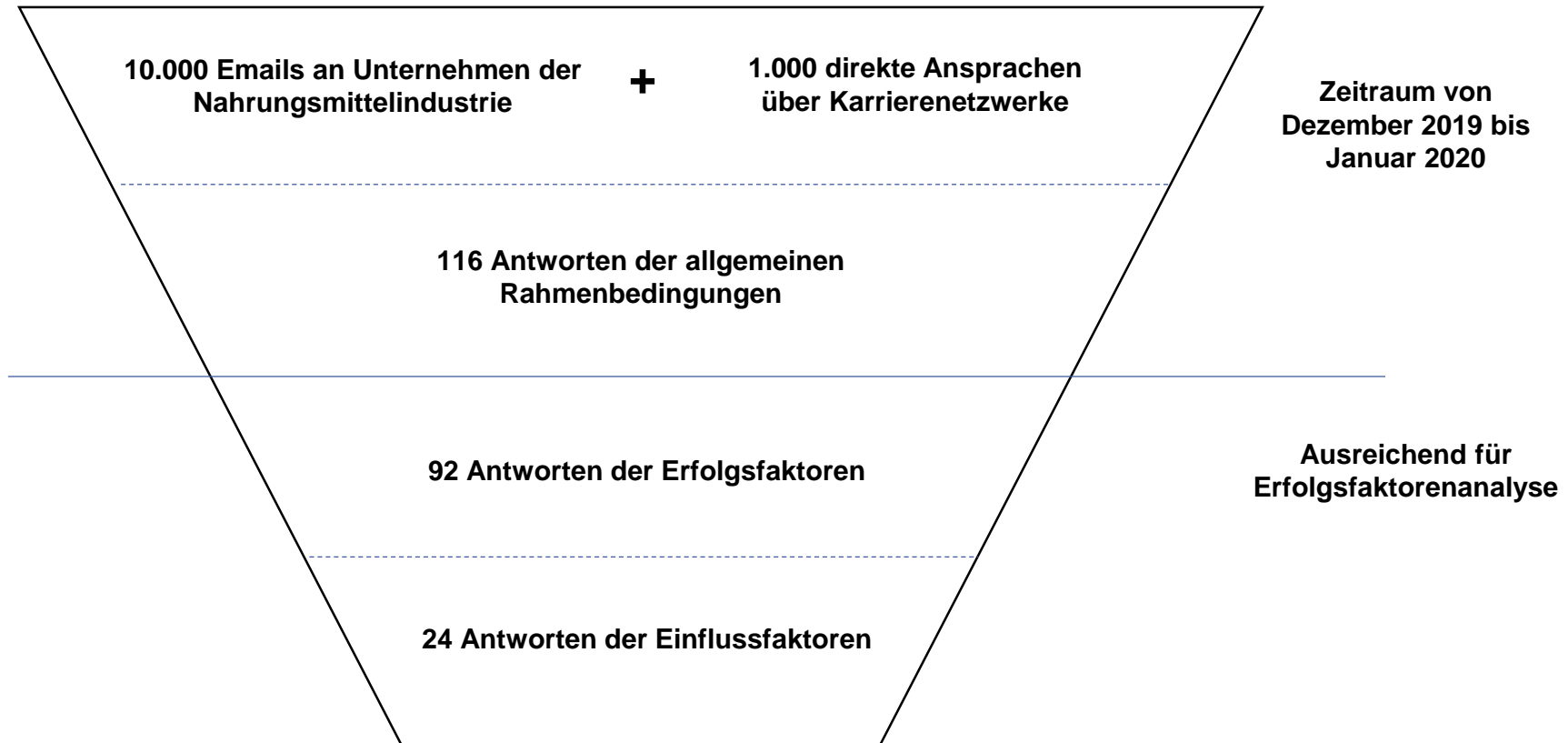


- Validierung und Priorisierung der Erfolgsfaktoren bei der Einführung von Business Analytics in kleinen und mittleren Unternehmen
- Analyse der spezifischen Rahmenbedingungen und Herausforderungen von kleinen und mittleren Unternehmen
- Identifizierung von Unternehmenstypen basierend auf den individuellen Erfolgsfaktoren und Herausforderungen
- Charakterisierung der Unternehmenstypen und Ableitung typspezifischer Handlungsempfehlungen

Vorgehensweise



Vorgang der Forschungsumfrage



Agenda

- 1 Fragestellungen und Vorgehensweise
- 2 Umfrageauswertung
- 3 Gruppierung der Unternehmen in Cluster
- 4 Charakterisierung der Unternehmenstypen
- 5 Anhang

Umfrageauswertung der Wirtschaftszweige

Die meisten Teilnehmer sind Hersteller von Backwaren, Fleisch, alkoholischen Getränken, Milch und Sonstigem.

15 Hersteller von Backwaren

7 Unternehmen der Obst- und Gemüseverarbeitung

4 Unternehmen der Fischverarbeitung

11 Unternehmen der Fleischverarbeitung

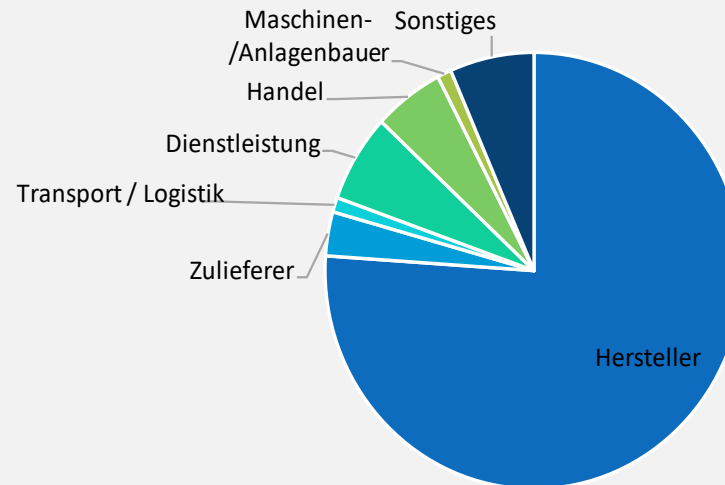
5 Hersteller von alkoholfreien Getränken

4 Hersteller von Stärke

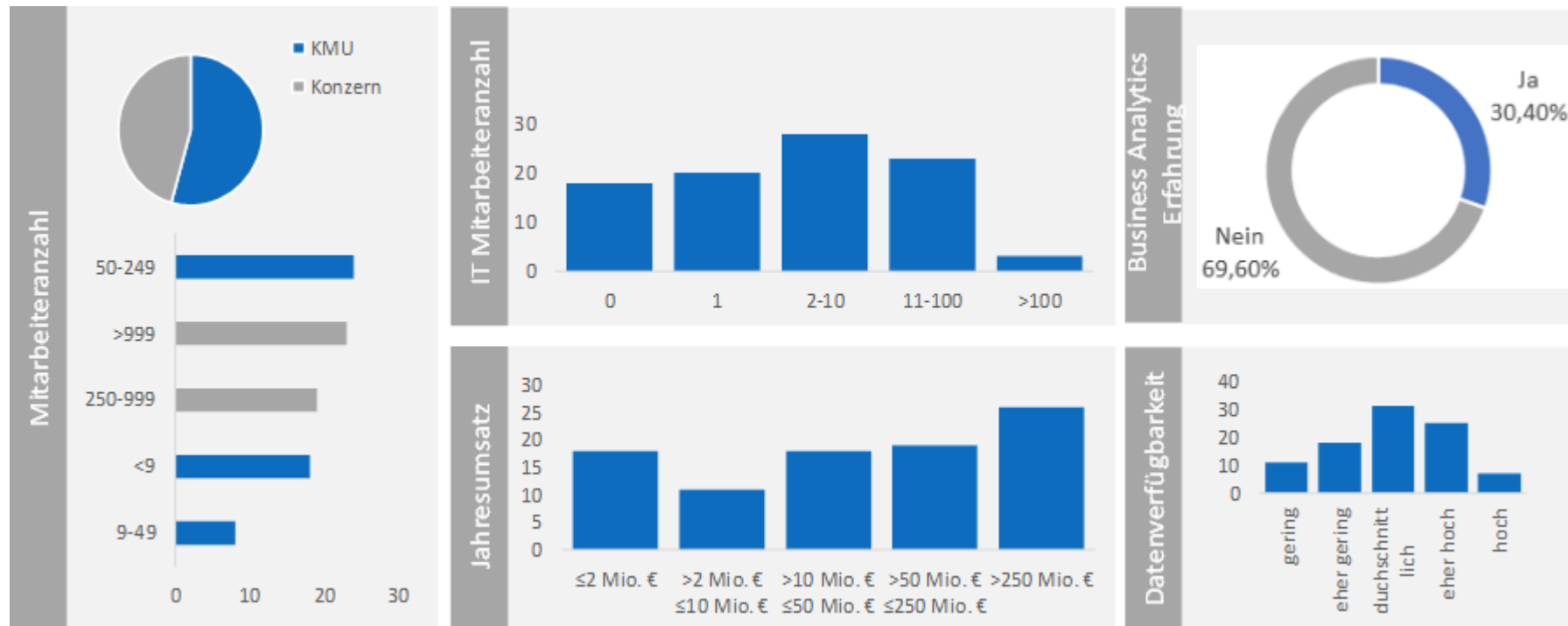
10 Hersteller von alkoholischen Getränken

8 Unternehmen der Milchproduktion

28 Sonstige Unternehmen (Süßwaren, Feinkost, Gewürze, etc.)



Unternehmensgröße und Reifegrad

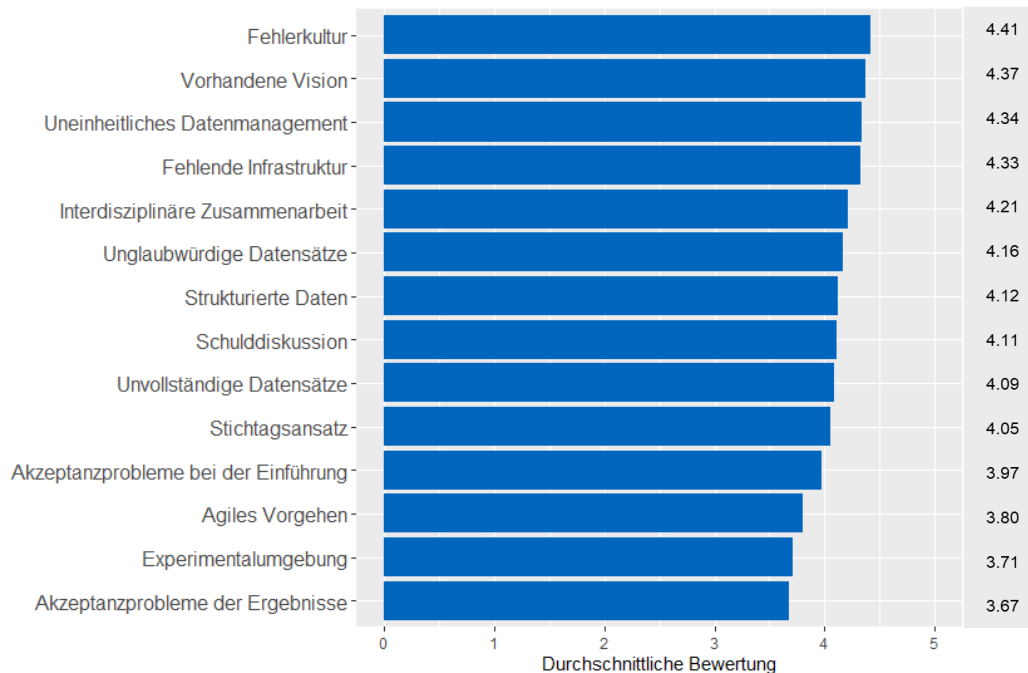


 **Die meisten Unternehmen haben 50-249 Mitarbeiter und 2-10 Mitarbeiter im IT Bereich. Der Umsatz liegt meistens zwischen 10 und über 250 Millionen Euro jährlich.**

Nur ein Drittel der Unternehmen hat bereits BA Erfahrung.

Erfolgsfaktoren und Hemmnisse

Die wichtigsten Erfolgsfaktoren sind Fehlerakzeptanz, Vision, Datenmanagement und die Infrastruktur.

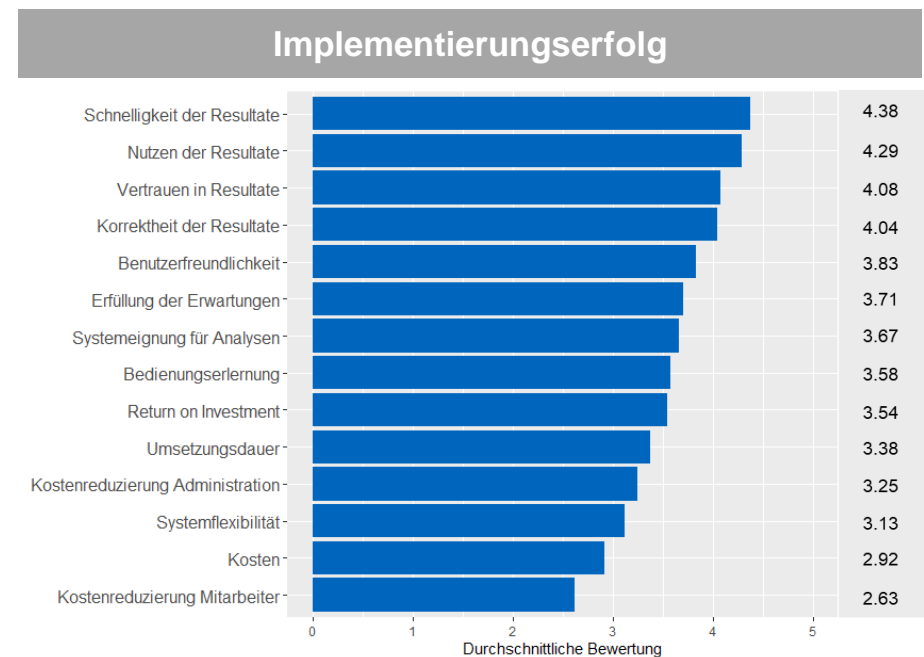


➔ Alle Erfolgsfaktoren wurden im gerundeten Durchschnitt als „eher wichtig“ eingestuft

➔ Besonders wichtig ist eine positive Fehlerkultur, die Integration von Business Analytics in die Vision und eine interdisziplinäre Zusammenarbeit

➔ Ebenso werden technische Aspekte hervorgehoben, wie ein einheitliches Datenmanagement und eine gute technische und organisatorische Infrastruktur

Einflussfaktoren und Implementierungserfolg (für N=24 erhaltene Antworten)

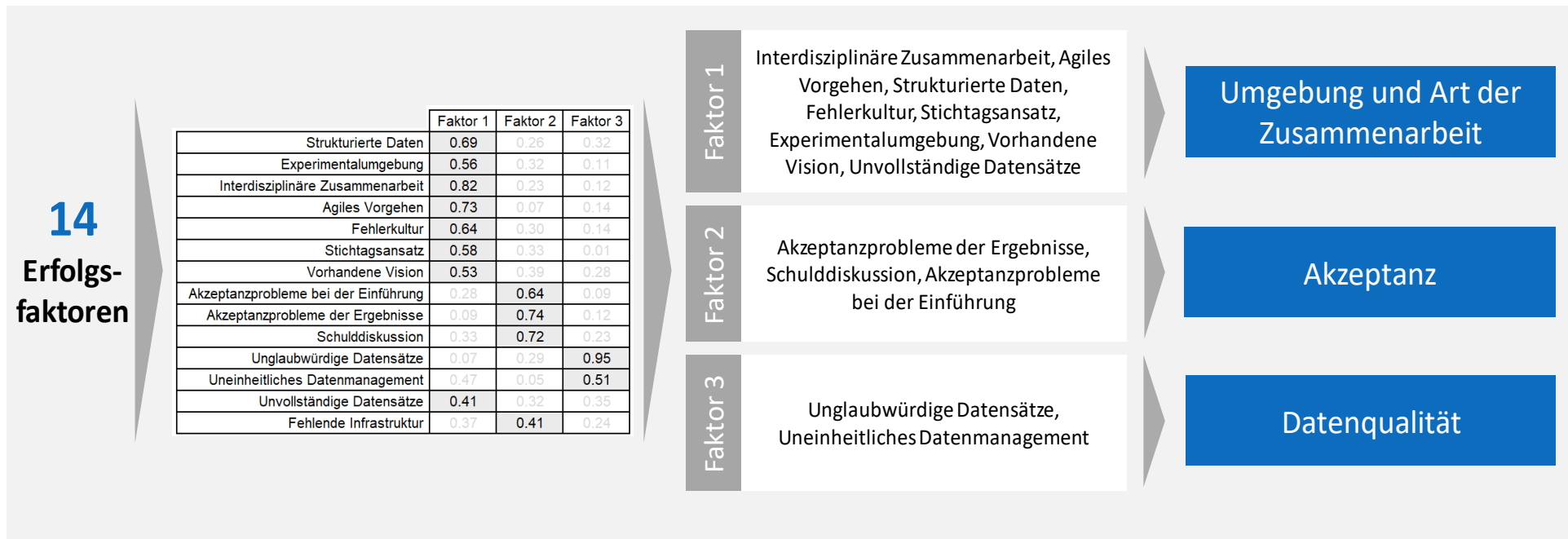


➔ Die wichtigsten Einflussfaktoren sind die Unterstützung durch die Führungsebene, interdisziplinäre Teams und Ressourcen.

➔ Als größte Erfolge werden die Schnelligkeit, der Nutzen sowie das Vertrauen des Systems bewertet.

Faktorenanalyse und Interpretation

Die Faktorenanalyse ergibt die drei extrahierten Faktoren Umgebung, Akzeptanz und Datenqualität.



Die ursprünglichen Variablen laden eindeutig auf die drei neuen Faktoren auf.

Eine Interpretation der drei extrahierten Faktoren ergibt die Faktoren: Umgebung, Akzeptanz und Datenqualität.

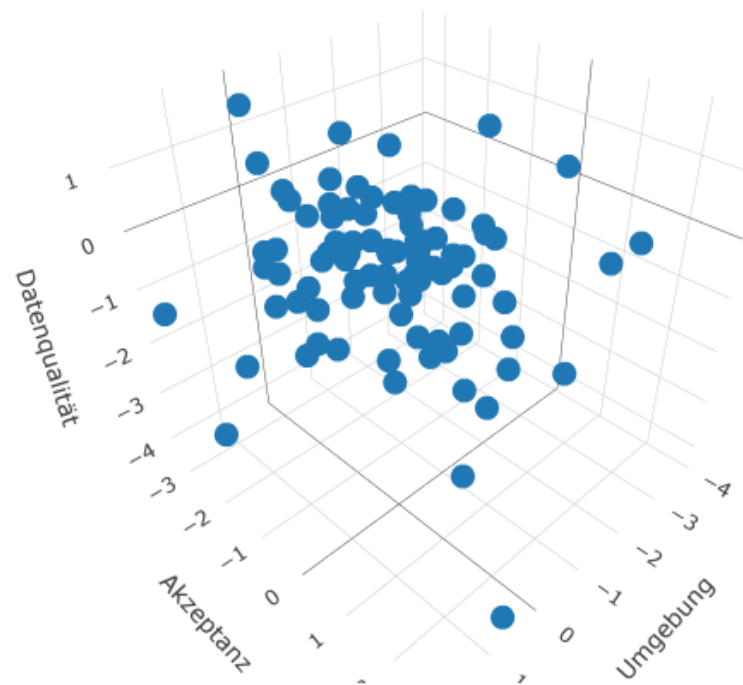
Agenda

- 1 Fragestellungen und Vorgehensweise
- 2 Umfrageauswertung
- 3 Gruppierung der Unternehmen in Cluster
- 4 Charakterisierung der Unternehmenstypen
- 5 Anhang

Projektion der Antworten auf die neuen Faktoren

Die Teilnehmer der Umfragen können nun in einem dreidimensionalen Raum dargestellt werden.

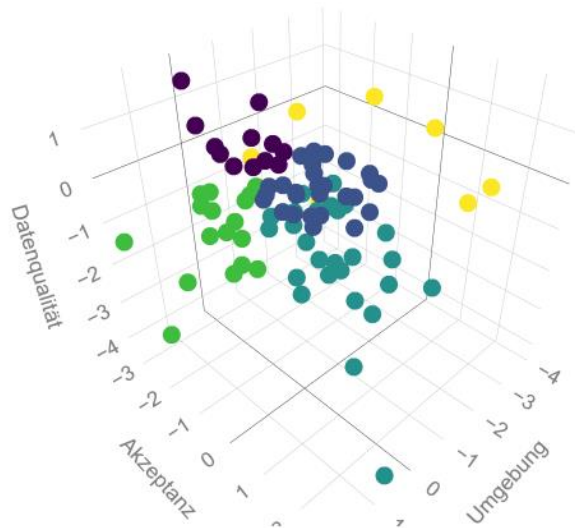
Die meisten Unternehmen haben hohe Ausprägungen für den Faktor Umgebung








Anmerkung: Die Faktorenwerte wurden während der Faktorenanalyse auf den auf null normierten Mittelwert normiert. Hohe positive Werte kennzeichnen überdurchschnittliche Ausprägungen, hohe negative Werte kennzeichnen unterdurchschnittliche Ausprägungen.

Clusteranalyse der Unternehmen

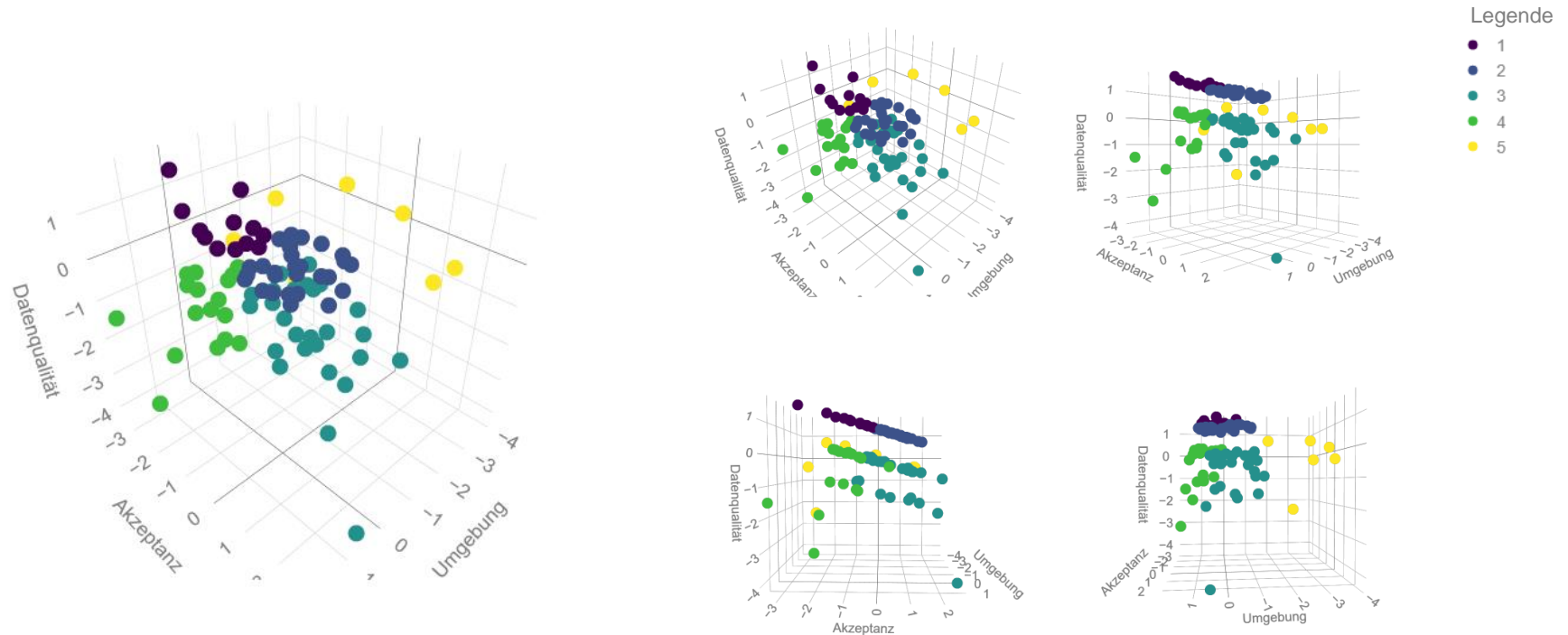
Es gibt fünf unterschiedliche Unternehmenstypen bezüglich Business Analytics Erfolgsfaktoren.



	Anzahl
 Typ 1 „Ganzheitlich Datenfokussiert“	12
 Typ 2 „Ganzheitlich“	29
 Typ 3 „Ganzheitlich Akzeptanzfokussiert“	27
 Typ 4 „Umgebungsfokussiert“	17
 Typ 5 „Rein Datengetrieben“	7

Anmerkung: Für die Clusteranalyse wurde das hierarchisch agglomerative Clusterverfahren mit dem Ward Fusionierungsalgorithmus und einer Anzahl von 5 Clustern gewählt.

Darstellung der Clusterzugehörigkeit aus verschiedenen Perspektiven



Agenda

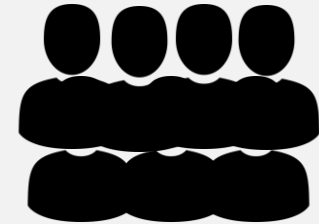
- 1 Fragestellungen und Vorgehensweise
- 2 Umfrageauswertung
- 3 Gruppierung der Unternehmen in Cluster
- 4 **Charakterisierung der Unternehmenstypen**
- 5 Anhang

Typ 1 „Ganzheitlich Datenfokussiert“

Charakteristika

12 vor allem **Hersteller** aus

Fisch Fleisch Obst- und Gemüse Backwaren Milch
 alkoholische Getränke alkoholfreie Getränke Stärke Sonstiges

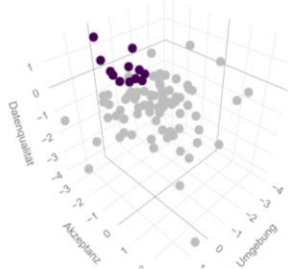


Datenverfügbarkeit
eher hoch

BA Projekt:
50%

Besonderheiten:
 • Business Analytics Erfahrung

Erfolgsfaktoren



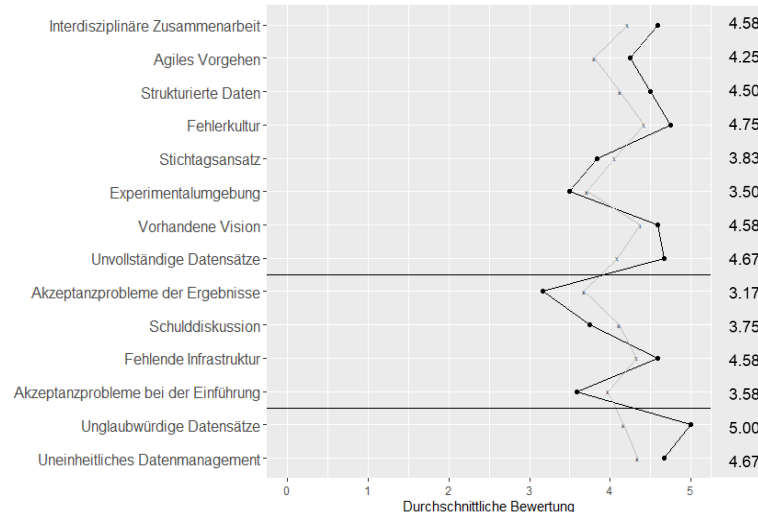
Umgebung



Akzeptanz



Daten



- Erfolgsfaktoren sind vor allem die Datenqualität und die Umgebung
- Es sollte auf glaubwürdige Daten geachtet werden, viele Daten sind meist bereits verfügbar
- Die Unternehmenskultur sollte durch eine positive Fehlerkultur und eine interdisziplinäre Zusammenarbeit geprägt sein und Business Analytics sollte in der Vision vorhanden sein

Legende: ■ Cluster 1 ■ Gesamtdurchschnitt ■ v.a. Unternehmen mit >999 Mitarbeitern

Typ 2 „Ganzheitlich“

Charakteristika

29

vor allem **Hersteller** aus

Fisch Fleisch Obst- und Gemüse Backwaren **Milch**
 alkoholische Getränke alkoholfreie Getränke Stärke **Sonstiges**

Datenverfügbarkeit
durchschnittlich bis hoch

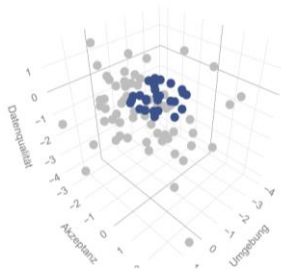
BA Projekt:
27,6%

Besonderheiten:

- Viele Unternehmen mit hoher Datenverfügbarkeit
- 62,5% der Milchproduzenten



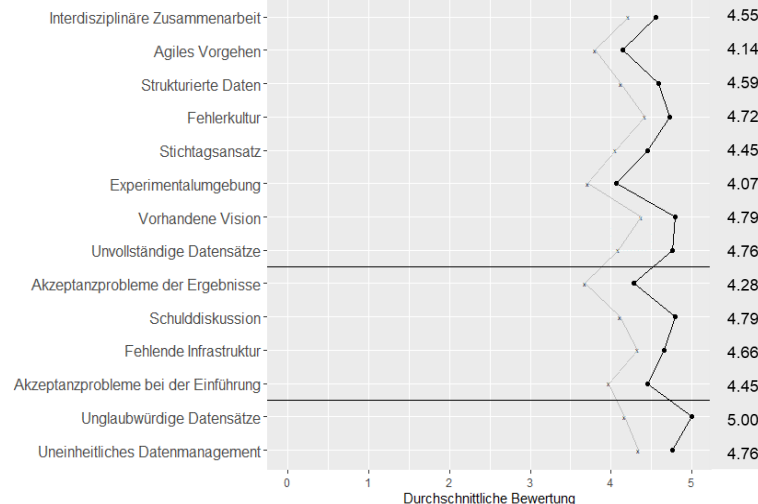
Erfolgsfaktoren



Umgebung

Akzeptanz

Daten



- Alle drei Dimension sind sehr bedeutend für den Erfolg
- Sowohl für eine gute Zusammenarbeit und Umgebung, als auch für hohe Akzeptanz und gute Datenqualität sorgen
- Auf glaubwürdige und vollständige Daten, Etablierung einer fehlerverzeihenden, interdisziplinären Zusammenarbeit und einer hohen Akzeptanz bei der Einführung achten

Typ 3 „Ganzheitlich Akzeptanzfokussiert“

Charakteristika

27

vor allem **Hersteller** aus

Fisch **Fleisch** **Obst- und Gemüse** Backwaren Milch
 alkoholische Getränke alkoholfreie Getränke Stärke Sonstiges

Datenverfügbarkeit
gering bis hoch

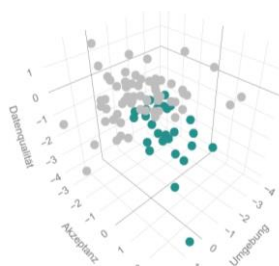
BA Projekt:
29,6%

Besonderheiten:

- überdurchschnittlich viele Fleisch und Obst und Gemüse Verarbeiter



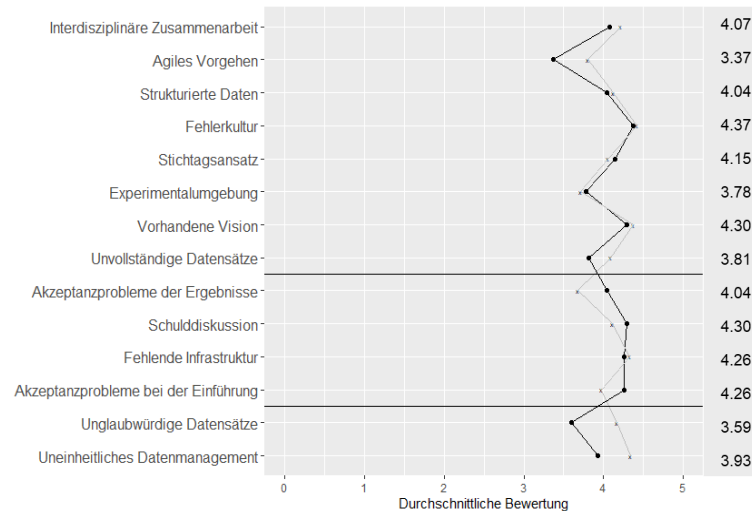
Erfolgsfaktoren



Umgebung

Akzeptanz

Daten



- Erfolgsfaktoren sind die Umgebung und Zusammenarbeit in der Organisation sowie die Akzeptanz der Mitarbeiter
- Datenfokussierende Vision und positive Fehlerkultur etablieren
- Vermeiden von Akzeptanzproblemen und Schulddiskussionen
- Dagegen sind ein agiles Vorgehen und die Datenqualität nicht ganz so wichtig

Legende: ■ Cluster 3 ■ Gesamtdurchschnitt

v.a. Unternehmen mit 1 bis 49 Mitarbeitern

Typ 4 „Umgebungsfokussiert“

Charakteristika

17 vor allem **Hersteller** aus

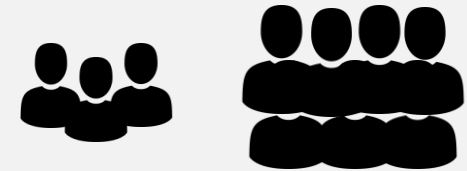
Fisch Fleisch Obst- und Gemüse Backwaren Milch
alkoholische Getränke alkoholfreie Getränke Stärke **Sonstiges**

Datenverfügbarkeit
durchschnittlich

BA Projekt:
23,5%

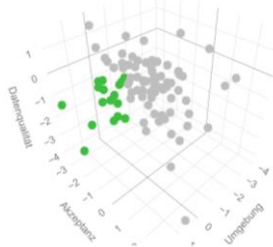
Besonderheiten:

- geringste BA Projekterfahrung
- Nur circa 4% der Mitarbeiter aus dem IT Bereich



Wenig IT Mitarbeiter

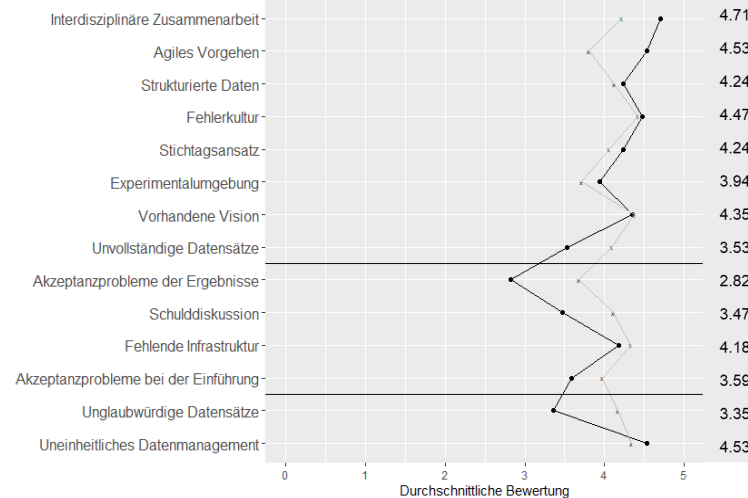
Erfolgsfaktoren



Umgebung

Akzeptanz

Daten



- Erfolgsfaktor ist eine positive Umgebung im Sinne von einer agilen und interdisziplinären Zusammenarbeit mit positiver Fehlerkultur
- Einheitliches und unternehmensweites Datenmanagement
- Akzeptanzprobleme und Schulddiskussionen nicht problematisch
- Ausbau der IT Mitarbeiter

Legende: ■ Cluster 4 ■ Gesamtdurchschnitt v.a. Unternehmen mit 250 bis 999 Mitarbeitern

Typ 5 „Rein Datengetrieben“

Charakteristika

7 ausschließlich **Hersteller** aus Fisch, Fleisch, Obst- und Gemüse, **Backwaren**, Milch, alkoholische Getränke, alkoholfreie Getränke, Stärke, Sonstiges

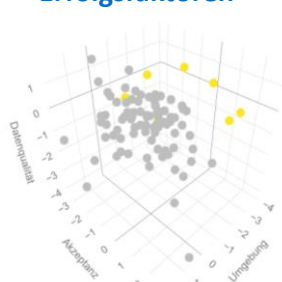
Datenverfügbarkeit **gering oder eher gering**

BA Projekt: **28,6%**

Besonderheiten:
• vor allem Hersteller von Backwaren (42,9%)



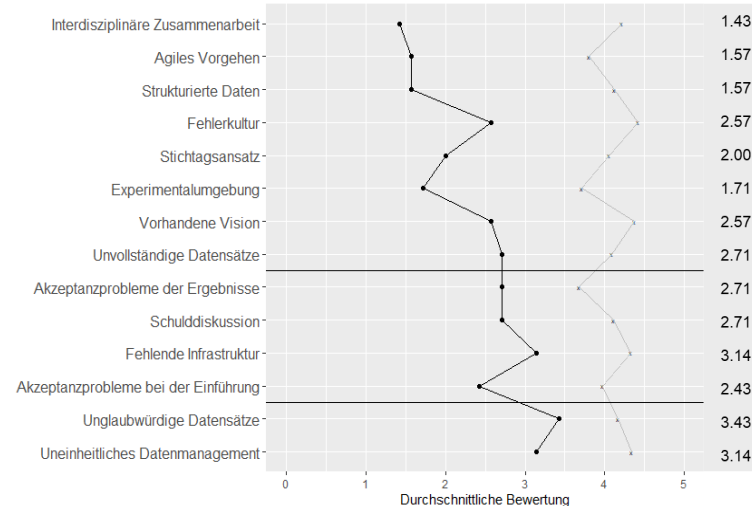
Erfolgsfaktoren



Umgebung

Akzeptanz

Daten



- Keine der Erfolgsfaktoren wird als erfolgsversprechend eingeschätzt
- Am ehesten Einfluss auf den Erfolg haben die Glaubwürdigkeit der Daten und eine funktionierende Infrastruktur
- Insbesondere die Umgebung mit einer interdisziplinären Zusammenarbeit und einem agilen Vorgehen hat keinen Einfluss auf den Erfolg

Legende: ■ Cluster 5 ■ Gesamtdurchschnitt v.a. Unternehmen mit 50 bis 249 Mitarbeitern

Agenda

- 1** Fragestellungen und Vorgehensweise
- 2** Umfrageauswertung
- 3** Gruppierung der Unternehmen in Cluster
- 4** Charakterisierung der Unternehmenstypen
- 5** Anhang

Güte Test für Faktorenanalyse

Güte der Daten

Bestimmung der Faktorenzahl

Faktorenanalyse

Bestimmung der Clusteranzahl

Clusteranalyse

```
cortest.bartlett(data_erfolg[,2:15])
R was not square, finding R from data
$chisq
[1] 635.4328

$p.value
[1] 1.491308e-82

$df [1] 91 #
```

```
# Kaiser Meyer Olkin Kriterium zum Messen der Eignung für
Faktorenanalyse
> KMO(data_erfolg[,2:15])$MSA
[1] 0.8626771
```



Die Daten eignen sich für eine Faktorenanalyse.

Bestimmung der Faktorenanzahl

Güte der Daten

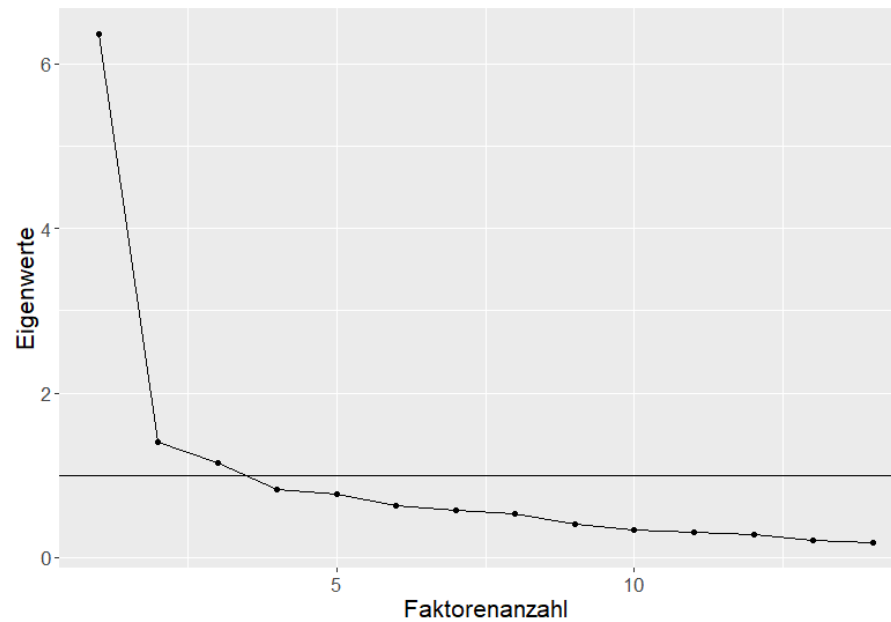
Bestimmung der Faktorenanzahl

Faktoranalyse

Bestimmung der Clusteranzahl

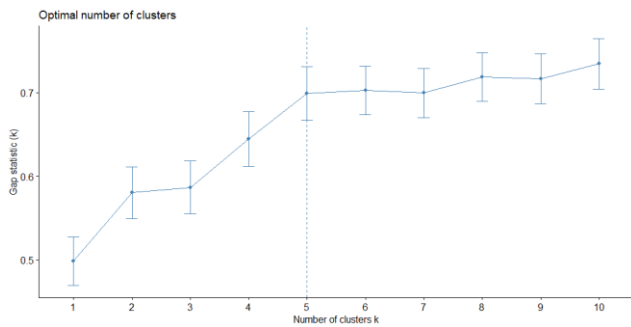
Clusteranalyse

Faktorenanzahl	Eigenwerte
1	6,37
2	1,41
3	1,16
4	0,82
5	0,77
6	0,63
7	0,58
8	0,53
9	0,41
10	0,33
11	0,31
12	0,29
13	0,21
14	0,18

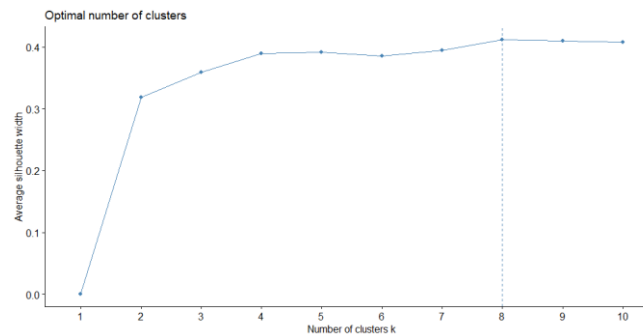


Drei Faktoren sollten aus den Daten extrahiert werden.

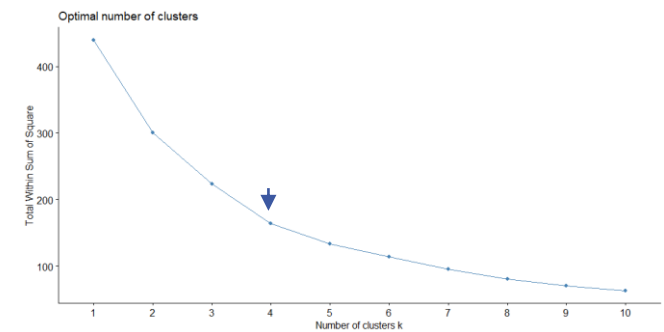
Bestimmung der Clusteranzahl (andere Verfahren)



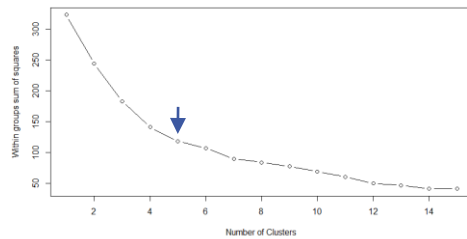
Gap Statistik



Silhouette Methode



Scree Plot basierend auf WSS



Scree Plot für kmeans

```

*****
* Among all indices:
* 4 proposed 2 as the best number of clusters
* 2 proposed 3 as the best number of clusters
* 6 proposed 4 as the best number of clusters
* 1 proposed 7 as the best number of clusters
* 1 proposed 8 as the best number of clusters
* 3 proposed 9 as the best number of clusters
* 6 proposed 10 as the best number of clusters
*****
***** conclusion *****
* According to the majority rule, the best number of clusters is 4
*****
    
```

Majority Vote von NbClust

→ Die Heuristiken schlagen 3, 4, 4, 5 bzw. 8 Cluster vor.



Die Heuristiken schlagen 3, 4, 4, 5 bzw. 8 Cluster vor.

Bestimmung der Clusteranzahl (Scree Plot)

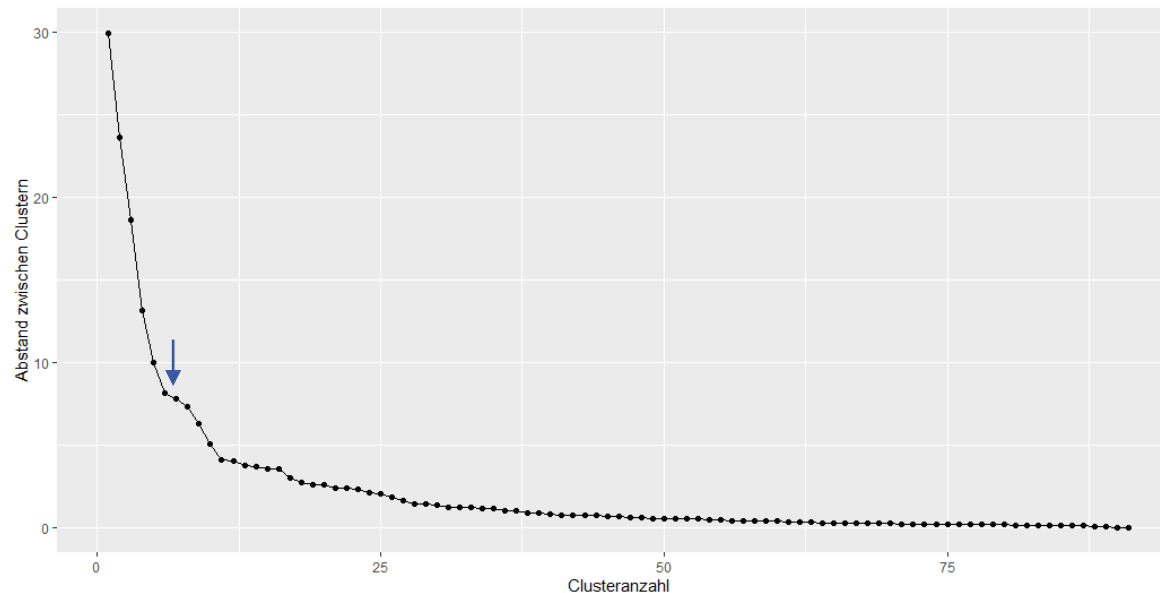
Güte der Daten

Bestimmung der Faktorenzahl

Faktoranalyse

Bestimmung der Clusteranzahl

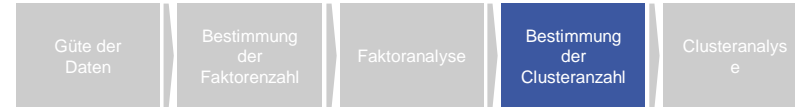
Clusteranalyse



Der Scree-Plot basierend auf der Abstandmessung zwischen den Clustern (Height) des hierarchischen agglomerativen Verfahren schlägt 5 Cluster vor.

Andere Heuristiken schlagen 3, 4, 5 bzw. 8 Cluster vor.


Bestimmung der Clusteranzahl (Abstand zu nächstem Cluster)



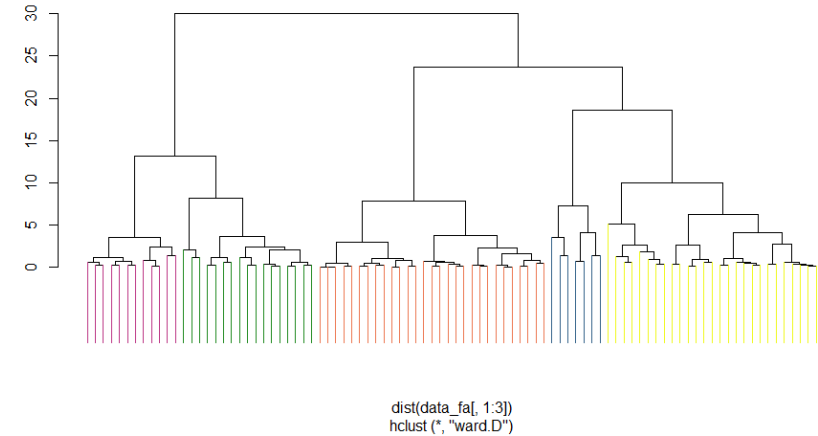
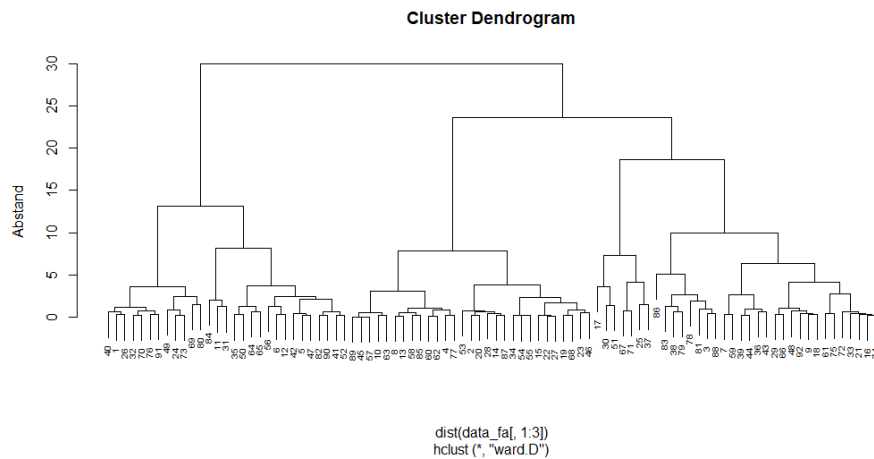
Agglomeration Schedule							
Stage	Cluster Combined		Coefficient s	Difference	Appears		Next Stage
	Cluster 1	Cluster 2			Cluster 1	Cluster 2	
1	76	108	0.000		0	0	2
2	43	76	0.000	0.000	0	1	20
3	35	87	0.004	0.004	0	0	49
4	81	84	0.013	0.009	0	0	18
5	53	102	0.025	0.012	0	0	47
6	83	111	0.039	0.013	0	0	24
7	72	99	0.055	0.017	0	0	10
8	64	78	0.076	0.021	0	0	22
9	70	95	0.097	0.021	0	0	44
10	56	72	0.123	0.026	0	7	42
11	51	86	0.156	0.033	0	0	27
12	63	68	0.190	0.034	0	0	46
13	85	106	0.228	0.038	0	0	38
14	66	74	0.267	0.039	0	0	41
15	32	55	0.309	0.041	0	0	29
16	75	109	0.354	0.045	0	0	35
17	36	52	0.399	0.045	0	0	78
18	81	92	0.451	0.052	4	0	25
19	48	114	0.503	0.052	0	0	58
20	43	97	0.558	0.055	2	0	44
21	45	49	0.615	0.057	0	0	56
22	26	64	0.674	0.059	0	8	55
23	77	115	0.749	0.074	0	0	50
24	83	94	0.828	0.079	6	0	37
25	61	81	0.913	0.085	0	18	31
26	79	98	1.000	0.087	0	0	53
27	51	71	1.091	0.091	11	0	39
28	46	54	1.185	0.094	0	0	34
29	32	60	1.280	0.095	15	0	46
30	41	91	1.390	0.110	0	0	58
31	61	93	1.501	0.111	25	0	71

32	25	34	1.616	0.115	0	0	56
33	30	67	1.733	0.117	0	0	45
34	46	80	1.854	0.121	28	0	73
35	29	75	1.978	0.124	0	16	54
36	65	69	2.112	0.134	0	0	67
37	44	83	2.253	0.141	0	24	63
38	42	85	2.403	0.150	0	13	55
39	33	51	2.561	0.157	0	27	60
40	73	103	2.720	0.159	0	0	53
41	66	89	2.885	0.165	14	0	64
42	56	58	3.059	0.174	10	0	62
43	50	62	3.265	0.207	0	0	68
44	43	70	3.481	0.216	20	9	63
45	30	47	3.697	0.216	33	0	74
46	32	63	3.920	0.223	29	12	48
47	31	53	4.150	0.229	0	5	64
48	32	113	4.402	0.253	46	0	72
49	35	88	4.664	0.261	3	0	67
50	77	100	4.930	0.267	23	0	59
51	110	112	5.207	0.277	0	0	81
52	82	107	5.509	0.302	0	0	68
53	73	79	5.816	0.307	40	26	72
54	29	96	6.164	0.348	35	0	60
55	26	42	6.548	0.384	22	38	70
56	25	45	6.935	0.387	32	21	61
57	27	105	7.368	0.433	0	0	79
58	41	48	7.815	0.448	30	19	62
59	39	77	8.395	0.580	0	50	70
60	29	33	9.003	0.607	54	39	75
61	25	37	9.680	0.678	56	0	76
62	41	56	10.364	0.684	58	42	80
63	43	44	11.137	0.773	44	37	71
64	31	66	11.932	0.796	47	41	74
65	59	104	12.779	0.846	0	0	78

66	90	101	13.645	0.886	0	0	82
67	35	65	14.517	0.872	49	36	76
68	50	82	15.438	0.921	43	52	77
69	38	57	16.440	1.002	0	0	82
70	26	39	17.721	1.281	55	59	84
71	43	61	19.059	1.338	63	31	85
72	32	73	20.635	1.576	48	53	73
73	32	46	22.359	1.724	72	34	85
74	30	31	24.298	1.938	45	64	75
75	29	30	26.293	1.995	60	74	81
76	25	35	28.591	2.298	61	67	80
77	50	116	31.030	2.439	68	0	89
78	36	59	34.366	3.336	17	65	83
79	27	40	38.488	4.122	57	0	88
80	25	41	42.755	4.267	76	62	84
81	29	110	47.562	4.797	75	51	87
82	38	90	54.130	6.578	69	66	86
83	28	36	61.119	6.989	0	78	86
84	25	26	68.319	7.200	80	70	88
85	32	43	77.349	9.030	73	71	87
86	28	38	94.677	17.328	83	82	91
87	29	32	113.100	18.423	81	85	90
88	25	27	133.574	20.474	84	79	89
89	25	50	167.634	34.060	88	77	90
90	25	29	209.910	42.276	89	87	91
91	25	28	273.000	63.090	90	86	0

 Die Messung der Abstände zum nächsten Cluster schlagen 4 oder 7 Cluster vor.
 Hier ist der SPSS Output von hierarchisch agglomerativem Clustering mit dem Ward Verfahren dargestellt.

Hierarchisch agglomeratives Clustering

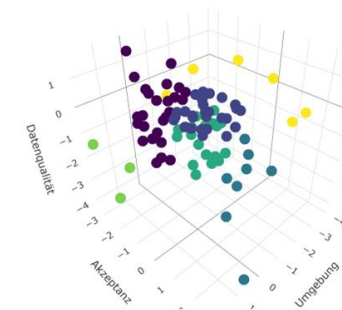
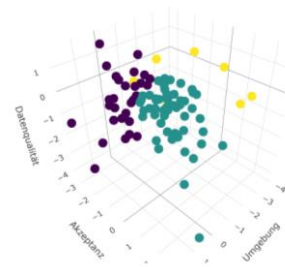
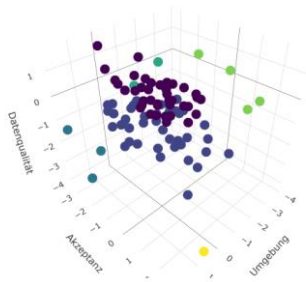
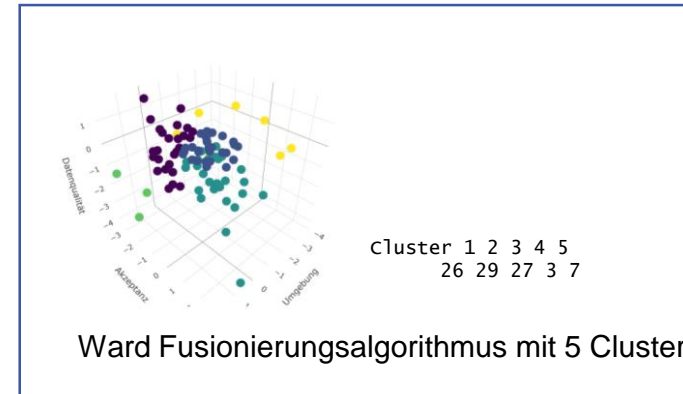
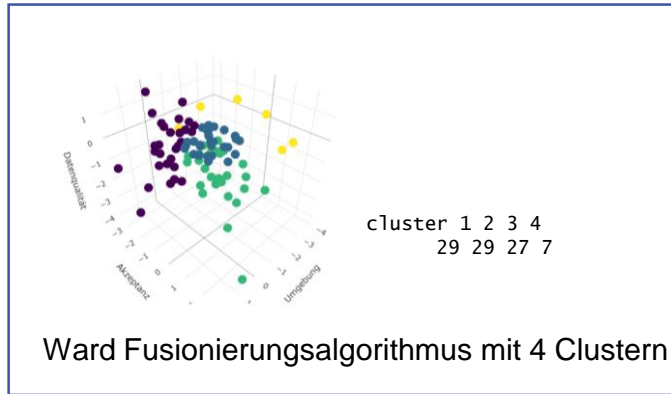


Hierarchisch agglomeratives mit dem Ward Verfahren erzielt die besten Ergebnisse, da es homogene Gruppen bildet

Mit 5 Clustern ist im Dendrogram eine sinnvolle Gruppierung sichtbar.

Alternativen mit verschiedenen Algorithmen und Clustergrößen

Güte der Daten	Bestimmung der Faktorenzahl	Faktoranalyse	Bestimmung der Clusteranzahl	Clusteranalyse
----------------	-----------------------------	---------------	------------------------------	----------------

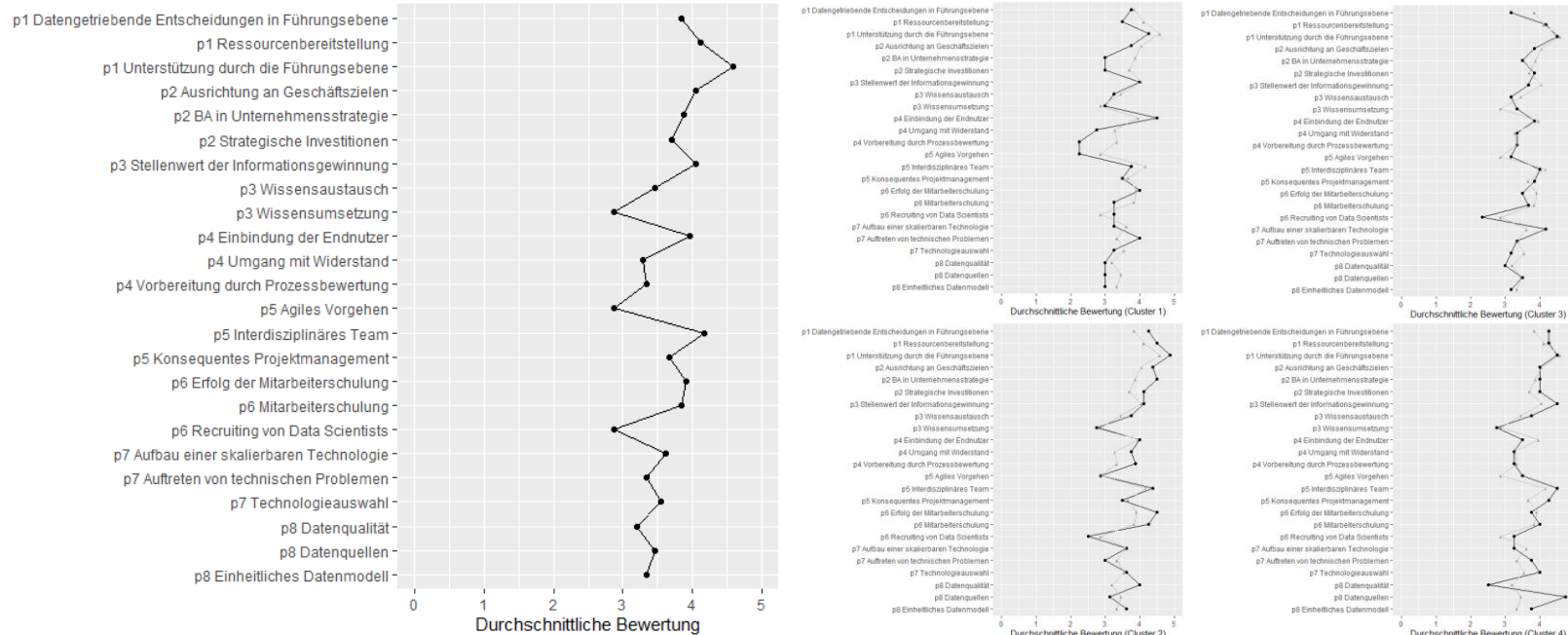


Average Linkage Fusionierungsalgorithmus mit 6 Cluster Ward Fusionierungsalgorithmus mit 3 Clustern Ward Fusionierungsalgorithmus mit 6 Clustern



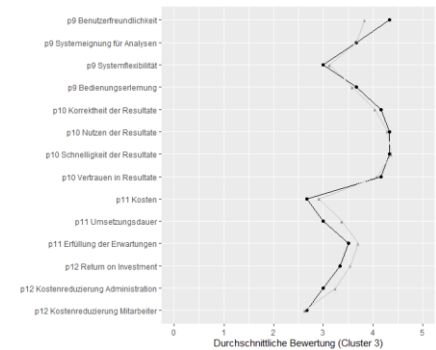
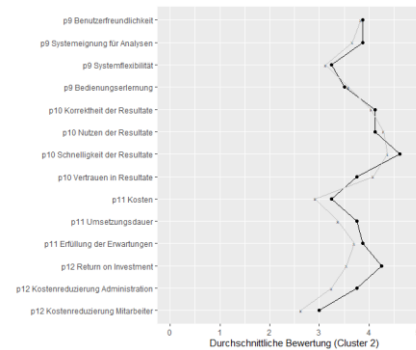
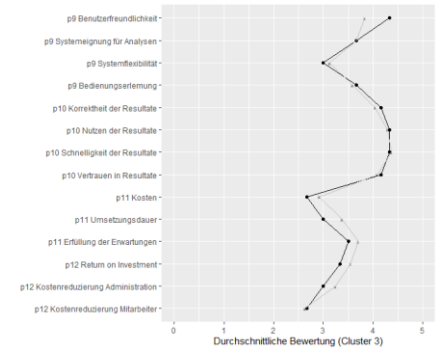
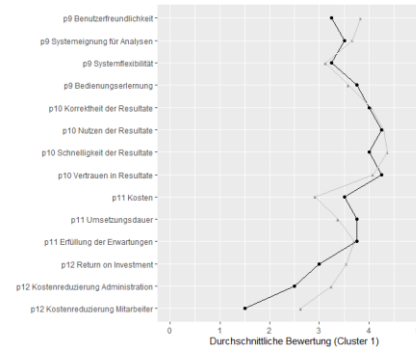
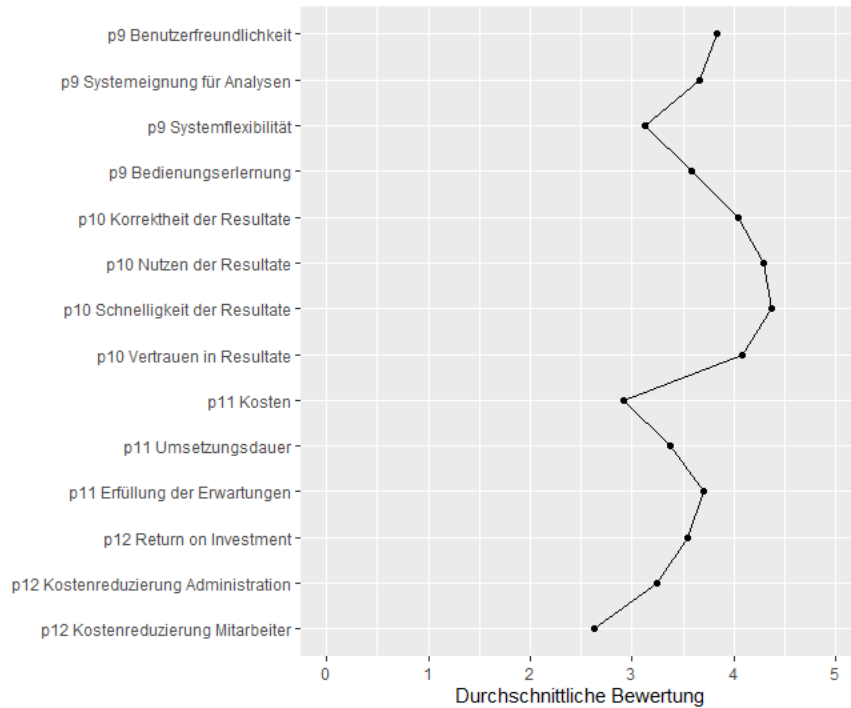
Ward Algorithmus mit 4 bzw 5 Clustern ergibt die besten Gruppen.

Einflussfaktoren pro Cluster



Anmerkung: Cluster 5 wurde ausgelassen, da es mit nur 2 vollständigen Antworten für den Einflussfaktorenteil nicht aussagekräftig ist. Die Aussagekraft der Cluster 1 bis 4 ist individuell zu evaluieren. Gesamte Antworten = 24, davon Cluster 1 (N= 4), Cluster 2 (N = 8), Cluster 3 (N = 6), Cluster 4 (N = 4), Cluster 5 (N = 2)

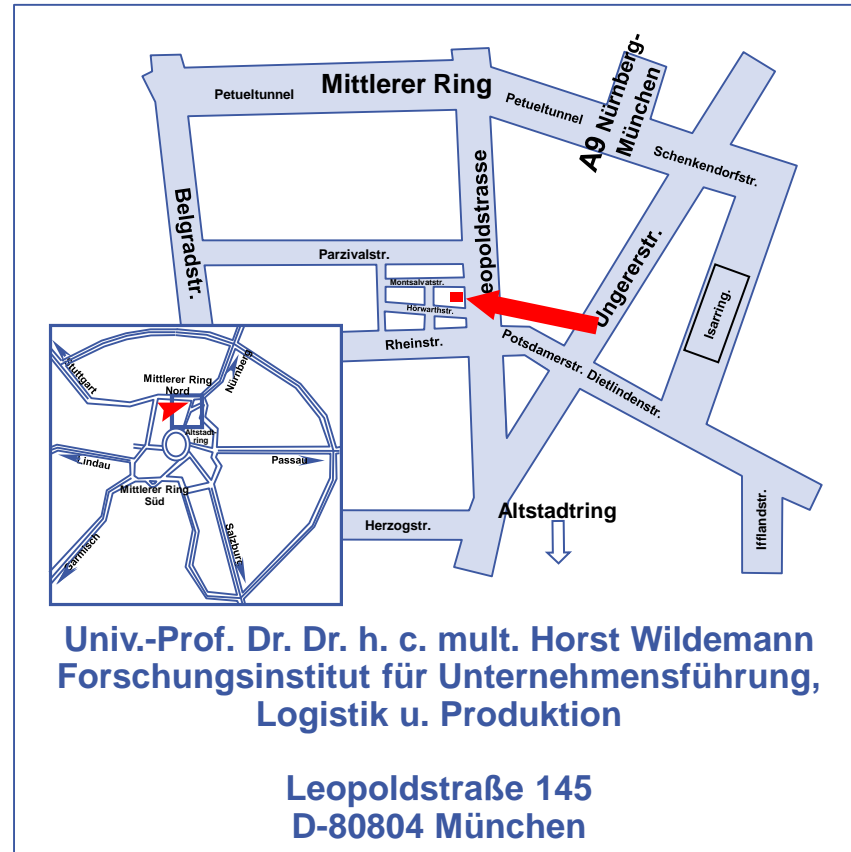
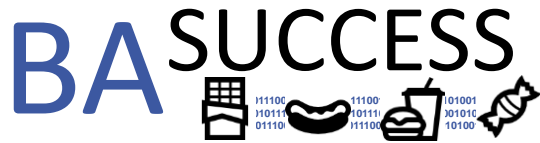
Ergebnisbewertung pro Cluster



Anmerkung: Cluster 5 wurde ausgelassen, da es mit nur 2 vollständigen Antworten für den Einflussfaktorenteil nicht aussagekräftig ist. Die Aussagekraft der Cluster 1 bis 4 ist individuell zu evaluieren. Gesamte Antworten = 24, davon Cluster 1 (N = 4), Cluster 2 (N = 8), Cluster 3 (N = 6), Cluster 4 (N = 4), Cluster 5 (N = 2)

Agenda

- 1** Vorstellung der Projektziele und der Forschungsstellen
- 2** Prognose von Absatzzahlen mit Hilfe von Wetterdaten
- 3** Fallstudienanalyse implementierter Algorithmen und deren Unterstützung in aktuellen Softwarelösungen
- 4** Analyse der Erfolgsfaktoren von Business Analytics in KMU der Nahrungsmittelindustrie
- 5** Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Einführung von Business Analytics für kleine und mittelständische Unternehmen anhand eines Strukturgleichungsmodells – Arbeitsstand
- 6** Diskussion



18.03.2020, Aachen

Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Einführung von Business Analytics für kleine und mittelständische Unternehmen anhand eines Strukturgleichungsmodells - Arbeitsstand

Agenda

- 1** Ausgangssituation
- 2** Forschungsansätze und Methoden
- 3** Konzeption, Hypothesenbildung und Operationalisierung
- 4** Aktueller Arbeitsstand
- 5** Zusammenfassung und Fazit

Agenda

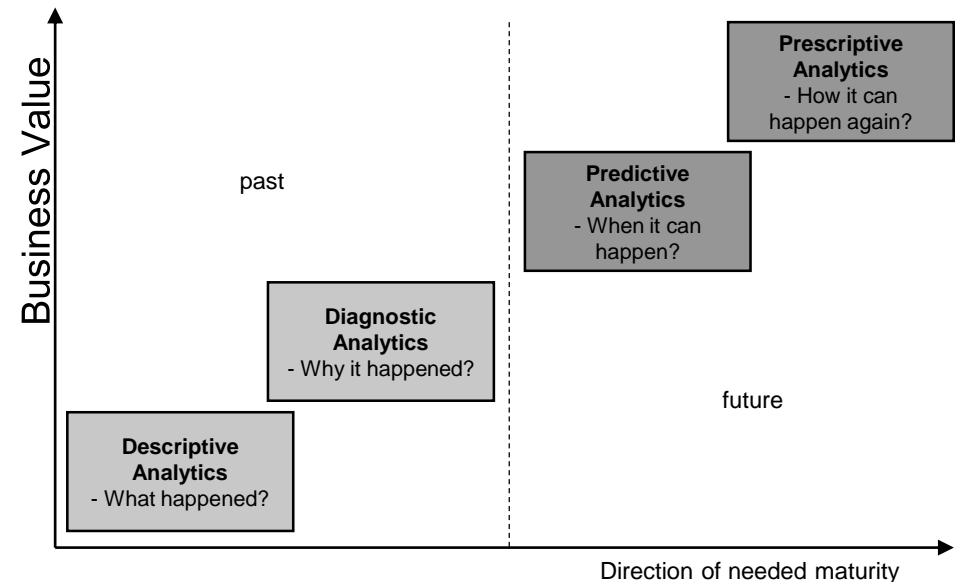
- 1** Ausgangssituation
- 2** Forschungsansätze und Methoden
- 3** Konzeption, Hypothesenbildung und Operationalisierung
- 4** Aktueller Arbeitsstand
- 5** Zusammenfassung und Fazit

Definition und Klassifizierung von Business Analytics

Business Analytics (BA)

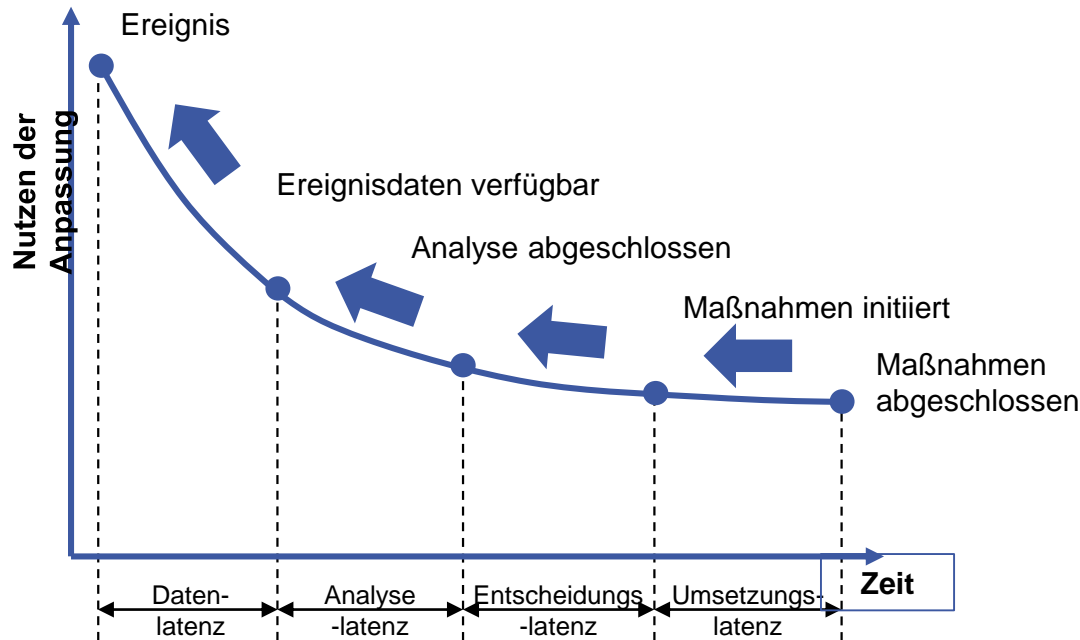
Definition

„BA can [...] be described as an application of ‘various **techniques, technologies, systems, practices, methodologies, and applications that analyse critical business data**’ [...] to **enable evidence-based problem-solving** and recognition within the context of business situations [...]” (vgl. ASHRAFI ET AL. 2019, S. 2)



Quellen: Ashrafi et al. 2019, S.2; Chahal et al. 2019, S. 4

Die Auswirkungen von Industrie 4.0 lassen sich am Beispiel eines idealtypischen Anpassungsprozesses¹ erklären

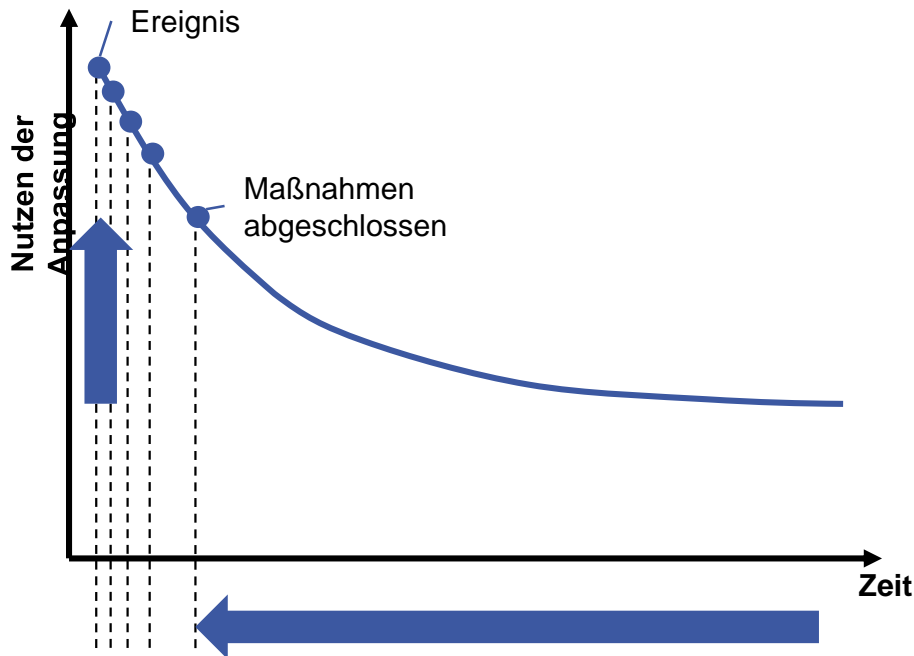


Elemente von Industrie 4.0^{2,3,4}

- Vernetzung
 - Echtzeitfähigkeit
-
- Big Data
 - Künstliche Intelligenz / Maschinelles Lernen
-
- Assistenzsysteme
 - Automatisierung von Entscheidungen
-
- Vertikale und horizontale Integration
 - Cyber-physische Systeme

Quellen: 1) zu Muehlen u. Shapiro 2009; 2) Kagermann et al. 2013; 3) Schuh 2016; 4) Bauernhansl et al. 2016

Die Auswirkungen von Industrie 4.0 lassen sich am Beispiel eines idealtypischen Anpassungsprozesses¹ erklären



Elemente von Industrie 4.0^{2,4}

- Vernetzung
 - Echtzeitfähigkeit
-
- Big Data
 - Künstliche Intelligenz / Maschinelles Lernen
-
- Assistenzsysteme
 - Automatisierung von Entscheidungen
-
- Vertikale und horizontale Integration
 - Cyber-physische Systeme

In der Beschleunigung unternehmerischer Entscheidungs- und Anpassungsprozesse liegt der wesentliche wirtschaftliche Hebel von Industrie 4.0³.

Quellen: 1) zu Muehlen u. Shapiro 2009; 2) Kagermann et al. 2013; 3) Schuh 2016; 4) Bauernhansl et al. 2016

Motivation und Handlungsbedarf

Ausgangssituation

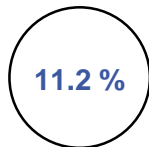
- Marktumfeld zunehmend disruptiv
- Entscheidungen in Abwesenheit von Erfahrung
- Proaktiver Umgang mit Innovationen
- Minimierung von Reaktions-Latenzen

Bedeutung von Business Analytics

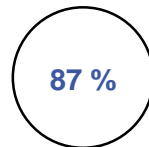
- Möglichkeit der strategischen & operativen Unterstützung
- Hilft bei Erreichung unternehmerischer Zielgrößen
- Differenziert zunehmend hoch und niedrig-performanten Unternehmen



Marktgröße (2017)



Wachstum (bis
2022)



Investitionspläne
(Studie 2019)

Relevanz

- Wandel zur datengetriebenen Organisation überfordert Unternehmen
- Unzureichendes Verständnis von kritischen Erfolgsfaktoren (CSF)



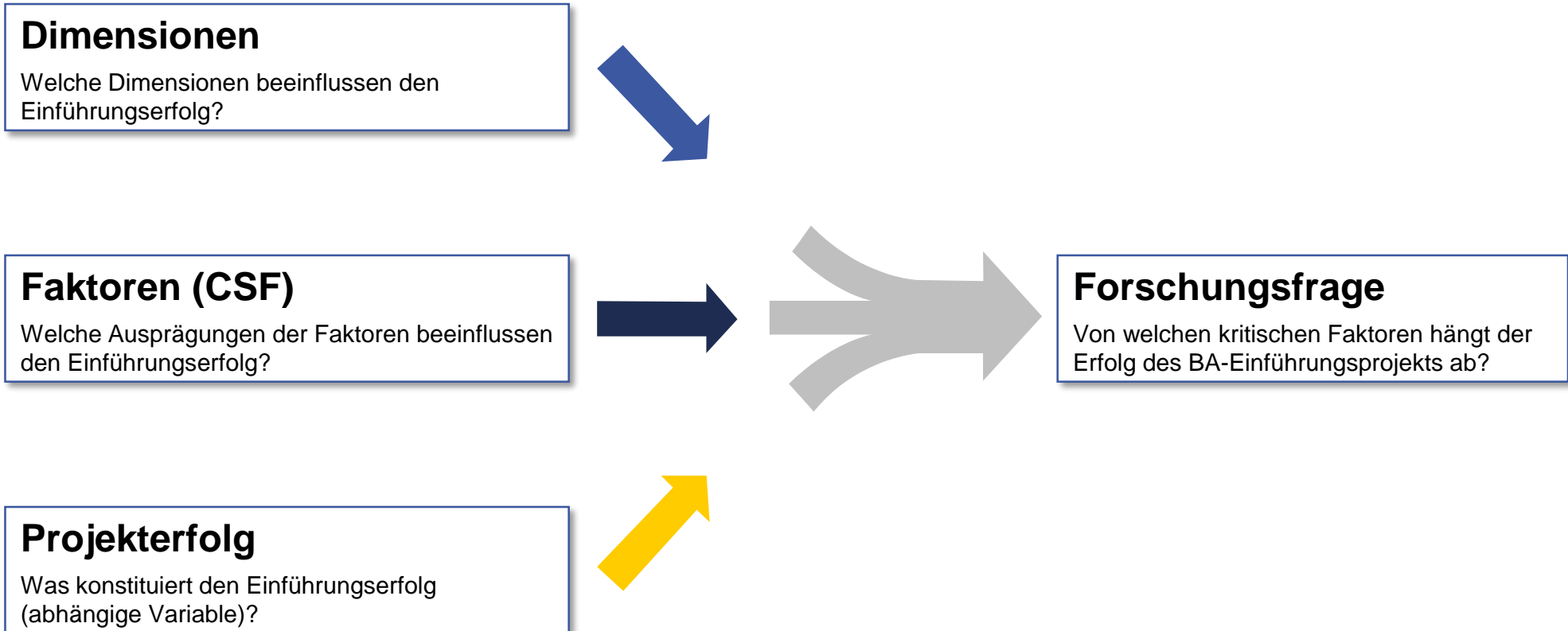
Fehlerrate Einführungsprojekte

Forschungslücke

- Anzahl Ausarbeitungen zu potenziellem Nutzen von BA steigt
- Keine Studien über **multidimensionales CSF-Portfolio**
- Mangel an explorative Studien, welche die **Ausprägungen** und **Wirkweisen** von CSF untersuchen (KMU)

Quellen: Duan et al. 2020, S. 1; Schuh et al. 2017, S. 1; Olszak u. Ziembra 2012, S. 129

Forschungsfrage zur Untersuchung des Einführungserfolgs von Business Analytics



Agenda

- 1 Ausgangssituation
- 2 Forschungsansätze und Methoden
- 3 Konzeption, Hypothesenbildung und Operationalisierung
- 4 Aktueller Arbeitsstand
- 5 Zusammenfassung und Fazit

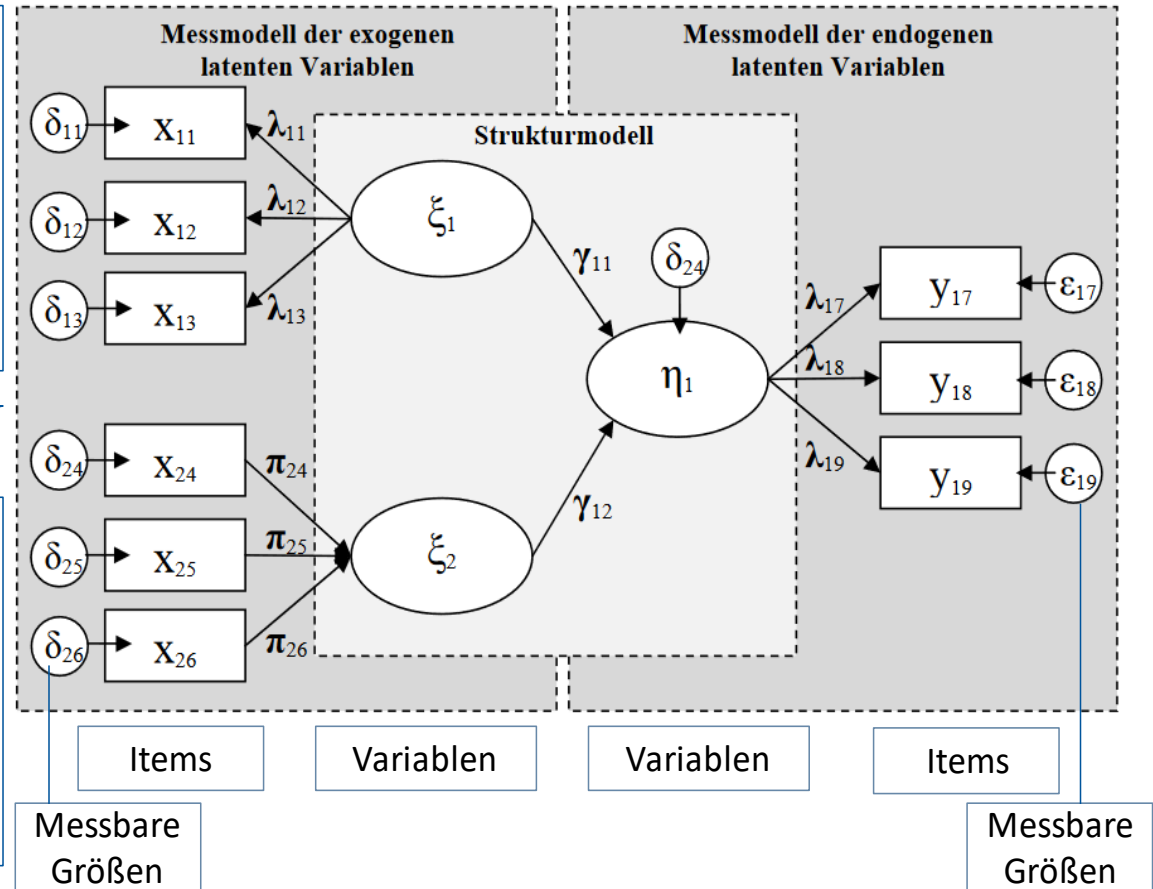
Strukturgleichungsmodelle

Probleme

- Normalerweise ist Kausalität nur wissenschaftstheoretischer Natur
- Vorgehen: Kombination regressionsanalytischer und faktoranalytischer Ansätze
- Ergebnis: quantitativ signifikante und interpretierbare Beziehungen zwischen latenten und direkt messbaren (manifesten) Variablen

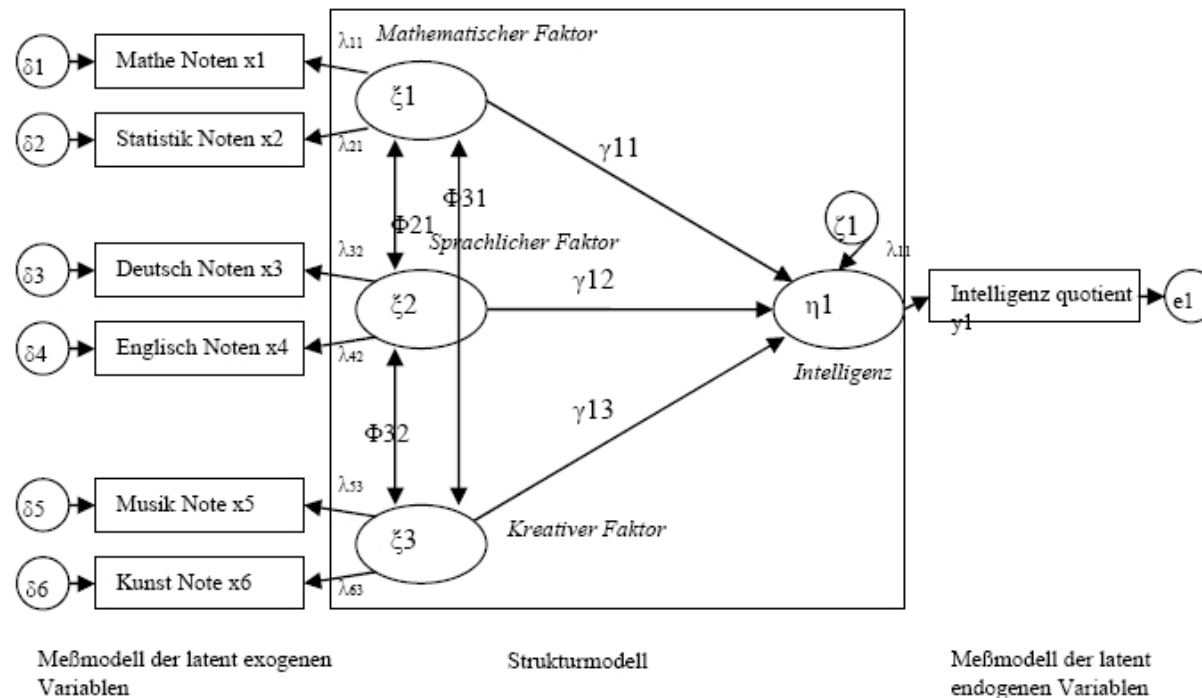
Strukturgleichungsmodelle

- Untersuchungsmethodik für kausale Abhängigkeiten
- Multivariate Analyse zur empirischen Erforschung von Wirkzusammenhängen
- Empirische Beweisbarkeit von theoretischen Überlegungen



Quelle: Fuchs, Andreas (2011) Methodische Aspekte linearer Strukturgleichungsmodelle

Ein Beispiel für Strukturgleichungsmodelle



Gute Mathe- und Statistiknoten beeinflussen positiv den mathematischen Faktor. Dieser hat einen positiven Einfluss auf die Intelligenz, welche durch den Intelligenzquotienten gemessen werden kann...

Quelle: https://de.wikipedia.org/wiki/Strukturgleichungsmodell#/media/Datei:Pfaddiagramm_Strukturgleichungsmodell_Intelligenz.png

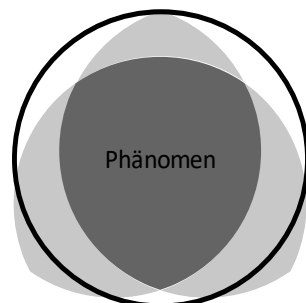
Forschungsansätze und Methoden

Unterscheidung der Messmodelle

Kriterium	Reflektiv	Formativ	Referenz
Kausalität	Kausalität verläuft vom Konstrukt zu den Indikatoren	Kausalität verläuft von Indikatoren zu Konstrukten	(vgl. HAIR ET AL. 2017)
Korrelation	Korrelation zwischen Indikatoren muss hoch sein	Korrelation zwischen Indikatoren nicht erforderlich	(vgl. JARVIS ET AL. 2003)
Substituierbarkeit	Substitution und Eliminierung ohne Bedeutungsverlust möglich	Substitution oder Eliminierung nicht ohne Bedeutungsverlust möglich	(vgl. MACKENZIE ET AL. 2005)

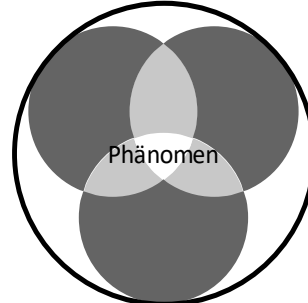
Optimierungskriterien der Messmodelle

Reflektives Messmodell



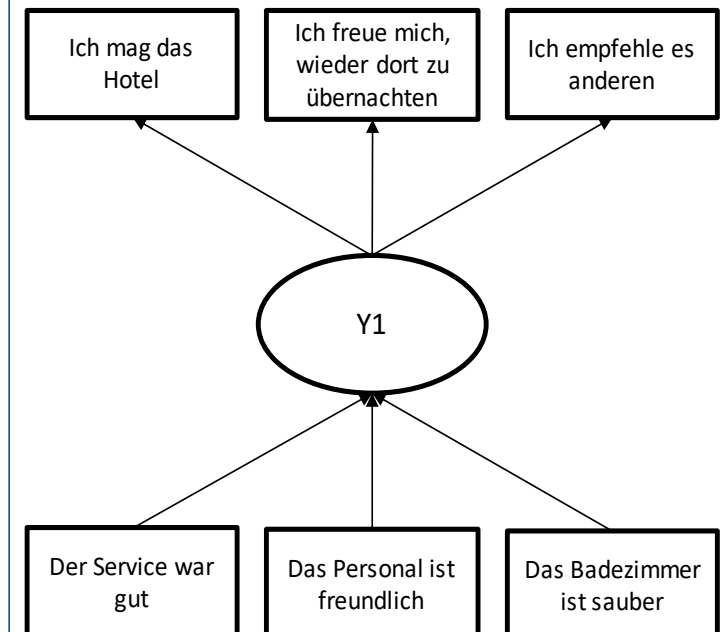
Maximierung der gemeinsamen Teilmenge

Formatives Messmodell



Maximierung der erfassten Teilmenge

Beispiel



Agenda

- 1 Ausgangssituation
- 2 Forschungsansätze und Methoden
- 3 **Konzeption, Hypothesenbildung und Operationalisierung**
- 4 Aktueller Arbeitsstand
- 5 Zusammenfassung und Fazit

Das Forschungsmodell

Dimensionen

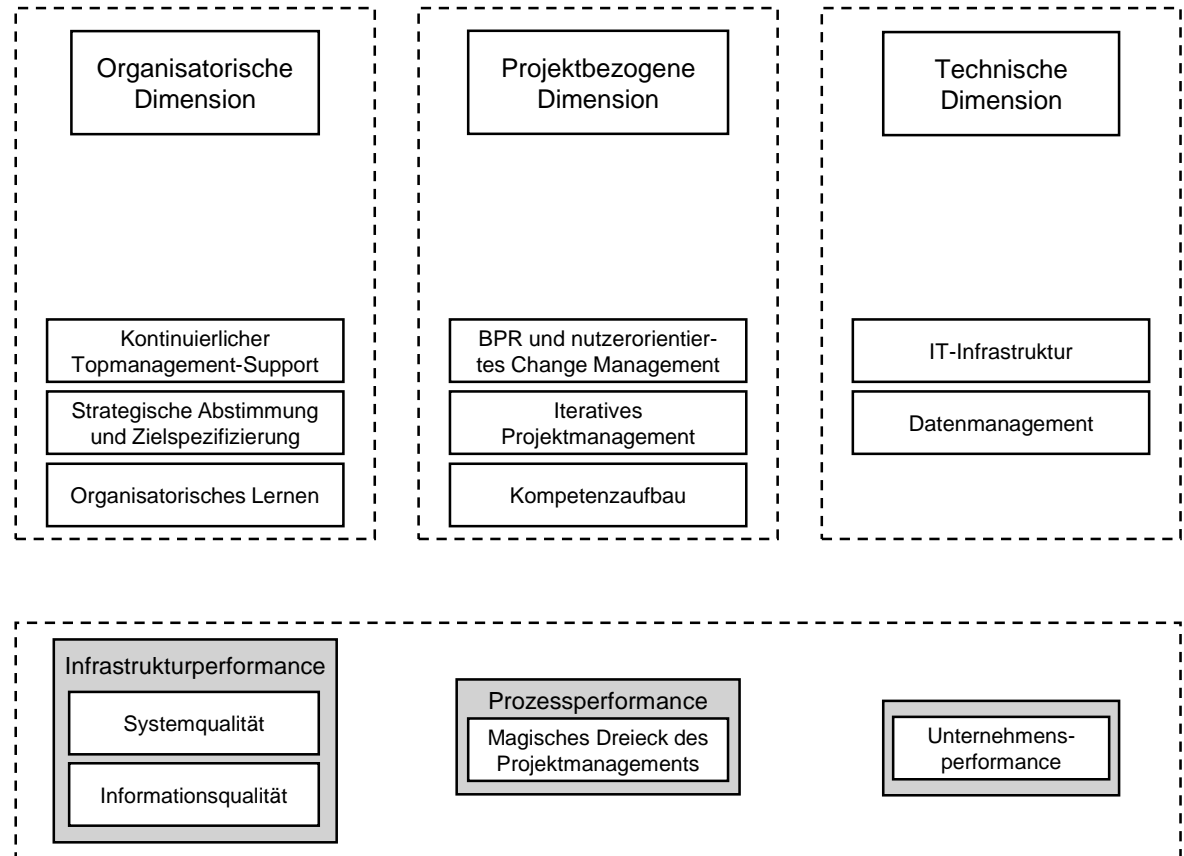
Welche Dimensionen beeinflussen den Projekterfolg?

Faktoren (CSF)

Welche Ausprägungen der Faktoren beeinflussen den Projekterfolg?

Projekterfolg

Was konstituiert den Projekterfolg (abhängige Variable)?

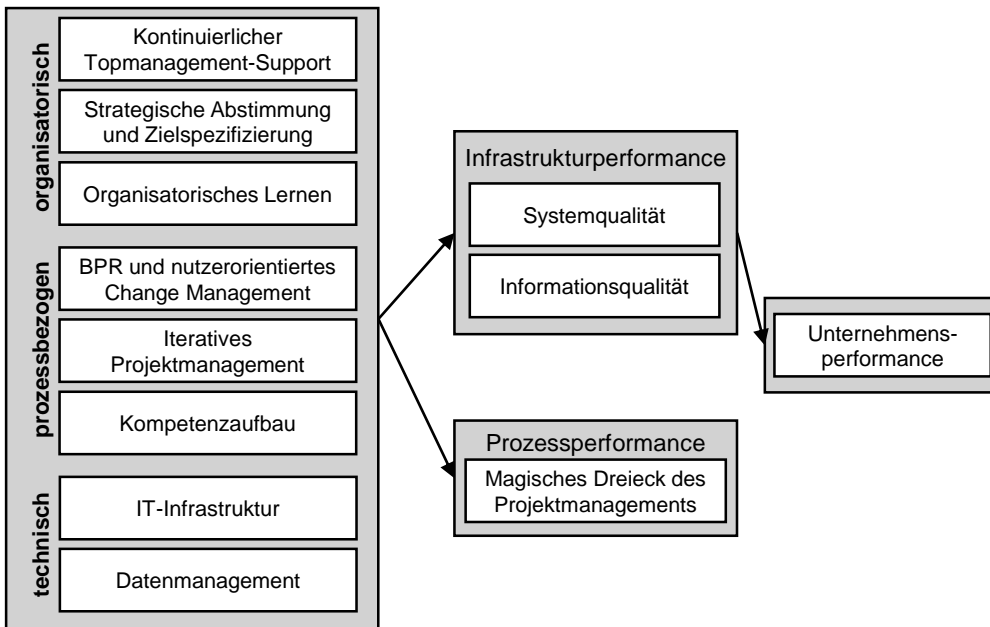


Das Forschungsmodell

Dimension der CSF

Dimension des Implementierungserfolgs

Dimension des Unternehmenserfolgs



Relevanz und Signifikanz der ausgewählten CSF (Auszug)

Anzahl der Nennungen der selektierten CSF in Studien

Referenzen	TMS	SAZ	OL	PRCM	PM	KA	IT	DM
(ADRIAN ET AL. 2017)	4	4	3	-	-	2	9	7
(MIKALEF ET AL. 2017b)	10	10	9	7	-	11	8	10
(AIN ET AL. 2019)	11	4	-	4	-	10	5	28
(GAARDBOE U. JONASEN 2018)	20	8	-	8	13	4	5	-
(HAWKING U. SELBITTO 2010)	33	-	-	37	21	32	71	27
(ESTEVEZ U. PASTOR-COLLADO 2000)	10	-	-	7	11	5	-	-
(FINNEY U. CORBETT 2007)	25	15	-	25	6	23	8	-

...

Konzeptualisierung, Hypothesenbildung und Operationalisierung

Beispiel: 1. Konstrukt – Topmanagement Support

Konzeptualisierung des CSF Topmanagement-Support

- Die BA-Einführung wird vom Topmanagement als Business-Projekt deklariert und strategisch ausgearbeitet
- Die kontinuierliche und konsistente Verteilung von Ressourcen muss durch das TM gewährleistet werden
- Das TM muss eine datengetriebene Kultur implementieren

Operationalisierung des CSF Topmanagement-Support

- Kein Indikator kann das Konstrukt hinreichend erklären (kein Domain-Sampling-Ansatz)
- Die Kausalität geht von den Indikatoren aus (formen)
- Als distinktive Teilaufgaben müssen Indikatoren nicht zwingend miteinander korrelieren
- Die Substitution eines Indikators führt zu Bedeutungsverlust

Weiterführende Quellen zum TMS-Konstrukt

(FINNEY U. CORBETT 2007; HOLLAND U. LIGHT 1999; ARNOTT 2008; DAWSON U. VAN BELLE 2013; HAWKING U. SELLITTO 2010; HUNG ET AL. 2016; HWANG ET AL. 2004; VILLAMARÍN GARCÍA U. DÍAZ PINZÓNA 2017; WIXOM U. WATSON 2001; ESTEVES U. PASTOR-COLLADO 2000; KULKARNI U. ROBLES-FLORES 2013; NAM ET AL. 2019; YEOH ET AL. 2008; YEOH U. POPOVIĆ 2016; ESTEVES U. PASTOR-COLLADO 2001; YEOH U. KORONIOS 2010; OLSZAK U. ZIEMBA 2012; CHATZOGLOU ET AL. 2016; ADRIAN ET AL. 2017; BOYTON ET AL. 2015; SANGAR U. BINTI A. IAHAD 2013)

Operationalisierung des TMS-Konstrukts

Konstrukt: Kontinuierlicher Topmanagement-Support		
Spezifizierung: Formativ		
:		
Indikatoren		Referenzen
TMS1	Das BA-Projekt wurde von einer Führungskraft aus dem Geschäftsbereich unterstützt	(vgl. YEOH ET AL. 2008; ESTEVES ET AL. 2003)
TMS2	Die benötigten Ressourcen (Zeit, Software, finanzielle Mittel) wurden kontinuierlich bereitgestellt, um den Wandel auf datengetriebene Analysen zu unterstützen	(vgl. IGBARIA ET AL. 1997; ESTEVES ET AL. 2003; YEOH ET AL. 2008)
TMS3	Die Führungsebene präferiert datengetriebene Entscheidungen gegenüber intuitiven Entscheidungen	(vgl. SHAMIM ET AL. 2019; NAM ET AL. 2019)

Konzeptualisierung, Hypothesenbildung und Operationalisierung

Beispiel: 1. Konstrukt – Topmanagement-Support

Hypothesenbildung für den CSF Topmanagement-Support

- WIXOM U. WATSON (2001) stellen die positive Wirkung von TMS auf die Systemqualität statistisch signifikant fest.
- Unterstützend stellen auch KULKARNI U. ROBLES-FLORES (2013) die positive Wirkung einer vom Management getragenen datengetriebenen Kultur statistisch fest.

Nach diesem Vorgehen wurden für alle Konstrukte Hypothesen aufgestellt und operationalisiert (abgeschlossen)

Hypothesen des TMS-Konstrukts

H.1a	Topmanagement-Support wirkt sich positiv auf die Systemqualität aus
H.1b	Topmanagement-Support wirkt sich positiv auf die Informationsqualität aus
H.1c	Topmanagement-Support wirkt sich positiv auf die Prozessperformance aus

Agenda

- 1 Ausgangssituation
- 2 Forschungsansätze und Methoden
- 3 Konzeption, Hypothesenbildung und Operationalisierung
- 4 **Aktueller Arbeitsstand**
- 5 Zusammenfassung und Fazit

Aktueller Arbeitsstand

Bewertung der Datenbasis

Zwei Voraussetzungen für valide Ergebnisse:

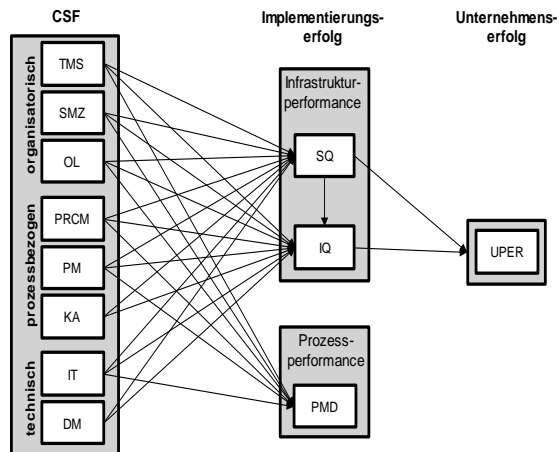
- Die Größe valider Stichproben muss > das 10-fache der maximalen Anzahl an Indikatoren eines formativen Konstrukts
- > 10-fache der maximalen Anzahl an Pfaden übersteigen, die auf ein endogenes Konstrukt im Strukturmodell gerichtet sind

>100

Datensätze

65

Vollständig



Arbeitsstand: Warten auf Rückmeldungen

Wenn Sie schon ein BA-Projekt durchgeführt und noch keinen Fragebogen ausgefüllt haben, würden wir uns über Ihre Teilnahme bei der Studie freuen: [Zur Umfrage](#)

Agenda

- 1** Vorstellung der Projektziele und der Forschungsstellen
- 2** Prognose von Absatzzahlen mit Hilfe von Wetterdaten
- 3** Fallstudienanalyse implementierter Algorithmen und deren Unterstützung in aktuellen Softwarelösungen
- 4** Analyse der Erfolgsfaktoren von Business Analytics in KMU der Nahrungsmittelindustrie
- 5** Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Einführung von Business Analytics für kleine und mittelständische Unternehmen anhand eines Strukturgleichungsmodells – Arbeitsstand
- 6** Diskussion

Feedback



Haben Sie Anregungen
oder Wünsche zum
Forschungsprojekt?

Vielen Dank für Ihre Teilnahme, starten Sie gut ins Wochenende

www.fir.rwth-aachen.de



fir an der
RWTH Aachen
FIR e. V. an der RWTH Aachen
Campus-Boulevard 55 · 52074 Aachen · Germany

Jonathan Reinartz, M. Sc.
Business Transformation

Telefon: +49 (0)241 477 05-314
Fax: +49 (0)241 477 05-199
Mobil: +49 (0)177 5790105
E-Mail: re@fir.rwth-aachen.de

www.fir.rwth-aachen.de



fir an der
RWTH Aachen
FIR e. V. an der RWTH Aachen
Campus-Boulevard 55 · 52074 Aachen · Germany

Jonas Müller, M. Sc.
Business Transformation

Telefon: +49 (0)241 477 05-310
Fax: +49 (0)241 477 05-199
E-Mail: Ml@fir.rwth-aachen.de



Jan-Hauke Helmts, M. Sc.
Wissenschaftlicher Mitarbeiter

Telefon: +49 (0)89 360523-16
Fax: +49 (0)89 289-24011
E-Mail: jan-hauke.helmts@wi.tum.de



Maximilian Schnaubelt, M. Sc.
Wissenschaftlicher Mitarbeiter

Telefon: +49 (0)89 289-24040
Fax: +49 (0)89 289-24011
E-Mail: maximilian.schnaubelt@wi.tum.de



Sebastian Kasselmann, M. Sc.
Wissenschaftlicher Mitarbeiter

Telefon: +49 (0)711 620 32 68 -8030
Fax: +49 (0)711 620 32 68 -1045
E-Mail: skasselmann@ipri-institute.com



Garlef Hupfer, M. Sc.
Wissenschaftlicher Mitarbeiter

Telefon: +49 (0)711 620 32 68 -8041
Fax: +49 (0)711 620 32 68 -1045
E-Mail: ghupfer@ipri-institute.com

Förderhinweis

Förderhinweis

Das IGF-Vorhaben 20692 N der Forschungsvereinigung FIR e.V. an der RWTH Aachen Forschungsinstitut für Rationalisierung, Campus-Boulevard 55, 52074 Aachen wurde über die AiF im Rahmen des Programms zur Förderung der industriellen Gemeinschaftsforschung (IGF) vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages gefördert.

Gefördert durch:



aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages