

NORDBLICK

Heft 6 | Juni 2018 | Forschung an der NORDAKADEMIE



Impressum

NORDBLICK
Forschung an der NORDAKADEMIE
Heft 6 | Juni 2018
ISSN-Print 2367-1173

Herausgeber:
Präsidium der NORDAKADEMIE – Hochschule der Wirtschaft
Köllner Chaussee 11 | D-25337 Elmshorn

Redaktion:
Prof. Dr. habil. Stefan Behringer

Redaktionsassistenten:
Simon Hachenberg, M.A.
Eline Joosten, M.A., M.A.
Köllner Chaussee 11 | D-25337 Elmshorn
Telefon (04121) 4090 0
nordblick@nordakademie.de

Die nächste reguläre Ausgabe erscheint voraussichtlich im Dezember 2018.
Redaktionsschluss: 1. Oktober 2018
Zusendung von Beiträgen bitte an obengenannter E-Mail-Adresse.

INHALTSVERZEICHNIS

Vorwort	3
<i>Stefan Behringer</i>	

Informatik

Wie nennt ihr, was ihr da tut? Der Begriff „Analytics“ in der betrieblichen Praxis	4
<i>Uwe Neuhaus und Michael Schulz</i>	

Ursachen des Einsatzes von hybriden Projektmanagementmethoden	30
<i>Kathrin Kurtz und Joachim Sauer</i>	

Wirtschaftswissenschaften

Ausgestaltung und Nutzung von Performance Management Systemen als zentrales Thema der Controlling-Forschung	38
<i>Ulrich Neidenberger</i>	

Momentary motivation in customer decision-making as potential replacement for traditional customer segmentation	52
<i>Nils-Carsten Huber, David Scheffer und Isabel Pérez-Cano</i>	

Schätzverfahren zur Rekonstruktion von Preiskomponenten bei gesplitteten Transferpreisen unter Berücksichtigung von Lagerbeständen	64
<i>Ralf Eberenz</i>	

Ingenieurwesen

Nutzung kollaborativer Roboter als cyber-physikalische Systeme in der Bauteilkommissionierung	74
<i>Marcel Braatz, Florian Dewald, Rita Jenson, Bernhard Meussen und Robert Zeibich</i>	

VORWORT

Liebe Leserinnen und Leser,

in dieser Ausgabe des NORDBLICKs wird wieder einmal die Vielfalt der unterschiedlichen Themen, die unsere drei Fachbereiche bewegen, deutlich. Eingeleitet wird die Ausgabe durch einen Beitrag zur Analyse von Daten zur Unterstützung von Entscheidungen im Unternehmenskontext: Uwe Neuhaus und Michael Schulz haben dafür 500 deutschsprachige Stellenanzeigen im Kontext analytischer Informationssysteme gesammelt und mithilfe einer Frequenzanalyse ausgewertet.

Neben Autorinnen und Autoren aus dem Kollegium sind in diesem Heft erfreulicherweise auch wieder Beiträge von Studierenden enthalten. Hinweisen möchte ich dabei insbesondere auf den Beitrag eines Promotionsstudentens. Seit Ende 2016 gibt es an der NORDAKADEMIE ein Promotionsprogramm. In dessen Rahmen werden aktuell sechs Arbeiten betreut und es konnten bereits die ersten Publikationen verzeichnet werden. Den ersten Beitrag für den NORDBLICK hat Ulrich Neidenberger beige-steuert. Seine Arbeit widmet er dem Performance Management in Produktionsunternehmen und in Produktionsnetzwerken, wobei er in dem vorliegenden Beitrag die Grundzüge moderner Performance-Management-Systeme sowie deren Verbindung zum Controlling darstellt.

Ich wünsche Ihnen eine interessante Lektüre!

Prof. Dr. habil. Stefan Behringer

Präsident

WIE NENNT IHR, WAS IHR DA TUT? DER BEGRIFF „ANALYTICS“ IN DER BETRIEBLICHEN PRAXIS



Uwe Neuhaus, Michael Schulz
NORDAKADEMIE – Hochschule der Wirtschaft, Elmshorn

Abstract: Der Einsatz spezialisierter analytischer Informationssysteme in Unternehmen hat in den letzten Jahren stark zugenommen. Konnten diese Systeme in der Vergangenheit lange durch den Oberbegriff *Business Intelligence* meist vollumfänglich beschrieben werden, gelingt dies aufgrund neuartiger Anwendungen und Technologien zur Befriedigung wachsender Gruppen von Informationskonsumenten immer weniger. Deshalb ist seit einigen Jahren die Verwendung einer Vielzahl von Oberbegriffen zu beobachten, denen es jedoch an einheitlichen Definitionen bzw. einer klaren Abgrenzung zu verwandten, aber eigenständigen Themenbereichen mangelt. Zwar ist dieses Problem erkannt und mündet langsam in ein gemeinsames Verständnis in der Literatur, jedoch wurde unseres Wissens bislang nicht untersucht, ob sich dies auch entsprechend in der Praxis niederschlägt. Deshalb haben wir 500 deutschsprachige Stellenanzeigen im Kontext analytischer Informationssysteme gesammelt und mithilfe einer Frequenzanalyse ausgewertet. Ziel war zum einen die Identifikation und Kategorisierung relevanter Begriffe, die den Komplex analytischer Informationssysteme aus Praxissicht darstellen. Zum anderen sollte eine praxisnahe Einordnung der verwendeten Oberbegriffe entstehen.

Keywords: analytische Informationssysteme, Frequenzanalyse, Stellenanzeige, Analytics, Business Intelligence, Data Analytics, Data Science, Advanced Analytics, Business Analytics

1. EINLEITUNG

Analytische Informationssysteme existieren seit vielen Jahrzehnten, es wurden jedoch immer wieder neue Oberbegriffe populär, die bestimmte Schwerpunkte hervorheben. Allen Ansätzen ist gemein, dass sie die Analyse zur Entscheidungsunterstützung im Unternehmenskontext in den Fokus stellen. In den letzten Jahren hat sich die Dynamik der Begriffsfindung verstärkt, sodass die Übersichtlichkeit verloren zu gehen droht. Im Folgenden sollen kurz diejenigen Begriffe vorgestellt werden, die zurzeit im Fokus der Diskussion stehen.

Dipl.-Inform. Uwe Neuhaus studierte Informatik an der Technischen Universität Braunschweig. Anschließend arbeitete er für die FernUniversität Hagen im Lehrgebiet *Datenbanken und Informationssysteme* sowie als Technical Trainer und Manager Training für einen führenden Entwickler von Content Management Systemen. Seit 2011 ist er wissenschaftlicher Mitarbeiter im Fachbereich Informatik an der NORDAKADEMIE. Seine Schwerpunkte sind Algorithmen, Data Science und Machine Learning.
E-Mail: uwe.neuhaus@nordakademie.de

Prof. Dr. Michael Schulz promovierte nach berufsbegleitenden Studien zum Diplom-Kaufmann (FH) und Master of Science in Wirtschaftsinformatik zum Thema Self-Service Business Intelligence an der Philipps-Universität Marburg. Seit April 2017 arbeitet er als Professor für Wirtschaftsinformatik mit einem Schwerpunkt auf analytischen Informationssystemen an der NORDAKADEMIE. Parallel dazu ist er als Projektmanager bei der valantic Business Analytics GmbH in Hamburg tätig.
E-Mail: michael.schulz@nordakademie.de

Business Intelligence wurde seit den 1990er Jahren als Oberbegriff für Konzepte und Methoden verstanden, die den vollständigen Analyseprozess bis zur Entscheidungsunterstützung abbilden und stand viele Jahre im Fokus der Diskussion (Chen et al. 2012; Lim et al. 2013). Dieser Begriff verlor zuletzt in der Fachliteratur jedoch immer stärker an Relevanz und wurde durch andere Bezeichnungen ersetzt. In den letzten Jahren hat die Datenfokussierung und -vielfalt stark zugenommen (Larson & Chang 2016). Um den Aspekt des dadurch komplexer werdenden Datenmanagements hervorzuheben, das sich in aufwändiger Datenaufbereitung niederschlägt, wird häufig von *Data Analytics* gesprochen (Lim et al. 2013). *Analytics* als alleinstehende Bezeichnung wird von einigen Autoren als ein Teilgebiet von *Business Intelligence* verstanden, um eine Konzentration auf Analysemethoden auszudrücken (Wixom et al. 2011) – in diesem Kontext wird sehr häufig auch der Begriff der *Business Analytics* verwendet (Chen et al. 2012; Lim et al. 2013). Andere Quellen dagegen sehen *Business Intelligence* eher als Teil von *Analytics*, das in diesem Fall wiederum als eher unspezifischer Oberbegriff gesehen wird (Larson & Chang 2016). Mit dem Begriff *Data Science* werden vor allem fortgeschrittene Analyse- und Datenmanagementmethoden umschrieben (Watson 2014). Die Analyse zur Mustererkennung in Daten – traditionell ein Untergebiet der *Business Intelligence* (Chen et al. 2012) – wird meist als Hauptziel von *Data Science* gesehen (Provost & Fawcett 2013). Vor allem die Verwendung statistischer Methoden wird dabei herausgestellt, häufig im Zusammenhang mit der Nutzbarmachung großer, semi- und unstrukturierter Datenmengen (Dhar 2013). Der Begriff der *Advanced Analytics* wird verwendet, um die Komplexität der angewandten Methoden noch stärker hervorzuheben als es bei der *Data Science* der Fall ist, allerdings wird auch hier in der Regel die Mustererkennung als wichtigster Kernbereich genannt (Bose 2009; Alahakoon & Yu 2013).

Die Beschreibungen zeigen zum einen die Vielfalt an Bezeichnungen im Bereich der analytischen Informationssysteme, zum anderen aber auch die teilweise uneinheitliche Verwendung, vor allem aber die fehlende Trennschärfe dieser Begriffe. Im Fokus dieses Artikels soll die Begriffsverwendung in der betrieblichen Praxis stehen. Wir gehen davon aus, dass neue Themen im Kontext analytischer Informationssysteme, die geeignet sind, die Innovationskraft eines Unternehmens auszudrücken, in der Außendarstellung (z. B. auf Webseiten) stärker hervorgehoben werden, während traditionelle Fachkompetenzen an dieser Stelle eine nur untergeordnete Rolle spielen. Dadurch kann sich ein verzerrtes Bild ergeben. Bei der Suche nach neuen Mitarbeitern tritt dieses Problem allerdings nicht oder weniger stark auf: In Stellenanzeigen muss genau der Aufgabenkomplex beschrieben werden, der auch im Arbeitsalltag von Relevanz ist. Aus diesem Grund eignen sie sich unserer Meinung nach gut, um die tatsächliche Relevanz von Begriffen zu beurteilen. Durch die Untersuchung von 500 Stellenanzeigen konnten zum einen aktuell verwendete Begriffe im Analyseuniversum identifiziert und kategorisiert werden. Zum anderen war es möglich, die Art der Verwendung wichtiger Oberbegriffe analytischer Informationssysteme zu untersuchen. Eine Einschränkung auf deutschsprachige Stellenanzeigen stellte dabei sicher, dass eine international abweichende Begriffsverwendung die Ergebnisse nicht verfälscht.

Im Folgenden wird beschrieben, wie die Stellenangebote gesammelt und relevante Begriffe mithilfe einer Frequenzanalyse identifiziert wurden (Kapitel 2). In Kapitel 3 werden die Untersuchungsergebnisse präsentiert. Im Detail werden dabei die in den Stellenangeboten verwendeten Oberbegriffe und die genannten Anwendungsszenarien von analytischen Informationssystemen dargestellt. Um ein ganzheitliches Bild des Analyseuniversums erkennbar zu machen, werden ferner relevante Kategorien und Dimensionen – soweit sie aus den untersuchten Texten ableitbar sind – herausgearbeitet. Anschließend wird eine Zuordnung letzterer zu den Oberbegriffen vorgenommen. Dadurch ist zu erkennen, dass einige Begriffe eher unspezifisch verwendet werden, um den Gesamtkomplex analytischer Informationssysteme zu umreißen, während andere genutzt werden, um Spezialisierungsrichtungen in der Anwendung aufzuzeigen. Der Artikel schließt mit einem Fazit.

2. DATENVORBEREITUNG

2.1 Datengrundlage

Die Idee einer Analyse basierend auf Stellenanzeigen ist nicht neu (vgl. z. B. Grob & Lange 1995; Drews 2012; Bensberg 2012). Debortoli et al. (2014) haben eine Taxonomie erarbeitet, um Anforderungen an Fachkräfte im Big-Data- und Business-Intelligence-Bereich zu kategorisieren. Unsere Untersuchung ging insofern weiter, als dass bei der Selektion von Anzeigen der Versuch unternommen wurde, auf die Verwendung uneinheitlich definierter Begriffe zu verzichten, um keine unbeabsichtigte Themeneinschränkung vorzunehmen.

Bei der Suche nach relevanten Stellenanzeigen wurden zehn Webportale genutzt, die in einer Studie des Crosswater Job Guides (2017), basierend auf 24.000 Benutzerbewertungen, als führend identifiziert wurden. Wir haben dabei nur generalistische Portale berücksichtigt, da die Verwendung von auf bestimmte Berufsfelder spezialisierten Webseiten die Ergebnisse möglicherweise beeinflusst hätten.

Die Stellenangebote wurden in der Zeit vom 17. November bis zum 30. November 2017 gesammelt. Da es eines unserer Hauptanalyseziele war, in der betrieblichen Praxis verwendete Oberbegriffe zu identifizieren, hätte eine zu eng angelegte Suche – z. B. durch den an Relevanz verlierenden Begriffes der *Business Intelligence* – dazu führen können, dass relevante Informationen übersehen worden wären. Die Autoren nahmen an, dass ein Begriff im Kontext der im Fokus stehenden Analysetätigkeit in allen relevanten Stellenangeboten auftritt. Aus diesem Grund wurde als Suchbegriff auf den verschiedenen Webportalen der Begriff „analy*“ eingegeben, wobei der Asterisk durch jede Zeichenkette ersetzt wurde, die in Kombination ein deutsch- oder englischsprachiges¹ Wort bildet. Groß- und Kleinschreibungen sind bei den verwendeten Suchmaschinen in der Regel nicht von Relevanz, wurden aber sicherheitshalber entsprechend der deutschen Rechtschreibregeln variiert. Es wurden nur Angebote berücksichtigt, in denen der eingegebene Begriff im Stellentitel genannt wurde und die in deutscher Sprache verfasst wurden.

Über die berücksichtigten Suchportale konnten nach der beschriebenen Methode mehrere tausend Stellenangebote identifiziert werden. Entfernt wurden Anzeigen, die älter als 14 Tage waren. Grund für dieses Vorgehen war es, eine Verfälschung der Analyse zu verhindern. Sie hätte dadurch entstehen können, dass Stellen, die einen von Bewerbern gefragten Fokus besitzen, früher von den Webseiten genommen wurden als weniger attraktive Angebote. Weiterhin wurden für die folgenden Untersuchungen solche Stellenanzeigen eliminiert, die ganz klar nicht in den Bereich der Analyse mit dem Ziel einer Entscheidungsunterstützung fallen. Hierdurch sind vor allem Stellenanzeigen aus dem naturwissenschaftlichen Bereich und solche, bei denen klassische Softwareentwicklungsaufgaben im Fokus standen, entfallen. Dieser Eliminierungsschritt wurde unabhängig von beiden Autoren durchgeführt, um das Maß an Subjektivität bei der Zusammenstellung der Datengrundlage zu minimieren. Abweichende Entscheidungen wurden diskutiert, um zu einem gemeinschaftlich akzeptierten Ergebnis zu gelangen. Auch doppelte Anzeigen wurden in diesem Schritt entfernt. Diese sind dadurch in die Ergebnismenge gelangt, dass identische Stellenanzeigen auf verschiedenen Portalen veröffentlicht wurden. Aufgrund der Menge doppelter Informationen kann davon ausgegangen werden, dass dies bei den meisten Unternehmen die Regel ist. Abschließend wurden nach dem Zufallsprinzip weitere elf Stellanzeigen bestimmter Arbeitgeber entfernt, die ansonsten mit zu vielen Daten in die Analyse eingeflossen wären. Als finale Datengrundlage wurden 500 Stellenanzeigen verwendet.

¹ Auch wenn die Untersuchung auf deutschsprachige Stellenangebote eingeschränkt wurde, ist die Berücksichtigung englischsprachiger Wörter von Relevanz, da viele Fachbegriffe nicht ins Deutsche übersetzt werden.

2.2 Frequenzanalyse

Basierend auf 500 Stellenanzeigen wurde eine Frequenzanalyse durchgeführt. Dabei haben wir uns grundsätzlich an den Empfehlungen von Weber (1990) orientiert. Grundidee der Frequenzanalyse ist es, Worte oder Wortgruppen zu Kategorien gleicher Bedeutung zusammenzufassen und anschließend die Häufigkeit des Auftretens dieser Kategorien zu ermitteln. Die zugrunde gelegte Einheit kann dabei, abhängig vom Analyseziel, variieren – z. B. Worte, ganze Sätze oder auch größere Textpassagen (Weber 1990). Bei unserer Analyse haben wir uns für einzelne Worte und solche Wortkombinationen entschieden, die gemeinsam einen feststehenden Begriff bilden. Im Zentrum der Kategorienidentifikation standen dabei Einheiten, die im untersuchten Kontext von Relevanz sind. In diesem Fall also solche, die zum einen das Interessengebiet analytischer Informationssysteme umfassen (z. B. bestimmte Analyse- oder Datenmanagementmethoden), zum anderen Oberbegriffe aus diesem Kontext (vgl. Kapitel 1). Die Codierung der festgelegten Einheiten in den Stellenanzeigen wurde computergestützt durchgeführt. Anschließend wurden die Texte manuell geprüft, um die Ergebnismenge von Fehlern zu bereinigen, die bspw. durch eine variierende Bedeutung von Begriffen entstanden sind. Kategorien, die nicht automatisch identifiziert werden konnten, z. B. aufgrund von Abkürzungen oder untypischen Schreibweisen, wurden ebenfalls den Codierungsregeln hinzugefügt.

Die identifizierten Kategorien wurden weiter zu größeren Begriffsgruppen von Interesse zusammengefasst, die zum einen die verschiedenen relevanten Aspekte im Kontext analytischer Informationssysteme herausstellen, zum anderen aber auch Kategorien ähnlicher Bedeutung vereinen und somit eine geeignete Auswertung ermöglichen. Die Autoren sind auch in diesem Schritt in enger Abstimmung vorgegangen, bei unterschiedlichen Meinungen wurde ein Konsens gebildet, bei dem immer die Minimierung der Subjektivität im Vordergrund steht.

Die Codierungsregeln und die identifizierten Begriffsgruppen wurden in mehreren Iterationsschritten angepasst. Die 500 zugrunde liegenden Stellenanzeigen enthielten insgesamt 165.845 Worte, 16.344 Worte und Wortkombinationen wurden im Laufe der Untersuchung codiert, 5.409 davon haben sich unterschieden. Nach einem weiteren Bereinigungsschritt (hauptsächlich Stammformreduktionen) unterschieden sich noch 2.155 Begriffe. Bei 1.072 nach Vereinheitlichung unterschiedlichen Kategorien, die in den Stellenanzeigen insgesamt 8.401-mal aufgetreten sind, wurde von den Autoren gemeinsam entschieden, dass sie für die weitere Analyse von Relevanz sind. Neben unspezifischen Begriffen wurden auch solche Kategorien entfernt, die fünf Mal oder weniger in fünf oder weniger Anzeigen vorgekommen sind. Die folgende Abbildung zeigt das grobe Vorgehen bei der Analyse.

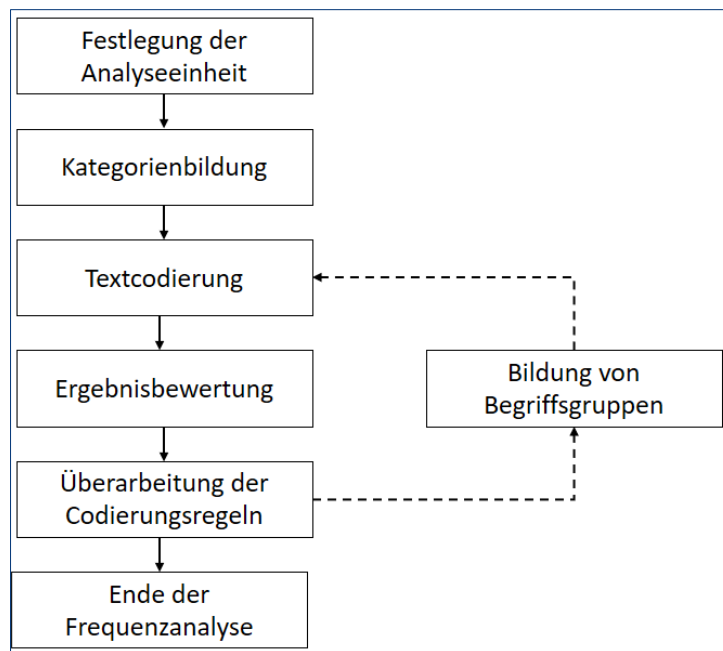


Abbildung 1: Vorgehen bei der Frequenzanalyse, in Anlehnung an Weber (1990)

Insgesamt konnten wir zehn Begriffsgruppen identifizieren, denen sämtliche relevante Kategorien zugeordnet werden konnten. Diese ergeben unserer Meinung nach ein ganzheitliches Bild und sind in der Tabelle 1 dargestellt.

Oberbegriffe	Anwendungsszenarien	Analysemethoden	Analysesoftware
		Branchen	
		Datenmanagement	Datenmanagementsoftware
		Formale Qualifikationen	
		Programmierung	
		Treiber	

Tabelle 1: Identifizierte Begriffsgruppen

Einige der Begriffsgruppen stellen Besonderheiten dar. Die Gruppe *Oberbegriffe* steht im Fokus des vorliegenden Artikels, jede Stellenanzeige beinhaltet Begriffe aus diesem Bereich. Diese zentrale Gruppe wird deshalb in Kapitel 3.1 gesondert untersucht. Auch die beiden Begriffsgruppen, die sich auf explizite Softwareprodukte beziehen, werden im Folgenden gesondert behandelt. In vielen der Stellenanzeigen stehen sie zwar im Fokus, bieten aber bei einer generellen Untersuchung analytischer Informationssysteme keinen großen Mehrwert. In diesem Artikel haben wir uns daher dazu entschieden, die beiden Begriffsgruppen *Analysesoftware* und *Datenmanagementsoftware* nicht im Detail zu betrachten. In den jeweils korrespondierenden Gruppen *Analysemethoden* und *Datenmanagement* wird in den folgenden Beschreibungen jedoch kurz auf die wichtigsten Untersuchungsergebnisse daraus eingegangen. Die Begriffsgruppe *Anwendungsszenarien* beinhaltet so viele ganz unterschiedliche Kategorien, dass auch hier eine Sonderbehandlung vorgenommen werden musste. Eine Beschreibung dazu folgt in Kapitel 3.2. Die verbleibenden sechs Begriffsgruppen bilden Dimensionen, die unserer Meinung nach geeignet sind, sämtliche relevante Aspekte von analytischen Informationssystemen ganzheitlich zu beschreiben, sie enthalten jedoch eine Vielzahl von Kategorien, die häufig in einem engen Zusammenhang stehen. Um die Aussagekraft unserer Untersuchung zu erhöhen, wurden die durch die Frequenzanalyse identifizierten, sehr feingranularen Kategorien im weiteren Analyseverlauf zu Kategorien

höherer Ebene zusammengefasst. Dabei wurden die Besonderheiten jeder Begriffsgruppe berücksichtigt. Beschreibungen dazu sind bei den jeweiligen Dimensionsdarstellungen im folgenden Kapitel zu finden.

3. DATENANALYSE

3.1 Oberbegriffe für analytische Informationssysteme

Kategorien, die als Oberbegriffe identifiziert wurden, unterliegen in unserer Untersuchung stärkeren Filterkriterien als diejenigen anderer Begriffsgruppen (vgl. Kapitel 2.1). Wenn ein Obergriff in der Praxis akzeptiert ist, sollte davon ausgegangen werden, dass er in deutlich mehr als sechs Stellenanzeigen genannt wird. Wir haben uns für diesen Artikel dazu entschieden, nur solche Oberbegriffe zu berücksichtigen, die in mindestens zehn Prozent der Anzeigen genannt wurden. Eine Besonderheit stellt dabei der Begriff *Business Analytics* dar, der zwar nur in sieben Prozent der Stellenanzeigen identifiziert wurde, in der Fachliteratur jedoch häufig zu finden ist (vgl. Kapitel 1). Den Autoren erschien eine Berücksichtigung daher sinnvoll. Neben der unerwartet geringen Nutzung des Begriffs *Business Analytics* ist eine weitere frühe Erkenntnis der Analyse, dass, anders als erwartet, der Begriff *Business Intelligence* immer noch eine hohe Relevanz besitzt. Abbildung 2 ist zu entnehmen, in wie vielen Stellenanzeigen und wie häufig insgesamt die identifizierten Oberbegriffe genannt wurden.

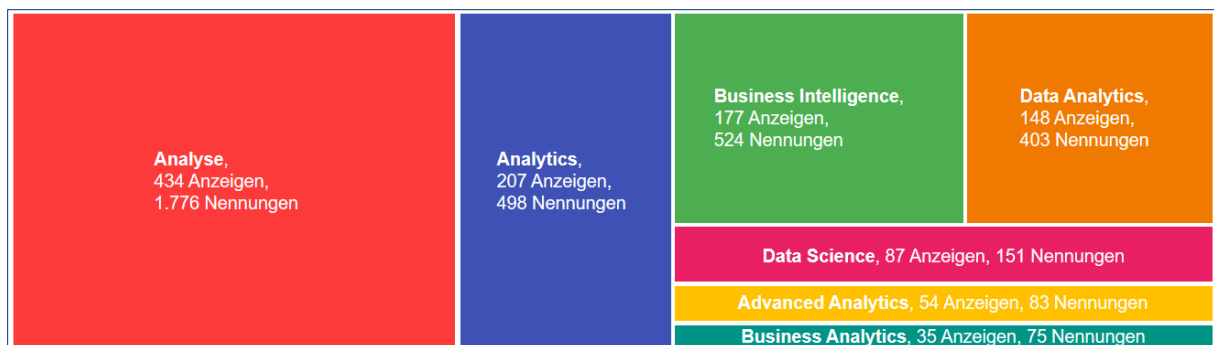


Abbildung 2: Oberbegriffe im Kontext analytischer Informationssysteme

Um ein besseres Begriffsverständnis aufzubauen, wurden in Abbildung 3 die identifizierten Oberbegriffe einander gegenübergestellt. Dadurch wird ersichtlich, wie oft zwei Begriffe gemeinsam in Stellenanzeigen aufgetreten sind. Die in den Zeilen abgetragenen Begriffe wurden zur besseren Vergleichbarkeit normalisiert. Sie bilden die jeweils größeren Quadrate im Hintergrund (die Farbcodierung entspricht derjenigen aus Abbildung 2). Im Vordergrund ist abgetragen, wie häufig in den Stellenangeboten bei Nennungen des Begriffs in der Zeile gleichzeitig auch der Begriff in der jeweiligen Spalte verwendet wurde. In der letzten Spalte ist zu erkennen, wie häufig die identifizierten Begriffe für sich allein in einem Stellenangebot aufgetreten sind.

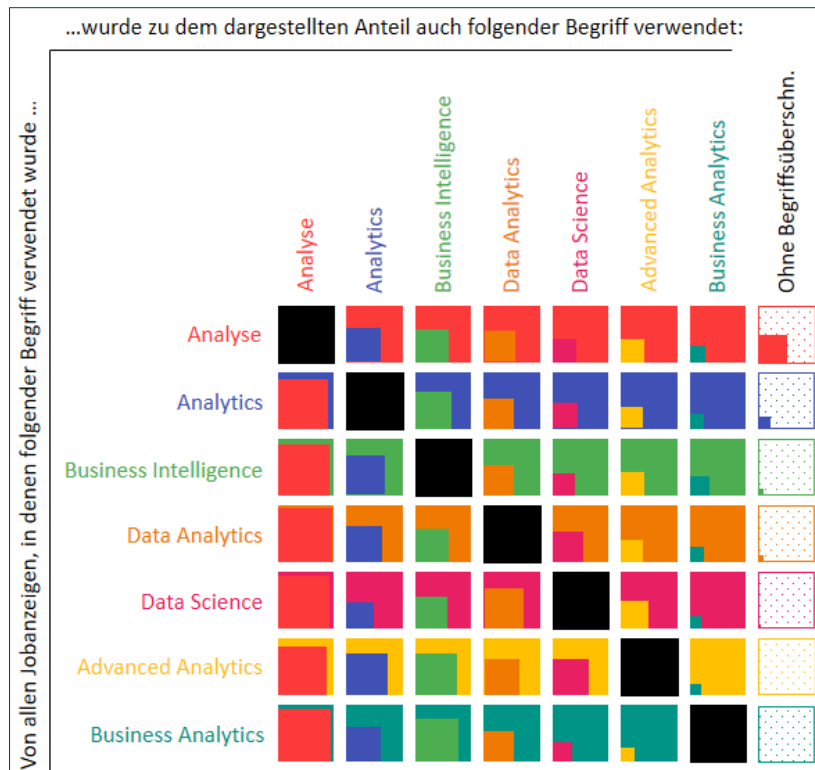


Abbildung 3: Gleichzeitige Nennung identifizierter Oberbegriffe

Aus der Abbildung ist zu erkennen, dass der Oberbegriff *Analyse* sehr häufig in Kombination mit allen anderen identifizierten Oberbegriffen auftritt. Daher ist er nicht geeignet, einen Konzept- oder Methodenfokus bei der Anwendung analytischer Informationssysteme herauszustellen und wird im weiteren Verlauf des Artikels nicht weiter betrachtet. Die übrigen Begriffe werden hingegen differenzierter verwendet, so dass sich eine genauere Untersuchung lohnt.

3.2 Anwendungsszenarien analytischer Informationssysteme

Etwa die Hälfte der untersuchten Stellenanzeigen (47 %) enthalten Angaben darüber, in welchen Anwendungsbereichen Analysen zur Entscheidungsunterstützung durchgeführt werden sollen. Die verwendeten Bezeichnungen sind jedoch sehr vielfältig (wir identifizierten insgesamt 228 unterschiedliche Begriffe) und beziehen sich auf verschiedene Abstraktionsebenen (z. B. *Business Insights*, *Customer Analytics*, *Churn Analyse*). Nach einer explorativen Analyse entschieden wir uns, die Begriffe auf zwei Arten zu gruppieren: anhand des *Aufgabentyps* und anhand des *Anwendungsfelds*.

Unter dem *Aufgabentyp* verstehen wir die Art der Tätigkeit, die ausgeführt werden soll — unabhängig vom konkreten Anwendungsfeld. Beispiele für Aufgabentypen sind etwa *Steuerung*, *Prognose* oder *Planung*. Bei 62 % aller verwendeten Begriffe in dieser Gruppe war ein Aufgabentyp erkennbar. Insgesamt konnten wir neun Kategorien bestimmen, von denen aber nur sieben nennenswert häufig auftraten. Abbildung 4 zeigt die identifizierten Kategorien, die Anzahl ihrer Nennungen und ihren prozentualen Anteil an allen Nennungen innerhalb dieser Begriffsgruppe. Dadurch ist erkennbar, welche grundsätzlichen Tätigkeitsbereiche im Kontext analytischer Informationssysteme auftreten und wie bedeutsam sie sind. Die *Analyse*² ist erwartungsgemäß der meistgenannte Aufgabentyp. Dies liegt einerseits an der Auswahl der Stellenanzeigen, andererseits konnte aber auch beobachtet werden, dass dieser Begriff nicht nur verwendet wird, wenn es konkret um die systematische Aufschlüsselung des Untersuchungsgegenstands geht, sondern auch in einem übergreifenden Sinn. Im letzteren Fall werden darunter neben der eigentlichen Analyse auch die darauf aufbauenden Schritte (etwa *Bewertung*, *Prognose* oder *Visualisierung*) verstanden.

Analyse, 389 Nennungen, 37% Anteil	Steuerung, 156 Nennungen, 15% Anteil	Planung, 112 Nennungen, 11% Anteil	Monitoring, 109 Nennungen, 10% Anteil
	Prognose, 113 Nennungen, 11% Anteil	Visualisierung, 96 Nennungen, 9% Anteil	Bewertung, 67 Nennungen, 6% Anteil

Abbildung 4: Häufigkeit der identifizierten Aufgabentypen

Unter dem *Anwendungsfeld* verstehen wir den unternehmerischen Anwendungsbereich, für den die Tätigkeit ausgeführt werden soll, unabhängig vom konkreten *Aufgabentyp*. Beispiele für Anwendungsfelder sind etwa *Marketing*, *Customer Relationship Management* oder *Marktforschung*. Da die Tätigkeiten in Unternehmen sehr vielfältig sind, wurden in den untersuchten Stellenanzeigen entsprechend über 60 unterschiedliche Begriffe für *Anwendungsfelder* identifiziert, von denen aber nur etwa ein Drittel nennenswert häufig auftraten. Um einen besseren Überblick zu erhalten, entschlossen wir uns, thematisch verwandte Begriffe zu kategorisieren. Die sechs am häufigsten genannten Kategorien haben wir in Abbildung 5, ebenfalls mit der Anzahl ihrer Nennungen und ihrem prozentualen Anteil, herausgestellt. In einer siebten Kategorie sind alle weiteren unternehmerischen Anwendungsfelder zusammengefasst, die zu selten genannt wurden, um eine separate Behandlung rechtfertigen zu können. Die Abbildung zeigt somit die bedeutendsten Einsatzbereiche von analytischen Informationssystemen auf.

² An dieser Stelle wird die unspezifische Bedeutung des Begriffs *Analyse* deutlich. Anders als bei der Untersuchung der Oberbegriffe in Kapitel 3.1, wird hier nur der Analysebegriff im Aufgabenkontext betrachtet.

Weitere Unternehmensanalysen, 183 Nennungen, 26% Anteil	Webanalysen, 150 Nennungen, 22% Anteil	Marketinganalysen, 113 Nennungen, 16% Anteil	Spezialanalysen, 80 Nennungen, 11% Anteil	Marktanalysen, 72 Nennungen, 10% Anteil
			Kundenanalysen, 51 Nennungen, 7% Anteil	Risikoanalysen, 48 Nennungen, 7% Anteil

Abbildung 5: Häufigkeiten der identifizierten Anwendungsfelder

Das größte explizit genannte Anwendungsfeld ist mit 22 % aller Nennungen die *Webanalyse*. In den Anzeigen wird hierfür häufig auch der Begriff *Web Analytics* verwendet. Die Analyse bezieht sich dabei sowohl auf unternehmenseigene als auch unternehmensfremde Webseiten (z. B. Preisportale). Vermehrt im Kontext der *Webanalyse* genannte Begriffe sind etwa *Web Tracking*, *Customer Journey* und *Web Intelligence*. Das zweitgrößte individuelle Anwendungsfeld (16 %) sind *Marketinganalysen*. In diesem Zusammenhang wichtige Begriffe sind *Online/Digital Marketing*, *Search Engine Advertising/Optimization* und *Tag Management*. Da häufig ein Großteil der Marketingmaßnahmen im Internet stattfindet, gibt es Überschneidungen zur Kategorie der *Webanalyse*. Das drittgrößte Anwendungsfeld, *Spezialanalysen* (11 %), fasst mehrere Analyseformen zusammen, die nur in spezifischen Anwendungskontexten auftreten. Dazu gehören insbesondere die *Betrugserkennung und -prävention (Fraud Analysis)*, die *Anomalieerkennung*, *Predictive Maintenance* und die *Analyse im Kontext geografischer Informationssysteme*. Das Anwendungsfeld *Marktanalysen* erreicht zehn Prozent aller Nennungen. Die hier genannten Begriffe stehen im Zusammenhang mit der *Marktforschung*, der *Marktbeobachtung* und der *Ermittlung von Markttrends*. Mit sieben Prozent der Nennungen ebenfalls von Bedeutung ist das Anwendungsfeld *Kundenanalysen (Customer Analytics)*, in dem neben den Themen *Kundensegmentierung*, *-bindung* und *-abwanderung (Churn)* auch das *analytische Customer Relationship Management* häufig genannt wird. Hier gibt es ebenfalls viele Berührungspunkte zum Marketing. Das letzte eigenständige Anwendungsfeld, das eine erwähnenswerte Anzahl von Nennungen auf sich vereinen kann, ist mit ebenfalls sieben Prozent die *Risikoanalyse*. Zentrale Begriffe sind hier das *Risikomanagement*, die *Risikobewertung* und die *Risikoberatung (Risk Advisory)*. Alle weiteren und individuell weniger bedeutenden Formen von Unternehmensanalysen sind im siebten Anwendungsfeld zusammengefasst. Hierin finden sich – neben übergeordneten Begriffen wie *Business Analyse*, *Business Insights* und *Business Modeling* – zahlreiche Themen wie *Vertriebssteuerung*, *Qualitätsmanagement*, *Produktionsplanung*, *Preisfindung* sowie verschiedene Formen der *Prozessoptimierung*. Insgesamt umfasst das Anwendungsfeld *Weitere Unternehmensanalysen* 26 % aller Begriffsnennungen.

3.3 Beschreibung der identifizierten Dimensionen

Die als relevant identifizierten Dimensionen (vgl. Kapitel 2.2) beinhalten unterschiedlich viele Begriffe und werden in unterschiedlich vielen Stellenanzeigen genannt. Abbildung 6 bietet dazu eine Übersicht. Obwohl nicht alle Dimensionen in allen Stellenanzeigen explizit adressiert werden, gehen wir davon aus, dass grundsätzlich alle sechs Dimensionen für die Charakterisierung einer Anzeige im Bereich der analytischen Informationssysteme von Bedeutung sind. Auf eine unterschiedliche Gewichtung der Dimensionen wird daher in der vorliegenden Untersuchung verzichtet.

Branchen , 427 Anzeigen, 1.569 Nennungen	Formale Qualifikationen , 409 Anzeigen, 1.273 Nennungen	Analysemethoden , 344 Anzeigen, 1.199 Nennungen	Datenmanagement , 315 Anzeigen, 830 Nennungen	Programmierung , 238 Anzeigen, 556 Nennungen
			Treiber , 236 Anzeigen, 577 Nennungen	

Abbildung 6: Identifizierte Dimensionen im Kontext analytischer Informationssysteme

In den nachfolgenden Beschreibungen der identifizierten Dimensionen werden diese in ihre relevanten Kategorien heruntergebrochen, d. h. Kategorien, die in den jeweiligen Dimensionen entweder sehr häufig verwendet wurden oder solche, die gut geeignet sind, um Unterschiede bei den zu untersuchenden Oberbegriffen aufzuzeigen. Die nachfolgende Abbildung zeigt eine Übersicht der in diesem Artikel fokussierten Kategorien. Die darin verwendeten Abkürzungen werden in Tabelle 2 eingeführt. Anschließend werden die identifizierten Dimensionen im Detail dargestellt.

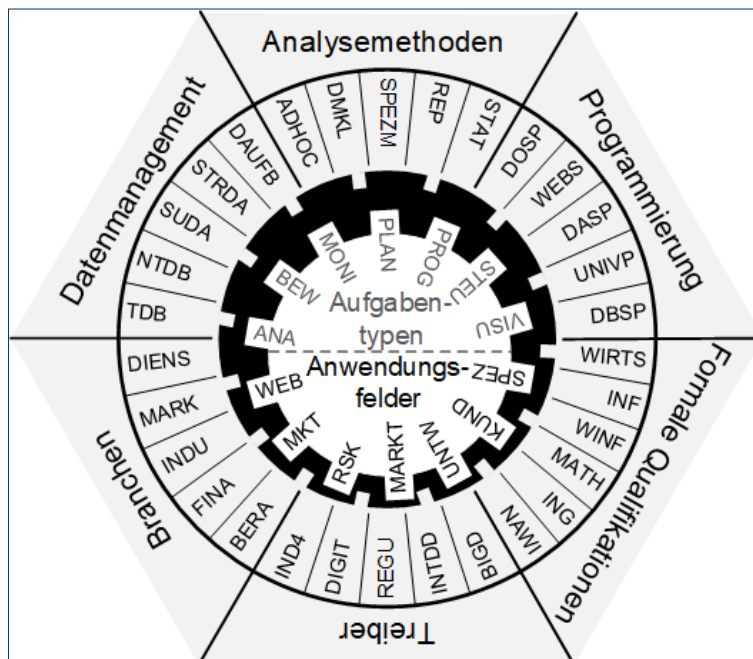


Abbildung 7: Relevante Dimensionen analytischer Informationssysteme und deren Kategorien

Aufgabentypen	ANA	Analyse
	BEW	Bewertung
	MONI	Monitoring
	PLAN	Planung
	PROG	Prognose
	STEU	Steuerung
	VISU	Visualisierung
Analysemethoden	ADHOC	Ad-hoc-Analysen
	DMKL	Klassische Data-Mining-Methoden
	REP	Reporting
	SPEZM	Spezielle Methoden
	STAT	Statistische Methoden
Anwendungsfelder	KUND	Kundenanalysen
	MARKT	Marktanalysen
	MKT	Marketinganalysen
	RSK	Risikoanalysen
	SPEZ	Spezialisierte Analysen
	UNTW	Weitere Unternehmensanalysen
	WEB	Analysen von Websites (eigene und fremde)
Branchen	BERA	Beratung
	DIENS	Weitere Dienstleistungen
	FINA	Finanzen
	INDU	Industrie
	MARK	Marketing
Datenmanagement	DAUFB	Datenaufbereitung
	NTDB	Nicht-traditionelle Datenbankmanagementsysteme
	STRDA	Strukturierte Daten
	SUDA	Semi- und unstrukturierte Daten
	TDB	Traditionelle Datenbankmanagementsysteme
Formale Qualifikationen	INF	Informatik
	ING	Ingenieurwesen
	MATH	Mathematik
	NAWI	Naturwissenschaften
	WINF	Wirtschaftsinformatik
	WIRTS	Wirtschaft
Programmierung	DASP	Datenanalyse Sprachen
	DBSP	Datenbanksprachen
	DOSP	Andere domänenspezifische Sprachen
	UNIVP	Universelle Programmiersprachen
	WEBS	Web-Sprachen
Treiber	BIGD	Big Data
	DIGIT	Digitalisierung
	IND4	Industrie 4.0
	INTDD	Internet der Dinge
	REGU	Regulatorik

Tabelle 2: Verzeichnis verwendeter Abkürzungen

Dimension: **Treiber**

Was ist die treibende Kraft für die Nutzung analytischer Informationssysteme?

Relevante Kategorien:	<ul style="list-style-type: none">• Big Data• Digitalisierung	<ul style="list-style-type: none">• Industrie 4.0• Internet der Dinge	<ul style="list-style-type: none">• Regulatorik
-----------------------	--	--	---

Angesichts der zunehmenden Nutzung von Analysen zur Entscheidungsunterstützung und des gestiegenen Personalbedarfs in diesem Bereich (Zeitler 2013) stellt sich die Frage nach den treibenden Kräften dieser Entwicklung. Durch die Untersuchung der Stellenanzeigen ist es möglich, zumindest einen Teil dieser Treiber zu identifizieren, denn viele Anzeigen enthalten Informationen zu den übergeordneten Herausforderungen, denen sich die Unternehmen gegenübergestellt sehen. In 47 % der Stellenanzeigen fanden wir Angaben dazu. Nicht ganz einfach war die Kategorisierung dieser Angaben, denn teilweise wurden sehr unterschiedliche Begriffe für sehr ähnliche Konzepte verwendet. Eine explorative Datenanalyse zeigte jedoch, dass die Unternehmen stark dazu neigen, aktuelle Trendbegriffe zu verwenden, denen sich dann andere Umschreibungen und Spezialisierungen gut zuordnen ließen. So konnten schließlich fünf Kategorien von Treibern identifiziert werden.

Die mit Abstand größte Kategorie mit etwa 56 % der Nennungen ist *Big Data*. Dieser Begriff hat sich in Unternehmen offensichtlich stark etabliert, unklar ist jedoch, ob er trennscharf verwendet wird. In der Fachliteratur ist von *Big Data* die Rede, wenn die zu analysierenden Daten aufgrund ihres Volumens, der Geschwindigkeit in der sie anfallen und/oder ihrer komplexen Strukturierung nicht mit herkömmlichen Verfahren und Systemen verarbeitet werden können (diese Definition ist zurückzuführen auf Laney (2001)). Da aber in den Stellenanzeigen relativ selten spezielles Big-Data-Knowhow gesucht wird (siehe hierzu auch die Erläuterungen zu den Dimensionen *Analysemethoden* und *Programmierung*), ist von einer gewissen inflationären Verwendung des Begriffs in der Unternehmenspraxis auszugehen. Eine Ursache könnte sein, dass sich Unternehmen, die bislang aufgrund ihrer Größe oder der Branche in der sie arbeiten, noch nicht intensiver mit dem Thema Datenanalyse auseinandergesetzt haben, dies nun tun müssen und dafür den Trendbegriff *Big Data* verwenden, obwohl ihre tatsächlichen Anforderungen mit traditionellen Verfahren und Systemen gelöst werden können. Dies würde auch auf eine gewisse Überschneidung mit einer weiteren Kategorie hindeuten, der ebenfalls ein Trendbegriff zugrunde liegt: *Digitalisierung*. Unter diesem Begriff (in den Stellenanzeigen häufig auch *digitale Transformation* genannt) wird im untersuchten Zusammenhang die rasante Durchdringung von immer mehr Lebensbereichen (im Arbeits-, Wirtschafts-, Gesellschafts- und Privatleben) durch die digitale Erfassung und Verarbeitung von Daten verstanden. Durch die Digitalisierung nimmt die Vielfalt der Datenquellen und der Detailgrad der Erfassung zu, wodurch bestehende Geschäftsmodelle verändert werden und ganz neue entstehen (Schönefeld 2017). Entscheidend ist dabei insbesondere die Analyse der erfassten Daten, was sich dann auch in der häufigen Nennung des Begriffs *Digitalisierung* in den Stellenanzeigen äußert (17 %).

Zu unserer Überraschung gab es aber einen Treiber, der sogar noch häufiger genannt wurde als das Trendthema *Digitalisierung*. Es ist der Themenbereich im Umfeld der Begriffe *Compliance*, *Audit* und *Governance*. Wir haben die zugehörige Kategorie, die eine deutlich höhere Begriffsvielfalt aufweist als alle anderen Kategorien, in Ermangelung eines etablierten Oberbegriffs *Regulatorik* genannt. 19 % aller Nennungen von Treibern fallen in diesen Bereich. Interessant wäre zu untersuchen, ob dies ein deutsches Phänomen ist oder ob es auch in anderen Ländern beobachtet werden kann. Die verbleibenden beiden Kategorien spiegeln erneut die Verwendung von Trendbegriffen wider: *Internet der Dinge* und *Industrie 4.0*. Beide Kategorien sind mit fünf bzw. drei Prozent aller Nennungen jedoch vergleichsweise klein.

Untersucht man, wie oft die identifizierten Treiberkategorien zusammen mit den Oberbegriffen genannt werden, ergibt sich folgendes Bild: Die Kategorien *Industrie 4.0* und *Internet der Dinge* tauchen überdurchschnittlich häufig unter den Oberbegriffen *Data Science* und *Data Analytics* auf, spielen aber für die anderen Oberbegriffe nur eine geringe bis sehr geringe Rolle. Differenziert werden muss auch bei der Kategorie *Regulatorik*. Sie wird besonders oft gemeinsam mit dem Oberbegriff *Advanced Analytics* genannt, vergleichsweise selten jedoch gemeinsam mit *Business Analytics*. Die verbleibenden beiden Kategorien *Digitalisierung* und *Big Data* sind hingegen bei fast allen Oberbegriffen gut vertreten, *Digitalisierung* besonders bei *Business Intelligence* und *Analytics*, *Big Data* speziell bei *Data Science* und *Advanced Analytics*.

Dimension: **Branchen**

In welchen Branchen sind analytische Informationssysteme besonders stark nachgefragt?

Relevante Kategorien:	• Beratung	• Industrie	• Weitere Dienstleistungen
	• Finanzen	• Marketing	

Da in Stellenanzeigen sehr häufig (in unserer Stichprobe in 85 % aller Fälle) die Branche genannt wird, in der das ausschreibende Unternehmen tätig ist, kann durch unsere Untersuchung gut herausgearbeitet werden, in welchen Bereichen der Wirtschaft Experten für die Analyse zur Entscheidungsunterstützung besonders stark nachgefragt sind. Eine Herausforderung dabei war die Vielfalt der verwendeten Branchenbegriffe (z. B. *Finanzindustrie, Finanzwirtschaft, Finanzbranche*) und ihre unterschiedliche Granularität (z. B. *Finanzwirtschaft, Banken, Baufinanzierung*). Unsere Ursprungsidee war, eine klassische Einteilung in den Industrie-, den Dienstleistungs- und den öffentlichen Sektor vorzunehmen. Nach einer explorativen Datenanalyse wurde jedoch deutlich, dass der öffentliche Sektor bei Stellenanzeigen im Bereich analytischer Informationssysteme bislang praktisch keine Rolle spielt (nur ca. ein Prozent der Nennungen entfallen darauf), der Dienstleistungssektor hingegen feiner unterteilt werden muss, um ein aussagekräftiges Bild zu erhalten. Wir entschieden uns daher dafür, die drei Subsektoren, die am häufigsten in den Stellenanzeigen genannt wurden, als gesonderte Kategorien auszuweisen. Vollständig herausgelassen aus der Untersuchung wurde der Bereich *Personal/Human Resources*. Da Stellenanzeigen in den allermeisten Fällen von der Personalabteilung oder einem Personaldienstleister verwaltet werden, wäre es sonst zu einer starken Verfälschung des Ergebnisses gekommen.³

Die beiden Bereiche, in denen die meisten Analyseexperten gesucht werden, sind mit jeweils knapp 24 % aller Nennungen die *Beratungs-* und die *Finanzbranche*. Die hohe Nachfrage bei *Beratungen* spiegelt vermutlich wider, dass einige Fragestellungen rund um den Einsatz analytischer Informationssysteme noch vergleichsweise jung und weiterhin einer hohen Dynamik unterworfen sind. Viele Unternehmen besitzen offenbar (noch) keine eigenen Experten für sämtliche relevante Methoden und Tools, sondern greifen auf *Beratungsdienstleistungen* zurück. Die hohe Nachfrage im *Finanzbereich* ist ebenfalls nicht verwunderlich. Der *Banken- und Versicherungsbereich* ist traditionell ein stark zahlen- und datengetriebenes Gewerbe, das nun offenkundig verstärkt neue Analysesysteme und -verfahren einsetzt. Am dritthäufigsten waren Stellenanzeigen aus dem Sektor *Industrie* (16 % aller Nennungen). Insbesondere die Bereiche *Maschinenbau* (und hier vor allem die *Automobilindustrie*) sowie *Elektrotechnik* sind hier besonders hervorzuheben. Ursachen dafür könnten Trends sein, die häufig mit den Schlagwörtern *Internet of Things* und *Industrie 4.0* beschrieben werden. Ein weiterer Dienstleistungsbereich, der viel Personal für entscheidungsrelevante Datenanalysen benötigt, ist mit zehn Prozent der Nennungen die *Marketingbranche*. Verschiedene Analysemethoden spielen im Marketing bereits traditionell eine wichtige Rolle

³ Durch dieses Vorgehen wurde auch die Auswertung von Stellenanzeigen, in denen es dezidiert um die Datenanalyse im Personalbereich ging, beeinträchtigt. Aufgrund der geringen Anzahl solcher Anzeigen kann dieser Effekt jedoch vernachlässigt werden.

und diese wird durch die Verfügbarkeit neuer Kommunikationskanäle und Datenquellen – Schlagwörter sind hier beispielsweise: *Online-Marketing*, *Mobile-Marketing*, *soziale Netzwerke* – offenbar noch verstärkt. Die verbleibenden Branchennennungen (ca. 25 %) verteilen sich auf zahlreiche weitere Dienstleistungssubsektoren. Hervorzuheben sind hier der *Handel* und die *Logistikbranche*, aber auch die Bereiche *Gesundheit* und *Medien*. Insgesamt ist zu beobachten, dass Analysen zur Entscheidungsunterstützung für sehr viele und sehr unterschiedliche Branchen von Bedeutung sind.

Nicht alle Branchenkategorien werden im Zusammenhang mit den identifizierten Oberbegriffen gleichhäufig verwendet. In der traditionell stark betriebswirtschaftlich ausgerichteten Beratungsbranche sind erwartungsgemäß die Begriffe *Business Intelligence* und *Business Analytics* überdurchschnittlich häufig vertreten, *Data Science* und *Data Analytics* hingegen unterdurchschnittlich häufig. Genau umgekehrt – und damit ebenfalls wie erwartet – verhält es sich in der Industriebranche. Dort hat zusätzlich der Begriff *Advanced Analytics* eine hohe Bedeutung. Vermutlich stehen in der Industrie die Datenanalysen häufiger in einem technischen Kontext und erfordern komplexere Analysemethoden. Erstaunlicherweise werden in Stellenanzeigen der Finanzbranche die Oberbegriffe eher so verwendet wie in der Industrie und nicht wie in der Beratung. Zwar haben die Begriffe *Business Intelligence* und *Business Analytics* in der Finanzbranche eine leicht überdurchschnittliche Bedeutung, deutlich stärker ist diese aber noch bei *Data Science*, *Data Analytics* und *Advanced Analytics*. Offenbar werden im Finanzbereich insbesondere Experten für komplexe Analysen gesucht. Bemerkenswert ist ebenfalls das Verhältnis der Oberbegriffe *Business Intelligence* und *Business Analytics* in der Marketingbranche. Der erste wird deutlich seltener gebraucht als im Durchschnitt aller Branchen, der zweite (zusammen mit dem Begriff *Analytics*) wesentlich häufiger. Anscheinend vollzieht sich der Wechsel von einem Trendbegriff zum nächsten im Bereich *Marketing* schneller als in anderen Branchen. Die Kategorie der weiteren Dienstleistungsbranchen zeigt nur bei den Begriffen *Business Intelligence* und *Business Analytics* ein klar vom Durchschnitt abweichendes Bild. Beide sind in diesen Branchen klar unterrepräsentiert, *Business Analytics* sogar sehr stark. Aufgrund der Branchenmischung der Kategorie kann über die Gründe nur spekuliert werden.

Dimension: **Formale Qualifikationen**

In welchen Fachrichtungen sollten Stellenbewerber formale Qualifikationen besitzen?

Relevante Kategorien:	• Informatik	• Mathematik	• Wirtschaftsinformatik
	• Ingenieurwesen	• Naturwissenschaften	• Wirtschaft

Die Nutzung von Stellenanzeigen als Untersuchungsgrundlage bietet die Möglichkeit, auch etwas über die erwartete formale Qualifikation derjenigen Personen zu erfahren, die im Bereich *Analyse zur Entscheidungsfindung* eingesetzt werden sollen. Die große Mehrheit aller Stellenanzeigen (82 %) enthalten Angaben zur gewünschten formalen Qualifikation, im Mittel werden 2,3 infrage kommende Qualifikationen pro Anzeige genannt.

Gesucht werden fast ausschließlich Akademiker, nur ganz vereinzelt werden Bewerber angesprochen, die einen Ausbildungsberuf erlernt haben (z. B. *Fachinformatiker* oder *Absolventen einer kaufmännischen Ausbildung*). Im Bereich der Hochschulabsolventen stehen „klassische“ Studiengänge wie *Informatik* (21 % der Stellenanzeigen), *Wirtschaftsinformatik* (19 %), *Mathematik* (13 %), *Betriebswirtschaftslehre* (9 %) und *Wirtschaftswissenschaften* (9 %) klar im Fokus. Dies liegt vermutlich daran, dass es bislang nur wenige Studiengänge gibt, die sich auf den Bereich *analytische Informationssysteme* und die damit zusammenhängenden Themen spezialisiert haben. Da die existierenden Studiengänge ferner meist recht neu sind, ist außerdem die Anzahl der Absolventen noch gering.

Der stark interdisziplinäre Charakter des untersuchten Themenfeldes wird noch einmal besonders deutlich, wenn die einzelnen Studiengänge zu Studienbereichen (den Kategorien dieser Dimension) zusammengefasst werden. An erster Stelle steht dann der Bereich *Wirtschaft* (24 % aller Stellenanzeigen), dicht gefolgt vom Bereich *Informatik* (22 %). Stark gesucht werden ebenfalls Bewerber, die gerade eine Kombination von Kenntnissen der ersten beiden Kategorien mitbringen: *Wirtschaftsinformatiker* (20 %). Aber auch aus anderen Fachrichtungen werden im Umfeld der Datenanalyse Experten benötigt. Zu nennen sind hier insbesondere *Mathematiker* (13 %), *Ingenieure* (10 %) und *Naturwissenschaftler* (7 %).

Untersucht man die Qualifikationen im Zusammenhang mit den einzelnen Oberbegriffen, ergibt sich folgendes Bild: Wie zu erwarten, werden Absolventen wirtschaftswissenschaftlicher Studiengänge überdurchschnittlich häufig im Zusammenhang mit *Business Intelligence* und besonders *Business Analytics* gesucht, ansonsten sind sie eher unterrepräsentiert. *Informatiker*, *Wirtschaftsinformatiker* und auch *Ingenieure* werden hingegen recht gleichmäßig unter allen Oberbegriffen genannt, eine kleine Hochburg besitzen die (*Wirtschafts-*)*Informatiker* bei *Advanced Analytics*, die *Ingenieure* bei *Data Science*. Stellenanzeigen für *Mathematiker* und *Naturwissenschaftler* finden sich insbesondere unter den Überschriften *Data Science*, *Data Analytics* und *Advanced Analytics*. Bei *Business Intelligence* und *Business Analytics* sind *Naturwissenschaftler* unterdurchschnittlich häufig gesucht, für die *Mathematiker* gilt dies jedoch nicht.

Dimension: ***Datenmanagement***

Welche Kenntnisse und Themen des Datenmanagements sind besonders nachgefragt?

Relevante Kategorien:	<ul style="list-style-type: none"> • Datenaufbereitung • Strukturierte Daten 	<ul style="list-style-type: none"> • Unstrukturierte Daten • Traditionelle DBMS 	<ul style="list-style-type: none"> • Nicht-traditionelle DBMS
-----------------------	--	---	--

Datenmanagement beinhaltet nach Gandomi und Haider (2015) Prozesse und Technologien, um Daten zu beziehen, zu speichern und für die Analyse vorzubereiten. Auf der Ebene der Datenbanken sind *relationale Systeme* immer noch von hoher Relevanz, obwohl in den letzten Jahren – gerade im Kontext analytischer Informationssysteme – viele neue Ansätze entwickelt wurden (Gupta et al. 2012; Pothuganti 2015). Dies konnte in den Stellenanzeigen mit insgesamt 41 % der Nennungen von *relationalen Datenbankmanagementsystemen* (DBMS) in der Kategorie *Datenbanktypen* entsprechend belegt werden. *Multidimensionale DBMS* sind ebenfalls seit langer Zeit eine sehr wichtige Grundlage für Entscheidungsunterstützungssysteme (Agrarwal et al. 1997; Chamoni & Gluchowski 2000). Mit 13 % der Nennungen in der Kategorie *Datenbanktypen* konnten wir jedoch keine große Relevanz dieses Themas feststellen. Im Kontext neuerer Technologien sind neben *In-Memory-Datenbanken* (13 % der Nennungen) vor allem, in der Regel unspezifisch benannte, *NoSQL-DBMS* von Bedeutung (34 % der Nennungen).

Seit vielen Jahren wird darauf hingewiesen, dass strukturierte Daten zukünftig nicht mehr die Hauptquelle für Analytics sein werden, sondern verstärkt auch semi- und unstrukturierte Daten verwendet werden (Russom 2007; Chamoni 2011). Laut einer Studie von BARC liegt der Analysefokus bei Unternehmen zurzeit jedoch weiterhin auf strukturierten Daten. Semi- und unstrukturierte Daten spielten auch 2016 eine geringe Rolle. Die Annahme, dass sie mittel- bis langfristig an Bedeutung gewinnen, bleibt jedoch bestehen (BARC 2016). Datenquellen werden in 24 % der Stellenanzeigen thematisiert, bei knapp zwei Dritteln der Nennungen wird auf *strukturierte Quellen* verwiesen. Bei *semi- und unstrukturierten Daten* stehen vor allem solche aus sozialen Netzwerken im Fokus.

Die *Datenaufbereitung* für die Analyse wird in über 70 Prozent der Stellenanzeigen thematisiert. Interessant ist hier vor allem die Form der Datenspeicherung. War vor einigen Jahren das *Data Warehouse* der Quasi-Standard im Kontext analytischer Informationssysteme ist in den letzten Jahren immer häufiger von *Data Lakes* die Rede. Vorteil dieses Ansatzes ist, dass mit dessen Hilfe auch unstrukturierte Daten für die Analyse zur Verfügung gestellt werden können (Miloslavskaya & Tolstoy 2016; Pasupuleti & Purra 2015). Unsere Untersuchung hat ergeben, dass Kenntnisse im Bereich *Data Warehouse* mit 20 % der Nennungen in der Kategorie *Datenaufbereitung* deutlich stärker nachgefragt werden, als solche nach *Data Lakes* (2 % der Nennungen).

Insgesamt kann festgehalten werden, dass der Bereich *Datenmanagement* im Analytics-Prozess zwar unbestritten der wichtigste und aufwendigste Schritt ist (vgl. z. B. Ordonez 2011; Hu 2010; Munk et al. 2010), bei den Stellenausschreibungen aber keine prominente Rolle einnimmt. Zwar wird er in über 80 % der Stellenanzeigen genannt, dort aber im Schnitt nur zweimal je Anzeige. Eine mögliche Erklärung hierfür liegt in der Auswahl der Datengrundlage für diese Untersuchung (vgl. Kapitel 2.1). Das *Datenmanagement* wird möglicherweise nicht von allen Unternehmen als Teil des Analyseprozesses gesehen.

Bezogen auf die untersuchten Oberbegriffe konnte folgendes festgestellt werden: *Traditionelle DBMS* im Kontext von Entscheidungsunterstützungssystemen (relationale und multi-dimensionale DBMS) stehen vor allem bei der *Business Analytics* im Fokus. Nicht-traditionelle DBMS werden bei der *Advanced Analytics* deutlich häufiger genannt als traditionelle. Bei allen anderen Oberbegriffen ist kein klarer Favorit zu identifizieren. Unabhängig von dem jeweiligen Oberbegriff spielen *strukturierte Daten* eine wichtige Analyserolle. *Semi- und unstrukturierte Daten* haben vor allem bei der *Advanced Analytics* und der *Data Science* Relevanz. Die Begriffe *Business Intelligence* und vor allem *Business Analytics* scheinen für die Analyse von *semi- und unstrukturierten Daten* nicht geeignet zu sein. Auch der Bereich der *Datenaufbereitung* konnte unabhängig vom zugrunde liegenden Oberbegriff als relevant identifiziert werden. Für *Business Intelligence* und *Advanced Analytics* spielt er eine besonders wichtige Rolle.

Bei der *Datenmanagementsoftware* stehen *SAP* (34 % sämtlicher Nennungen) und die *Apache Software Foundation* (33 % sämtlicher Nennungen) im Fokus. *SAP* wird dabei am häufigsten im Zusammenhang mit *Business Intelligence* genannt, aber auch überdurchschnittlich häufig bei *Analytics* und *Advanced Analytics*. Im Bereich der *Data Analytics* scheint die Relevanz gering. *Apache*-Softwareprodukte werden vor allem im Kontext von *Advanced Analytics*, *Data Science* und *Analytics* genannt, spielen aber bei allen identifizierten Begriffen eine wichtige Rolle.

Dimension: **Analysemethoden**

Kenntnisse welcher Analysemethoden sind von besonderer Bedeutung?

Relevante Kategorien:	• Ad-hoc-Analysen	• Statistische Methoden	• Klassisches Data-Mining
	• Reporting	• Spezielle Methoden	

Von Bewerbern auf Stellen im Bereich der analysebasierten Entscheidungsunterstützung werden häufig spezielle Kenntnisse von Analysemethoden erwartet. In 69 % der untersuchten Stellenanzeigen war dies der Fall. Im Mittel wurden in diesen Anzeigen drei bis vier konkrete Methoden aufgezählt, insgesamt wurden über 80 verschiedene Analysemethoden benannt. Allein diese Breite der gesuchten Kenntnisse und Fertigkeiten macht deutlich, dass dieser Tätigkeitsbereich sehr vielfältig ist und zunehmend eine Spezialisierung verlangt.

Um einen Überblick über die relevanten Analysemethoden zu erhalten, haben wir sie nach einer explorativen Datenanalyse in fünf Kategorien eingeteilt. Mit 27 % aller Nennungen die knapp größte Kategorie ist das *Reporting*, das die Aufgabe hat, die Analyseergebnisse den relevanten Entscheidern in einer verständlichen Darstellungsform aufzubereiten. Das

Reporting ist ein traditioneller, aber offensichtlich weiterhin bedeutender Prozessschritt der Datenanalyse. Von zunehmender Relevanz ist dabei die Datenaufbereitung in Form von *Dashboards*, dem Begriff, der in dieser Kategorie nach dem Oberbegriff *Reporting* am häufigsten genannt wurde. Eine das Reporting ergänzende Kategorie ist die *Ad-hoc-Analyse*. Sie ermöglicht Entscheidern die unmittelbare, spontane Untersuchung von Analyseaspekten, ohne dass dafür bereits eine spezielle Aufbereitung in Form eines Berichts oder Dashboards vorliegt. Wichtige Unterbegriffe in dieser Kategorie, die neun Prozent aller Nennungen umfasst, sind etwa *Online Analytical Processing (OLAP)*, *Self Service* und *Visual Analytics*. Die verbleibenden drei Kategorien beziehen sich auf die Datenanalyse im engeren Sinne. Anzuführen sind hier zunächst *Methoden der Statistik*, die 26 % aller Nennungen umfassen. Häufig gesucht werden dafür etwa Bewerber mit Kenntnissen in den Bereichen *Regression*, *multivariate Statistik* und *AB-Tests*. Statistisches Know-how wird bereits lange bei der Datenanalyse eingesetzt, bleibt aber offenbar weiterhin gesucht. Neuere Analysemethoden entstammen häufig dem Bereich *Data Mining*. Wir unterteilen die Methoden dabei im Kontext unserer Untersuchung in *klassisches Data Mining* und in *spezielle Methoden*. Unter *klassischen Data-Mining-Methoden* verstehen wir grundlegende Analyseverfahren, die im *Data Mining* bereits weit verbreitet sind und bei vielen unterschiedlichen Analyseproblemen genutzt werden können. Beispiele sind etwa *Clusteranalysen*, *Entscheidungsbäume* oder *Assoziationsanalysen*. Unter *speziellen Methoden* fassen wir Verfahren zusammen, die ganz spezielles Experten-Know-how erfordern oder nur auf ganz spezielle Analyseprobleme anwendbar sind. Dazu zählen etwa fortgeschrittene Data-Mining-Verfahren wie *Deep Learning*, *Big Data Analytics* oder *Text Mining*, aber auch *spezifische Methoden anderen Ursprungs* (z. B. *Simulation und Optimierung*). Zur unserer Überraschung wurden in den Stellenanzeigen seltener Kenntnisse in *klassischen Data-Mining-Methoden* nachgefragt (13 % der Nennungen) als Kenntnisse in *speziellen Methoden* (25 % der Nennungen). Gründe dafür könnten sein, dass klassische Verfahren mit der entsprechenden Software-Unterstützung inzwischen auch von Nicht-Fachleuten durchgeführt werden können und es gerade für neuere, komplexere Analyseverfahren bislang noch wenig Experten gibt. Überraschend war ebenfalls, dass zwar Kenntnisse zu *Big Data Analytics* nachgefragt waren, aber in einem ganz erheblich geringeren Maße, als dies bei der häufigen Nennung des Treibers *Big Data* zu vermuten gewesen wäre.

Ähnlich wie bei den *Analysemethoden* ist auch die Nachfrage nach Kenntnissen in speziellen *Analytics-Software-Produkten* sehr vielfältig. Dies liegt nicht nur an der großen Anzahl von verfügbaren Produkten, sondern auch an der Dynamik, mit der sich der Markt verändert. Einerseits gibt es zahlreiche kleinere Hersteller (oder Open Source-Projekte), die meist spezialisierte Software entwickeln (z. B. *Jedox*, *KNIME*, *RapidMiner*), andererseits bieten auch große Software-Hersteller ergänzende Analytics-Produkte zu ihren etablierten Software-Lösungen an (etwa *SAP*, *Microsoft* und *IBM*). Kleinere Hersteller werden außerdem häufig von größeren Herstellern aufgekauft, was dann vielfach auch mit der Integration und Umbenennung der Software-Produkte einhergeht. Dass gerade größere Software-Häuser ihr Produktangebot – vermutlich aufgrund von aktuellen Trends und Marketingergwägungen – immer wieder einmal neu schnüren und umbenennen, erschwert den Überblick zusätzlich. Diese unübersichtliche Lage wird auch in den von uns untersuchten Stellenanzeigen deutlich. So fallen zwar die meisten Nennungen klar auf die großen Software-Hersteller *SAP* (33 %) und *Microsoft* (28 %), bei *SAP* werden allerdings 20 verschiedene, bei *Microsoft* immerhin noch *zwölf* verschiedene Produktbezeichnungen verwendet. Weitere häufiger genannte generalistische Software-Hersteller sind *IBM* (10 %) und *Google* (4 %). Als größere, auf Analytics-Software spezialisierte Hersteller tauchten *SAS* (8 %), *Tableau Software* (6 %) und *QlikTech* (4 %) auf. In den Anzeigen werden auch zahlreiche kleinere, spezialisierte Hersteller erwähnt, keiner kommt jedoch auf eine nennenswerte Anzahl.

Die identifizierten Kategorien von Analysemethoden tauchen nicht gleichhäufig mit allen Oberbegriffen auf, es zeichnet sich jedoch eine relativ klar erkennbare Gruppierung ab: Die drei Kategorien *Statistische Methoden*, *Klassische Data-Mining-Methoden* und *Spezielle Methoden* werden besonders oft im Zusammenhang mit den Oberbegriffen *Data Science*, *Data Analytics* und *Advanced Analytics* genannt. Die anderen beiden Kategorien *Reporting* und *Ad-hoc-Analysen* werden hingegen überdurchschnittlich häufig unter den Oberbegriffen *Business Intelligence* und *Business Analytics* erwähnt. Beim Begriff *Analytics* ist kein ausgeprägter Zusammenhang erkennbar.

Dimension: **Programmierung**

Programmiersprachen aus welchen Bereichen sollten Stellenbewerber beherrschen?

Relevante Kategorien:	<ul style="list-style-type: none">• Datenbanken• Datenanalyse	<ul style="list-style-type: none">• Web• Universelle Sprachen	<ul style="list-style-type: none">• Andere Domänen-spezifische Sprachen
-----------------------	--	--	---

Im Gebiet analytische Informationssysteme und Datenanalyse entsteht immer wieder die Notwendigkeit, bestimmte Schritte des Analyseprozesses durch eigens geschriebene Programme umzusetzen. Dies ist insbesondere dann der Fall, wenn für den konkreten Einsatzbereich keine adäquate Analytics-Software existiert, die eingesetzte Analytics-Software nicht flexibel genug ist oder sie die benötigte spezielle Funktionalität nicht zur Verfügung stellt. Typische Beispiele sind etwa die Datenaufbereitung bei proprietären Datenquellen oder der Einsatz selbst entwickelter Modelle und Analysemethoden. Während eine Standarddatenanalyse vollständig mittels Analytics-Software umgesetzt werden und eine Spezialanalyse komplett selbst programmiert werden kann, ist der Regelfall eine Mischung beider Vorgehensweisen. Hersteller von Analytics-Software stellen daher typischerweise eine Programmierschnittstelle bereit, durch welche die Funktionalität ihres Produkts erweitert werden kann.

Entsprechende Programmierkenntnisse werden daher häufig von Bewerbern auf Positionen im Bereich der entscheidungsunterstützenden Datenanalyse verlangt. In unserer Stichprobe war dies in 47 % der Stellenanzeigen der Fall. Am häufigsten nachgefragt ist mit 32 % der Nennungen die Kategorie *Datenbanksprachen* mit ihrem Hauptvertreter *SQL* (inklusive ihrer diversen, herstellerspezifischen Erweiterungen wie *PL/SQL* oder *Transact-SQL*). Dies spiegelt einerseits die bereits in den Erläuterungen zur Dimension *Datenmanagement* angesprochene, weiterbestehende Dominanz von *relationalen DBMS* wider und deutet andererseits auf die Bedeutung hin, welche die Datenextraktion, -transformation und -speicherung bei Analyseaufgaben besitzen.

Große Relevanz haben mit jeweils 31 % der Nennungen die *universellen* und die *domänenspezifischen Programmiersprachen*, wobei letztere sich noch in drei Kategorien aufteilen lassen. Unter einer *universellen* oder genauer *universell einsetzbaren Programmiersprache* versteht man eine Programmiersprache, die grundsätzlich zur Softwareentwicklung in beliebigen Anwendungsbereichen entworfen wurde. Klassische Vertreter sind etwa die Sprachen *C*, *C++*, *Java* oder *Python*. Letztere ist klarer Favorit in dieser Kategorie, 53 % aller Nennungen entfallen auf sie. Schon mit großem Abstand dahinter landet *Java* (20 %), alle weiteren Sprachen erhielten weniger als zehn Prozent.

Unter einer *domänenspezifischen* Programmiersprache versteht man eine Programmiersprache, die grundsätzlich für die Softwareentwicklung in einem speziellen Anwendungsbereich entworfen wurde. Typische Beispiele sind etwa *VBA* (für MS-Office-Produkte), *ABAP* (SAP-Systeme) oder *JavaScript* (Browser-Programmierung). Herausragende Bedeutung bei den *domänenspezifischen Programmiersprachen* besitzt im untersuchten Kontext die Kategorie *Datenanalysesprachen* mit 62 % aller Nennungen. Mit enormem Abstand klar dominierender Vertreter dieser Kategorie ist die speziell für (statistische) Datenanalysen entwickelte Sprache *R*. Eine weitere Kategorie bilden die *Web-Sprachen JavaScript* und *PHP*, die zusammen mit der ebenfalls häufiger genannten Auszeichnungssprache *HTML* auf rund 23 % der Nennungen kommen. *Web-Sprachen* sind insbesondere im Bereich *Web-Analytics* und in der Aufbereitung der Analyseergebnisse für die Darstellung im Web von Bedeutung. *Andere domänenspezifische Programmiersprachen* (die letzte Kategorie in dieser Dimension) wie *VBA* und *ABAP* weisen auf die Bedeutung bestimmter herstellerspezifischer Systeme hin und machen die verbleibenden 15 % der Nennungen aus.

Im Zusammenhang mit Programmiersprachen wurden in den Stellenanzeigen auch öfter entsprechende Kenntnisse in den zugehörigen Programmbibliotheken (z. B. *scikit-learn* bei *Python*) oder Softwareentwicklungswerkzeugen (etwa *R-Studio*) gefordert. Vertrautheit im Umgang mit Programmiermodellen, die insbesondere im Big Data-Bereich von Bedeutung sind (beispielsweise *MapReduce*), wurden zu unserer Überraschung jedoch nur selten nachgefragt. Vielleicht liegt dies daran, dass entsprechende Fähigkeiten über geforderte Software-Kenntnisse wie *Apache Hadoop* implizit abgedeckt werden, vielleicht stehen aber auch aktuell längst nicht alle Unternehmen vor realen Big-Data-Anforderungen.

Betrachtet man die Kategorien der Dimension *Programmierung* wieder in Bezug auf die in den Stellenanzeigen verwendeten Oberbegriffe, so lässt sich festhalten, dass *Datenbanksprachen* recht gleichmäßig unter allen sechs Oberbegriffen nachgefragt werden. Die intensive Nutzung von Datenbanken ist also offenbar übergreifend für alle Formen der analysegestützten Entscheidungsunterstützung von großer Bedeutung. *Universelle Programmiersprachen* und *Datenanalysesprachen* werden hingegen sehr häufig bei den Oberbegriffen *Data Science*, *Data Analytics* und *Advanced Analytics* genannt, unterdurchschnittlich oft hingegen bei *Business Intelligence* und *Business Analytics*. Soweit Programmiersprachen bei den letzten beiden Begriffen erwähnt werden, sind dies stärker andere *domänenspezifische Sprachen* oder *Web-Sprachen*, die wiederum bei *Data Science*, *Data Analytics* und *Advanced Analytics* nur eine geringe Rolle spielen. *Datenanalysesprachen* und *Websprachen* werden außerdem noch besonders häufig zusammen mit dem Oberbegriff *Analytics* angeführt.

3.4 Einordnung von Oberbegriffen

Resultierend aus den beschriebenen Dimensionen, ihren Kategorien und den identifizierten Oberbegriffen kann nun eine abschließende Einordnung vorgenommen werden. Dies soll zunächst anhand einer grafischen Aufbereitung durchgeführt werden. Anschließend werden Besonderheiten der Oberbegriffe herausgestellt.

Die im vorherigen Kapitel dargestellten Kategorien werden an dem 100 %-Punkt der Achse abgetragen, wenn sie in der Dimension genauso häufig aufgetreten sind, wie es durchschnittlich zu erwarten war. Im Bereich 0 % bis unter 100 % werden also Begriffe abgetragen, die bei dem jeweiligen Oberbegriff weniger häufig aufgetreten sind, als im Durchschnitt über alle Stellenanzeigen. Liegt die Kategorie im innersten Kreis, so ist sie mindestens viermal häufiger aufgetreten, als zu erwarten war. Auf ein detailliertes Abtragen wird an dieser Stelle verzichtet, da schon bei 400 % von absoluter Relevanz gesprochen werden kann. Die Größe der abgetragenen Punkte stellt die Häufigkeit des Auftretens von Begriffen in den einzelnen Kategorien bezogen auf den jeweiligen Oberbegriff dar.

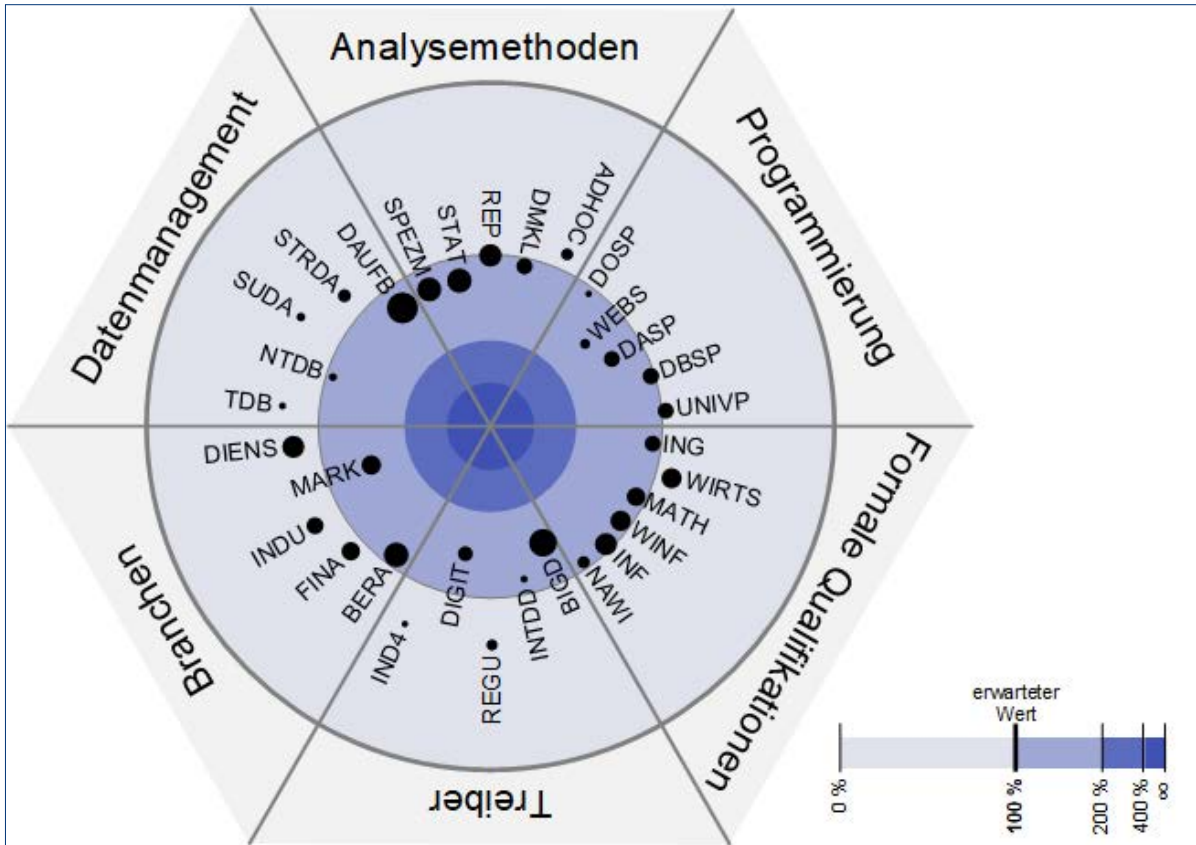


Abbildung 8: Oberbegriff *Analytics*

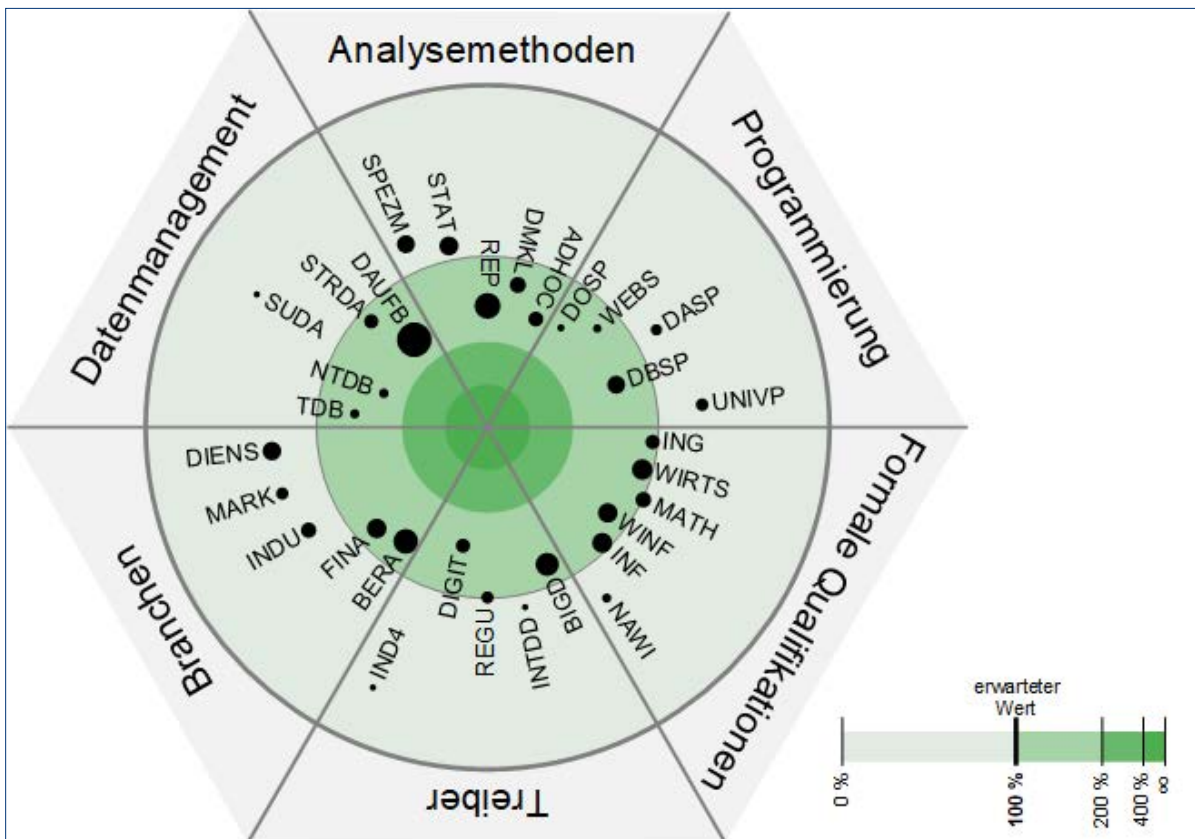


Abbildung 9: Oberbegriff *Business Intelligence*

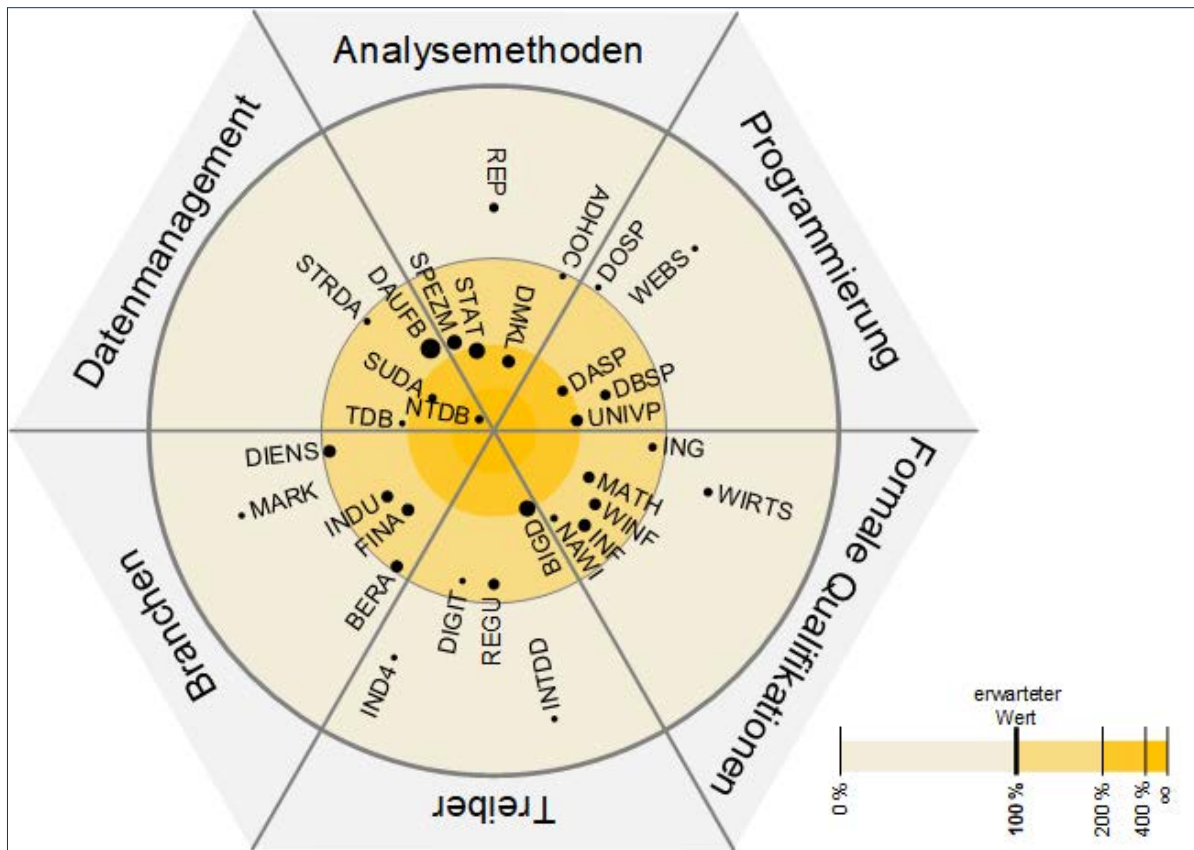


Abbildung 12: Oberbegriff *Advanced Analytics*

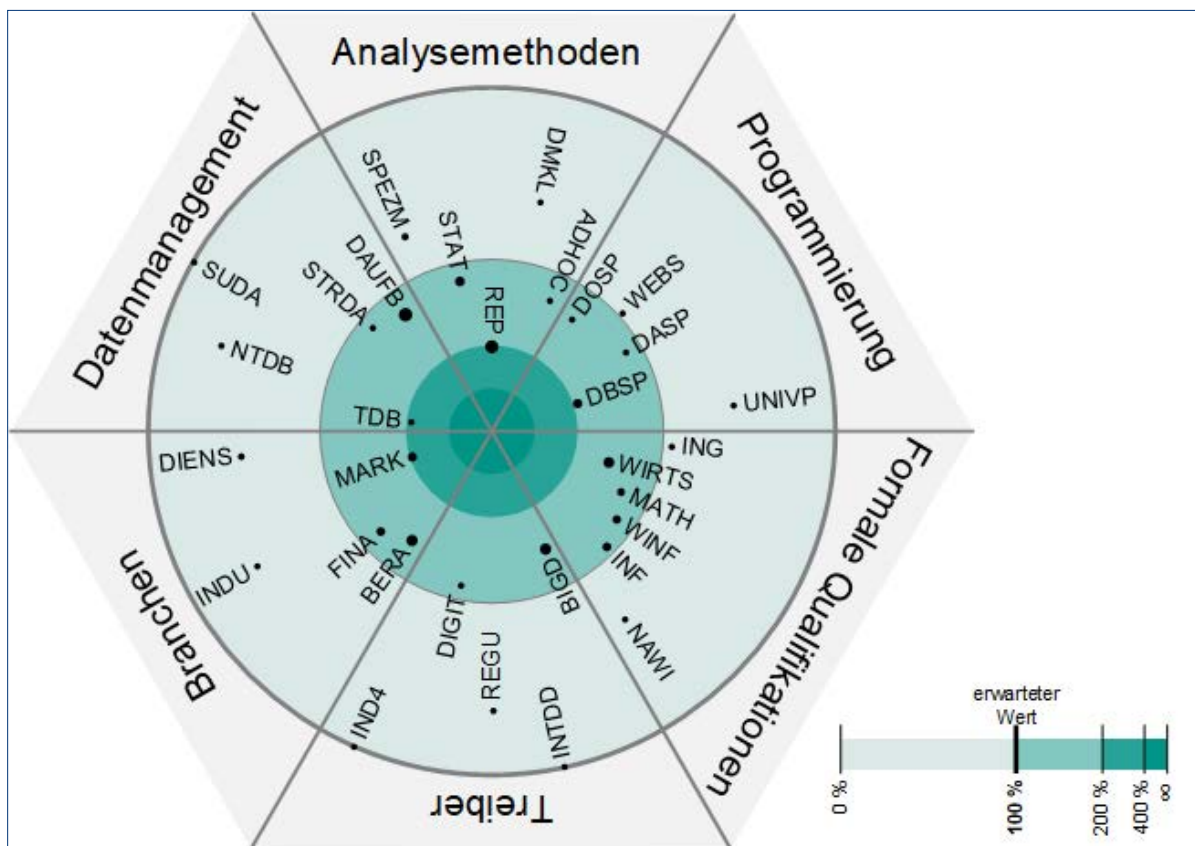


Abbildung 13: Oberbegriff *Business Analytics*

Der Begriff *Analytics*

Betrachtet man die Verteilung der Kategorien für den Begriff *Analytics* über alle Dimensionen, so fällt auf, dass sich die große Mehrzahl der Kategorien in der Nähe der 100 %-Marke, also dem Mittelwert über alle Oberbegriffe, befindet. Ein Teil der vorhandenen Abweichungen vom Mittelwert kann darüber hinaus durch die Herausnahme des Oberbegriffs Analyse (siehe Abschnitt 3.1) erklärt werden. Insgesamt liefert der Oberbegriff *Analytics* somit kaum aussagekräftige Informationen und wird folglich nicht weiter behandelt.

Die Begriffe *Business Intelligence* und *Business Analytics*

Die Oberbegriffe *Business Intelligence* und *Business Analytics* weisen in unserer Analyse zahlreiche Ähnlichkeiten, aber auch einige Unterschiede auf. Die wichtigsten Treiber sind in beiden Bereichen die Digitalisierung und Big Data, wobei die Digitalisierung stärker auf *Business Intelligence* wirkt und Big Data stärker auf *Business Analytics*. Insbesondere von der Beratungs- und Finanzbranche werden Experten in diesen beiden Bereichen gesucht. Spezialisten in *Business Analytics* sind zusätzlich in der Marketingbranche stark begehrt. Nachgefragt sind in beiden Fällen speziell Absolventen der Fachrichtungen Wirtschaft, (Wirtschafts-) Informatik und Mathematik. Bei *Business Intelligence* ist die Nachfrage dabei ungefähr gleich verteilt, bei *Business Analytics* kommt der Fachrichtung Wirtschaft eine herausgehobene Bedeutung zu und, in geringerem Maße, auch der Fachrichtung Mathematik. Innerhalb des Datenmanagements ist in beiden Bereichen die Datenaufbereitung ein zentraler Punkt. Es werden jeweils vorwiegend strukturierte Daten mithilfe traditioneller Datenbank-Management-Systeme verwaltet. Bei *Business Intelligence* werden zusätzlich auch nicht-traditionelle Datenbank-Management-Systeme genutzt. Vornehmliche Aufgaben bei der Datenanalyse sind jeweils das Reporting und die Ad-hoc-Analyse. Im Bereich *Business Intelligence* sind weiterhin grundlegende Data-Mining-Methoden und im Bereich *Business Analytics* statistische Methoden nachgefragt. Überdurchschnittlich häufig gesucht sind in beiden Fällen Programmierkenntnisse in Datenbanksprachen und domänenspezifische Programmiersprachen. Websprachen (bei *Business Intelligence*) und Datenanalysesprachen (bei *Business Analytics*) sind ebenfalls von erhöhter Bedeutung.

Die Begriffe *Data Analytics* und *Data Science*

Die beiden Begriffe werden gemäß unserer Datenanalyse ebenfalls sehr ähnlich verwendet. Es gibt zwar Unterschiede, diese sind jedoch häufig nur graduell. Wichtigste Treiber sind für beide Bereiche *Big Data* sowie – obwohl insgesamt nur selten genannt – *Industrie 4.0* und *Internet der Dinge*. Für den Begriff *Data Analytics* ist ferner der Treiber *Regulatorik* bedeutsam. Besonders gesucht sind Experten für *Data Analytics* und *Data Science* insbesondere in der Finanzbranche und der Industrie. Weniger gefragt sind dabei Absolventen der Fachrichtung Wirtschaft, sondern vielmehr Mathematiker, Naturwissenschaftler, Ingenieure sowie (Wirtschafts-) Informatiker. Das Datenmanagement ist in beiden Fällen eine sehr wichtige Dimension, in dem auch nicht-traditionelle Datenbank-Management-Systeme eingesetzt werden und nicht- oder nur semi-strukturierte Daten verarbeitet werden müssen. Bei der Datenanalyse, in beiden Bereichen ebenfalls eine bedeutende Dimension, stehen die statistischen, speziellen und traditionellen Data-Mining-Methoden klar im Fokus, bei den Programmiersprachen sind es die universellen Programmiersprachen und die Datenanalysesprachen. Bei den vier Dimensionen *Formale Qualifikationen*, *Datenmanagement*, *Analysemethoden* und *Programmierung* sind die geschilderten Tendenzen in beiden Bereichen zu beobachten, jedoch jeweils beim Oberbegriff *Data Science* besonders stark ausgeprägt.

Der Begriff *Advanced Analytics*

Die Oberbegriffe *Business Intelligence / Business Analytics* einerseits und *Data Analytics / Data Science* andererseits grenzen sich gut gegeneinander ab, da sie in mehreren Dimensionen komplementäre Schwerpunkte setzen. Der Begriff *Advanced Analytics* lässt sich jedoch keinem der beiden Lager problemlos zuordnen. In Bezug auf die Dimensionen *Formale Qualifikationen, Datenmanagement, Analysemethoden* und *Programmierung* weist er große Ähnlichkeiten zu *Data Analytics* und *Data Science* auf. Unterschiede gibt es jedoch bei den Dimensionen *Treiber* und *Branchen*. Die Treiber gleichen eher den Treibern von *Business Intelligence* und *Business Analytics*. *Industrie 4.0* und *Internet der Dinge* spielen für *Advanced Analytics* offenbar kaum eine Rolle, dafür aber *Regulatorik*. Bei der Dimension *Branchen* unterscheidet sich *Advanced Analytics* von allen anderen Begriffen. Bei den Kategorien *Industrie, Finanzen* und *Weitere Dienstleistungen* verhält er sich tendenziell wie *Data Science*, bei den Kategorien *Marketing* und *Beratung* hingegen eher wie *Business Intelligence*. Insgesamt ist also zu vermuten, dass der Begriff *Advanced Analytics* für vergleichbare Tätigkeiten verwendet wird wie *Data Analytics* und *Data Science*, allerdings tendenziell eher in anderen Kontexten (etwa in der Beratungsbranche oder im Zusammenhang mit *Regulatorik*).

4. FAZIT

Durch die Untersuchung von 500 Stellenanzeigen und der darauf basierenden Definition von sechs Dimensionen, in die relevante Begriffe zur Beschreibung des Komplexes analytischer Informationssysteme eingeordnet wurden, war es möglich, die Verwendung des Begriffs *Analytics* und verwandter Bezeichnungen in der betrieblichen Praxis zu ermitteln.

Während die Begriffe *Analyse* und *Analytics* eher verwendet werden können, um den Gesamtkomplex analytischer Informationssysteme zu umschreiben, konnten wir auch solche Begriffe identifizieren, die geeignet sind, Spezialisierungsrichtungen aufzuzeigen. Diese können grob in zwei Bereiche eingeteilt werden. Auf der einen Seite sind *Business Intelligence* und *Business Analytics* zu nennen, bei denen die *Digitalisierung* als Treiber sowie *Beratung* und *Marketing* als Branche fokussiert werden. Diese beiden Begriffe werden von Unternehmen für klassische Analysen zur Entscheidungsunterstützung verwendet, die primär auf strukturierten und in traditionellen Datenbankmanagementsystemen gespeicherten Daten ausgeführt werden. Von Mitarbeitern wird häufig eine wirtschaftswissenschaftliche Ausbildung verlangt. Dies spiegelt sich auch in den dominanten Analyseverfahren wieder, die mit *Reporting* und *Ad-hoc-Analysen* keine fortgeschrittenen Methodenkenntnisse voraussetzen. Bei der Programmierung stehen *Datenbanksprachen, domänenspezifische Sprachen* und *Web-Sprachen* im Fokus.

Einen weiteren gemeinsamen Bereich bilden die Oberbegriffe *Data Analytics, Data Science* und mit einigen Einschränkungen auch *Advanced Analytics*. Treiber sind dabei eher technologische Entwicklungen wie die *Industrie 4.0* und das *Internet der Dinge*, dies schlägt sich auch in einem Fokus auf die Industriebranche nieder. Wirtschaftswissenschaftliche Kenntnisse spielen in diesem Bereich eine nur untergeordnete Rolle, primär werden Qualifikationen in Mathematik, Natur- und Ingenieurwissenschaften nachgefragt. Die Schwerpunktlegung auf semi- und unstrukturierte Daten macht die Verwendung nicht traditioneller Datenbankmanagementsysteme genauso notwendig, wie den Einsatz fortgeschrittener Analyseverfahren – hervorzuheben sind hier *statistische Methoden, traditionelle Data-Mining-Methoden* und *spezielle Methoden*. Auch die Notwendigkeit des Einsatzes von Programmiersprachen ist durch eine erhöhte Nachfrage zu belegen.

Die beiden identifizierten Bereiche besitzen jedoch auch eine große Menge an Gemeinsamkeiten, worin möglicherweise die Konfusion bei der korrekten Begriffsverwendung begründet liegt. So wird die Relevanz von *Big Data* unabhängig von dem verwendeten Oberbegriff hervorgehoben. Gleiches gilt für die *Datenaufbereitung* und die Verwendung *traditioneller Datenbankmanagementsysteme*, letztere auch im Zusammenhang mit dem Einsatz von *Datenbanksprachen*. Eine klare Abgrenzung der identifizierten Oberbegriffe ist somit nicht gegeben. Durch die identifizierten Besonderheiten ist es Unternehmen jedoch möglich, einen Begriff zu wählen, der den Schwerpunkt des jeweiligen analytischen Informationssystems herausstellt.

5. LITERATUR

- Agrawal, R.; Gupta, A.; Sarawagi, S. (1997): Modeling Multidimensional Databases, in: Proceedings of the 13th International Conference on Data Engineering, S. 232 – 243.
- Alahakoon, D.; Yu, X. (2013): Advanced Analytics for Harnessing the Power of Smart Meter Big Data, in: Proceedings of the 2013th IEEE International Workshop on Intelligent Energy Systems, S. 40 – 45.
- Bensberg, F. (2012): Bildungsbedarfsanalyse auf Grundlage von Stellenanzeigen – Potenziale des Text Mining für das Lern-Service-Engineering, in: Mattfeld, D. C.; Robra-Bissantz, S. (Hrsg.): Tagungsband der Multikonferenz Wirtschaftsinformatik, S. 425 – 436.
- Bose, R. (2009): Advanced Analytics: Opportunities and Challenges, in: Industrial Management & Data Systems, 109. Jg., Heft 2, S. 155 – 172.
- Chamoni, P. (2011): BI-Strategie zum Ausgleich von Technologie-Push und Business-Pull, in: Lehner, W.; Piller, G. (Hrsg.): innovative Unternehmensanwendungen mit In-Memory-Data-Management. Beiträge der Tagung IMDM, S. 13 – 22.
- Chamoni, P.; Gluchowski, P. (2000): On-Line Analytical Processing (OLAP), in: Muksch, H.; Behme, W. (Hrsg.): Das Data Warehouse-Konzept Wiesbaden: Gabler Verlag, S. 333 – 376.
- Chen, H.; Chiang, R. H.; Storey, V. C. (2012): Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact, in: MIS quarterly, 36. Jg., Heft 4, S. 1165 – 1188.
- Crosswater Job Guide (2017): Die besten Jobbörsen 2017, zugegriffen über: <https://crosswater-job-guide.com/archives/65242> am 10.04.2018.
- Debortoli, S.; Müller, O.; vom Brocke, J. (2014): Vergleich von Kompetenzanforderungen an Business-Intelligence- und Big-Data-Spezialisten, in: Wirtschaftsinformatik, 56. Jg., Heft 5, S. 315 – 328.
- Dhar, V. (2013): Data Science and Prediction, in: Communications of the ACM, 56. Jg., Heft 12, S. 64 – 73.
- Drews, P. (2012): Berufsprofile in der IT-Beratung – Ergebnisse einer Auswertung von Anforderungen und Tätigkeiten in Stellenanzeigen, in: Mattfeld, D. C.; Robra-Bissantz, S. (Hrsg.): Tagungsband der Multikonferenz Wirtschaftsinformatik, S. 357 – 368.
- Gandomi, A.; Haider, M. (2015): Beyond the Hype – Big Data Concepts, Methods, and Analytics, in: International Journal of Information Management, 35. Jg., Heft 2, S. 137 – 144.
- Grob, H. L.; Lange, W. (1995): Zum Wandel des Berufsbildes bei Wirtschaftsinformatikern: Eine empirische Analyse auf der Basis von Stellenanzeigen, in: Arbeitsberichte des Instituts für Wirtschaftsinformatik, No. 42, Westfälische Wilhelms-Universität Münster.
- Gupta, R.; Gupta, H.; Mohania, M. (2012): Cloud Computing and Big Data Analytics – What is new from Database Perspective?, in: Srinivasa, S., Bhatnagar, V. (Hrsg.): Big Data Analytics. BDA 2012. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 7678, S. 42 – 61.
- Hu, X. (2010): Data Warehouse Technology and Application in Data Centre Design for E-Government, in: Soomro, S. (Hrsg.): E-Learning Experiences and Future, Vukovar: InTech, S. 371 – 384.
- Iffert, L.; Bange, C.; Mack, M.; Vitsenko, J. (2016): Advanced & Predictive Analytics – Schlüssel zur zukünftigen Wettbewerbsfähigkeit.

- Laney, D. (2001): 3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity, and Variety, zugegriffen über: <https://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf> am 10.04.2018.
- Larson, D.; Chang, V. (2016): A Review and Future Direction of Agile, Business Intelligence, Analytics and Data Science, in: International Journal of Information Management, 36. Jg., Heft 5, S. 700 – 710.
- Lim, E.-P.; Chen, H.; Chen, G. (2013): Business Intelligence and Analytics: Research Directions, in: ACM Transactions on Management Information Systems, 3 Jg., Heft 4, Article 17, S. 1 – 10.
- Miloslavskaya, N.; Tolstoy, A. (2016): Big Data, Fast Data and Data Lake Concepts, in: Procedia Computer Science, Heft 88, S. 300 – 305.
- Munk, M.; Kapusta, J.; Švec, P.; Turčáni, M. (2010): Data Advance Preparation Factors Affecting Results of Sequences Rule Analysis in Web Log Mining, in: E+M Ekonomie a Management, Heft 4, S. 143 – 160.
- Ordonez, C. (2011): Data Set Preprocessing and Transformation in a Database System, in: Intelligent Data Analysis, 15. Jg., Heft 4, S. 613 – 631.
- Pasupuleti, P.; Pura, B. S. (2015): Data Lake Development with Big Data, Birmingham, Packt Publishing Ltd.
- Pothuganti, A. (2015): Big Data Analytics – Hadoop-Map Reduce & NoSQL Databases, in: International Journal of Computer Science and Information Technologies, 6. Jg., Heft 1, S. 522 – 527.
- Provost, F.; Fawcett, T. (2013): Data Science and its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making, in: Big data, 1. Jg., Heft 1, S. 51 – 59.
- Russom, P. (2007): BI Search and Text Analytics – New Additions to the BI Technology Stack, TDWI Best Practice Report.
- Schönefeld, F. (2017): Digitale Transformation – Beispiele aus der Praxis. Neue Wege zum Kunden. Neue Geschäftsmodelle. Neue Wege in Produktion und Kollaboration, in: Köhler, T.; Schoop, E.; Kahnwald, N. (Hrsg.): Wissensgemeinschaften in Wirtschaft, Wissenschaft und Öffentlicher Verwaltung, Tagungsband zum 20. Workshop GeNeMe'17 Gemeinschaften in Neuen Medien, Dresden, S. 8 – 13.
- Watson, H. J. (2014): Tutorial: Big Data Analytics: Concepts, Technologies, and Applications, in: Communication of the Association for Information Systems, 34. Jg., Article 65, S. 1247 – 1268.
- Weber, R. P. (1990): Basic Content Analysis, London, SAGE Publications, Inc.
- Wixom, B.; Ariyachandra, T.; Goul, M.; Gray, P.; Kulkarni, U. R.; Phillips-Wren, G. E. (2011): The Current State of Business Intelligence in Academia, in: Communication of the Association for Information Systems, 29. Jg., Article 16, S. 299 – 312.
- Zeitler, N. (2013): Die 3 Typen der Big-Data-Experten, zugegriffen über: <https://www.cio.de/a/die-3-typen-der-big-data-experten,2913889> am 10.04. 2018.

URSACHEN DES EINSATZES VON HYBRIDEN PROJEKTMANAGEMENT-METHODEN



Kathrin Kurtz
data experts gmbh, Berlin

Joachim Sauer
NORDAKADEMIE – Hochschule der Wirtschaft, Elmshorn

Abstract: Hybride Projektmanagementmethoden kombinieren Techniken aus agilen und klassischen Ansätzen. Auf Basis einer Onlinestudie wurden Ursachen für den Einsatz hybrider Methoden in der Softwareentwicklungsbranche analysiert. Es zeigte sich, dass die Ursachen für die Verwendung hybrider Ansätze sowohl in Problemen agiler und klassischer Ansätze liegen, als auch in den speziellen Vorteilen, die hybride Methoden bieten.

Keywords: Hybride Methoden, Projektmanagement, Softwareentwicklung, agil, klassisch

1. PROBLEMSTELLUNG

Die bei der Softwareentwicklung eingesetzten Methoden des Projektmanagements lassen sich grundsätzlich in klassische und agile Methoden unterteilen. Bei klassischen Projektmanagementmethoden wird zu Beginn das komplette Projekt detailliert geplant. Anschließend werden die Phasen des Projekts sequenziell durchlaufen. Bei agilen Methoden wird iterativ und inkrementell vorgegangen, um die Flexibilität zu erhöhen und den Anwender stärker mit einzubeziehen. Hybride Projektmanagementmethoden kombinieren Techniken aus agilen und klassischen Ansätzen. Ein mögliches Ziel dabei ist die Nutzung der Vorteile beider Ansätze (Sandhaus et al. 2014: 53). Hybride Methoden kommen in der Praxis mittlerweile häufig vor (Komus & Kuberg 2017: 15ff).

Um die Ursachen für den Einsatz von hybriden Projektmanagementmethoden besser zu verstehen, wurde in einer Masterthesis an der NORDAKADEMIE Graduate School der Stand in der Praxis evaluiert (vgl. Kurtz 2017). Der Fokus lag dabei auf der Softwareentwicklungsbranche. Mittels einer Onlinestudie wurden empirische Daten erhoben. Ergänzend wurde eine theoretische Analyse durchgeführt. In diesem Artikel werden die wichtigsten Ergebnisse der Arbeit vorgestellt, um Ursachen für den praktischen Einsatz von hybriden Projektmanagementmethoden aufzuzeigen.

Im nächsten Abschnitt folgt zunächst eine Darstellung der Grundlagen des Projektmanagements in der Softwareentwicklung. Anschließend wird die Studie vorgestellt. Die Ergebnisse der Studie werden im darauf folgenden Abschnitt diskutiert, bevor im Fazit eine kritische Bewertung und ein Ausblick gegeben werden.

Kathrin Kurtz ist Projektleiterin eines Softwareentwicklungsteams in der data experts gmbh. Sie hat neben ihrem Beruf den Master an der NORDAKADEMIE im Studiengang Wirtschaftsinformatik / IT-Management abgeschlossen. In ihrer Freizeit schreibt sie einen Blog zum Thema Projektmanagement (begin-pm.de).
E-Mail: kathrinkurtz1992@gmail.com

Prof. Dr. Joachim Sauer ist Sprecher des Fachbereichs Informatik und Studiengangsleiter des Bachelorstudiengangs Angewandte Informatik. Nach dem Studium zum Diplom-Informatiker an der Universität Hamburg promovierte er im Arbeitsbereich Softwaretechnik. Er sammelte Erfahrungen in der Lehre an der HAW Hamburg und war in der Wirtschaft als Softwareentwickler und –architekt sowie als IT-Berater und Projektleiter tätig. Seine Forschungsschwerpunkte sind die Softwaretechnik und –architektur.
E-Mail: joachim.sauer@nordakademie.de

2. PROJEKTMANAGEMENT IN DER SOFTWAREENTWICKLUNG

Unter Projektmanagement versteht man das Management von neuartigen, abgeschlossenen und einmaligen Vorhaben. Es umfasst die Initiierung, Planung, Organisation, Überwachung, Steuerung, Leitung und den Abschluss des Projekts (Meyer & Reher 2016). Das generelle Vorgehen bei der Durchführung eines Softwareprojekts wird von einem Prozessmodell bestimmt. Es legt fest, welche Aktivitäten in welcher Reihenfolge von welchen Personen erledigt, welche Ergebnisse (Artefakte) dabei entstehen und wie diese überprüft werden. Wesentlicher Bestandteil eines Prozessmodells ist ein Vorgehensmodell (Ludwig & Lichter 2013). Ein Vorgehensmodell beschreibt einen standardisierten Entwicklungsplan für Konzeption, Herstellung und Wartung von Software (Aichele & Schönberger 2015).

Die ersten Vorgehensmodelle entstanden nahezu zeitgleich mit der Softwareentwicklung selbst (Motzel & Möller 2017). Das bekannteste Beispiel für klassische Methoden, das Wasserfallmodell, wurde im Jahr 1970 vorgestellt (Royce 1970). Klassische Vorgehensmodelle bestehen aus einer Reihe von Phasen, die sequenziell ablaufen. Rücksprünge sind normalerweise nicht vorgesehen. Die Entwicklung wird stark strukturiert und langfristig geplant. Abweichungen vom Plan werden negativ gesehen und sollen vermieden werden, da sie kostenintensiv sind. Projekte, die nach einem klassisch-plangetriebenen Vorgehensmodell ablaufen, werden häufig als bürokratisch wahrgenommen (Sandhaus et al. 2014: 43), können schwer mit sich ändernden Rahmenbedingungen und neuen Anforderungen umgehen (Boehm & Turner 2004: 55) und nutzen vorhandenes Teamwissen schlecht, weil Entscheidungen von oben getroffen werden (Tiemeyer 2014).

Als agil werden Projektmanagementmethoden bezeichnet, wenn sie iterativ aufgebaut sind und eine kooperative Arbeit, funktionierende Software, die Zusammenarbeit mit den Kunden und die Berücksichtigung von Änderungen im Mittelpunkt stehen (Kent et al. 2001). Ein Ziel ist dabei die Steigerung der Flexibilität (Pröpper 2012). Zu den aktuell verbreitetsten agilen Methoden zählen Scrum (Schwaber & Sutherland 2016) und Kanban (Anderson et al. 2015). Eines der Probleme, welches häufig mit agilen Methoden assoziiert wird, ist, dass sich diese Vorgehensweise schlechter für eine langfristige Planung eignet und das Setzen von konkreten Terminen in der Zukunft schwierig ist (Sneed 2010: 92).

Studien zufolge werden in den meisten Unternehmen weder durchgängig nur klassische noch nur agile Methoden angewendet. In der Studie „Status Quo Agile“ zeigte sich, dass zwei Drittel aller Unternehmen entweder beide Verfahrensweisen selektiv anwenden oder hybrid arbeiten (Komus & Kuberg 2017: 15ff). Mögliche Ursachen könnten in den oben genannten bekannten Problemen der agilen und klassischen Methoden liegen. Ob dies tatsächlich der Fall ist, wurde in der im nächsten Abschnitt beschriebenen Analyse untersucht.

Für hybride Projektmanagementmethoden gibt es verschiedene Definitionen. Nach Sandhaus, Knott und Berg vereinen hybride Projektmanagementmethoden agile und klassische Ansätze (Sandhaus et al. 2014: 53). In Abbildung 1 sind hybride Methoden als Kombination von Techniken aus agilen und klassischen Methoden visualisiert.

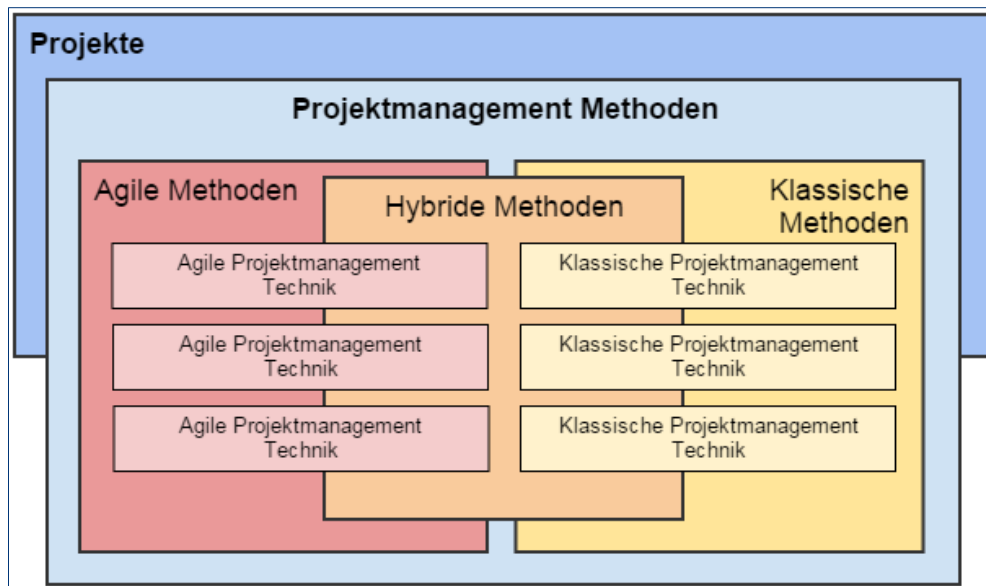


Abbildung 1: Visualisierte Definition von hybriden Methoden (Quelle: Kurtz 2017: VI)

Der Einsatz von hybriden Projektmanagementmethoden kann bewusst erfolgen, beispielsweise durch selektive Auswahl verschiedener zum Projekt passender Techniken. Er kann aber auch unbewusst geschehen, wenn eine ausreichende Reflexion über das Vorgehen im Projekt fehlt. Die Gründe, weshalb sich Unternehmen für den Einsatz hybrider Methoden entscheiden, wurden in der im Folgenden beschriebenen Studie untersucht.

3. STUDIE ZU URSACHEN FÜR DEN EINSATZ HYBRIDER ANSÄTZE

Die Ursachen für den Einsatz hybrider Methoden wurden in der Studie „Status Quo Agile“ nur in Ansätzen betrachtet (Komus & Kuberg 2017: 29). Diese fehlende genauere Betrachtung war die Motivation für eine Analyse der Gründe für die Verwendung hybrider Methoden.

Für die Analyse der Ursachen für den Einsatz hybrider Methoden wurde eine quantitative Untersuchungsmethode in Form einer Onlinestudie ausgewählt. Zur Methodik siehe Sandberg (Sandberg 2013: 45f.).

In der Umfrage wurde die Abfolge der Fragen programmatisch so angepasst, dass die Fragen zu den Ursachen für den Einsatz der hybriden Methoden nur gestellt wurden, wenn die vorherigen Angaben des Untersuchungsteilnehmers zeigten, dass dieser auch praktische Erfahrung mit hybriden Methoden hat. Auf diesem Wege konnte sichergestellt werden, dass die Antworten der Umfrageteilnehmer auf tatsächlichem Wissen bzw. praktischer Erfahrung und nicht auf Vermutungen über hybride Methoden basieren.

Die Umfrage gliederte sich in drei Teile. Zunächst wurden allgemeine Informationen zur Person, wie z. B. Alter und Geschlecht, abgefragt. Im zweiten Teil der Studie wurden die Teilnehmer zu dem Projekt befragt, in dem sie eingesetzt sind. Besonders wichtig für die Studie waren die dort verwendeten Methoden. Erst der dritte und letzte Teil enthielt die Fragen zu den Ursachen für den Einsatz hybrider Methoden. Dieser wurde, wie bereits beschrieben, nur angezeigt, wenn im vorangegangenen Abschnitt festgestellt worden war, dass im jeweiligen Projekt hybride Methoden eingesetzt werden.

Für die Erstellung der Fragen zu den Ursachen wurden die vorher in einer Literaturanalyse gewonnenen Erkenntnisse herangezogen. Damit die hohe Anzahl an Antworten möglichst gut ausgewertet werden konnte, wurde die Frage zu den Ursachen als Multiple-Choice-Frage designet. Dafür wurden die in der Literaturanalyse gefundenen möglichen Ursachen für den Einsatz hybrider Methoden in drei Kategorien unterteilt: „Probleme mit klassischen Methoden“, „Probleme mit agilen Methoden“ und „Vorteile hybrider Methoden“. Die Umfrageteilnehmer konnten jeweils angeben, welche dieser Kategorien bei ihnen zutraf und auch die jeweiligen konkreten Gründe in der Kategorie nennen. Es gab zudem die Möglichkeit, sonstige Gründe zu erfassen.

Die Studie wurde mittels Rundmails in sechs IT-Firmen, dem Newsletter der Deutschen Gesellschaft für Projektmanagement GPM, dem Newsletter des Projektmagazins und über soziale Medien verteilt. Durch die Veröffentlichung auf dieser Vielzahl von Wegen konnten verschiedene Personen aus unterschiedlichen Branchen angesprochen werden.

Der Aufruf, mit dem die Studie beworben wurde, richtete sich an Projektmanager, Projektbeteiligte und Softwareentwickler gleichermaßen. Durch die Entscheidung, nicht nur Softwareentwickler bzw. Projektleiter in Softwareentwicklungsfirmen mit einzubeziehen, konnte eine größere Personengruppe befragt werden. Da der Schwerpunkt der zugrunde liegenden Arbeit auf der Softwareentwicklungsbranche lag, wurde die Studie in diesem Bereich stärker beworben. Im Ergebnis kamen mehr als ein Drittel aller Teilnehmer aus der IT-Branche. Die Befragung wurde von Mitte Juni bis Ende August 2017 durchgeführt.

4. ERGEBNISSE DER STUDIE

Insgesamt konnten mit der Studie 310 Personen erreicht werden. Von diesen haben wiederum 185 Personen die Fragen zu den hybriden Methoden ausgefüllt. Obwohl die Studie nicht repräsentativ ist, haben damit verhältnismäßig viele Personen teilgenommen. Die Umfrage wurde hauptsächlich von Personen ausgefüllt, die in Softwareentwicklungsprojekten arbeiten.

In den 185 Befragten sind zwei Gruppen enthalten. Zunächst sind es Personen, die selbst angegeben haben, in einem hybriden Projekt zu arbeiten. Des Weiteren wurden auch Studienteilnehmer befragt, die nicht angegeben haben hybrid zu arbeiten, aber sowohl klassische als auch agile Techniken im Projekt einsetzen.

Insgesamt haben 42% der Befragten angegeben, hybrid zu arbeiten. Laut eigenen Angaben arbeiten jedoch 60% der Teilnehmer in Projekten, die sowohl agile als auch klassische Techniken verwenden und damit als hybrid zu klassifizieren sind. Daraus lässt sich ableiten, dass hybride Methoden nicht immer bewusst verwendet werden. Die Verteilung der Methoden ist in Abbildung 2 visualisiert.

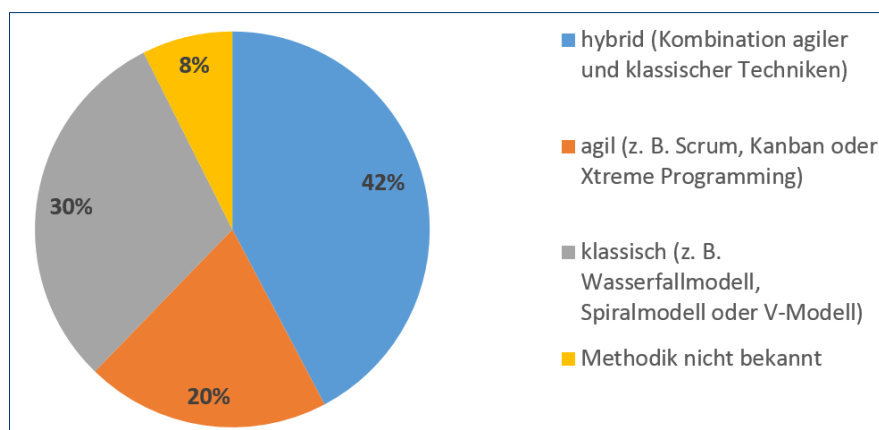


Abbildung 2: Methoden in den untersuchten Projekten laut Teilnehmerangaben
(Quelle: Kurtz 2017: 49)

Die der Studie zugrunde liegende Hypothese, dass die hybriden Projektmanagementmethoden eingesetzt werden, weil es Probleme mit rein agilen oder rein klassischen Vorgehensweisen gibt, konnte in der Onlinestudie nur teilweise belegt werden. Laut der Umfrage sind neben diesen Problemen auch die Vorteile hybrider Methoden ein sehr wichtiger Grund. Immerhin 163 von 185 Befragten gaben diese Vorteile als Ursache für den Einsatz einer hybriden Methode an.

Dennoch sind die Probleme der bisher verbreiteten Projektmanagementmethoden ein wichtiger Grund. Insgesamt 162 Teilnehmer gaben die Probleme mit agilen Methoden als Ursache für den Einsatz hybrider Methoden an und 175 Personen Probleme mit rein klassischen Vorgehensweisen. Nur acht der Befragten haben zusätzlich sonstige Gründe erfasst. Die Ursachen für den Einsatz hybrider Methoden verteilen sich demnach relativ gleichmäßig auf die drei zuerst genannten Kategorien, vergleiche Abbildung 3.

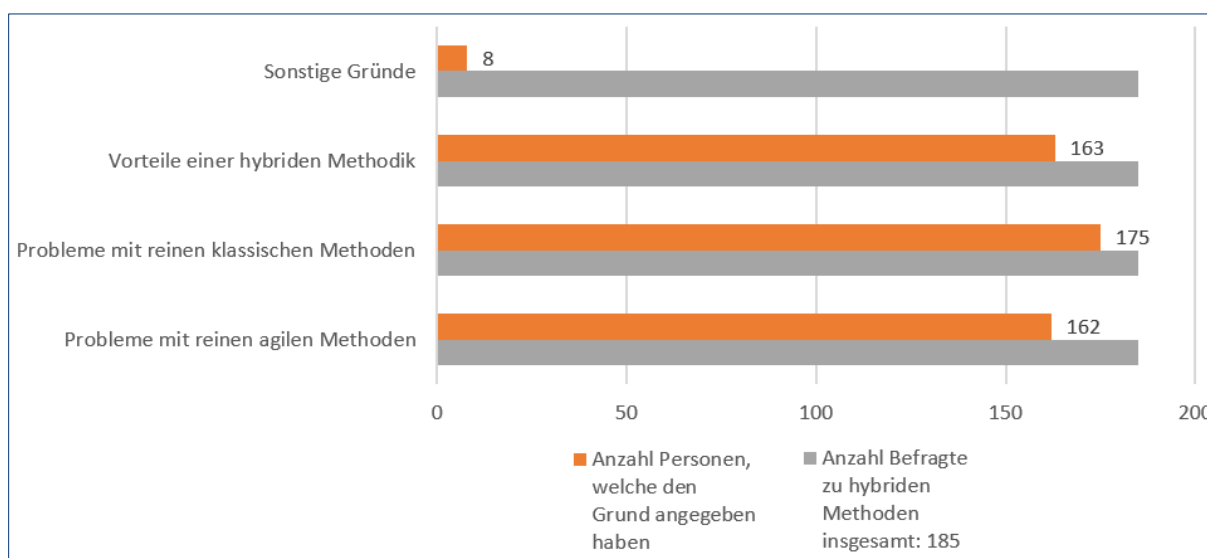


Abbildung 3: Gründe für den Einsatz hybrider Methoden (Quelle: Kurtz 2017: 50)

Zu diesen drei Kategorien von Ursachen wurden auch jeweils die zugrundeliegenden Probleme abgefragt. Im Gegensatz zu den Oberkategorien zeichneten sich dort deutliche Unterschiede ab, siehe Abbildung 4. Bei den Problemen agiler Methoden wurden drei Gründe deutlich häufiger genannt als andere. Von 185 Befragten gaben 64 an, dass agile Methoden nicht für eine langfristige Planung geeignet sind. Immerhin 68 von 185 Studienteilnehmern führten an, dass rein agile Methoden aufgrund starrer Strukturen und Hierarchien nicht anwendbar sind. In Zusammenhang damit wurde von 60 Teilnehmern zudem angegeben, dass Vorgaben oder Regelungen im Unternehmen ein rein agiles Vorgehen verhindern.

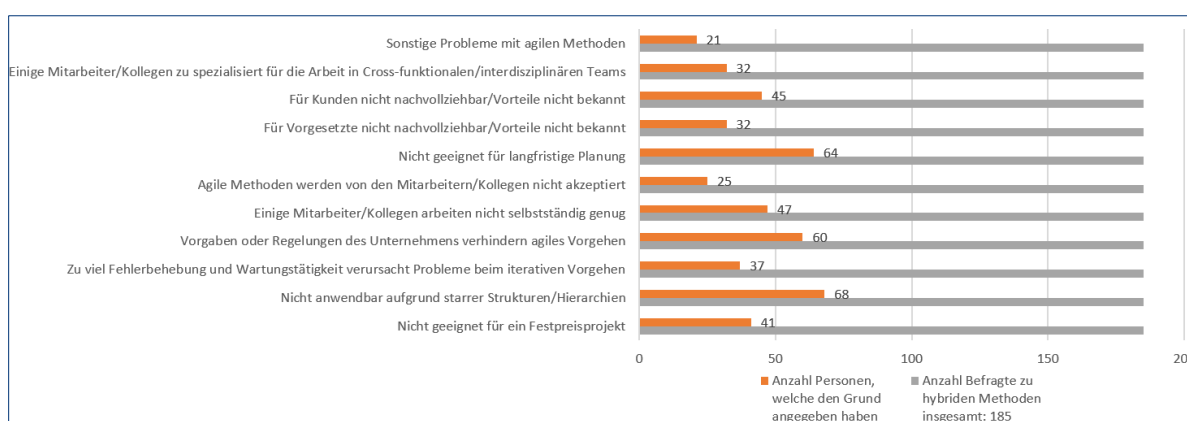


Abbildung 4: Probleme mit agilen Methoden als Grund für den Einsatz hybrider Methoden (Quelle: Kurtz 2017: XIX)

Bei den klassischen Methoden stachen zwei Gründe besonders heraus, siehe Abbildung 5. Von 185 Studienteilnehmern gaben 132 an, dass klassische Methoden im Vergleich zu agilen Methoden zu unflexibel seien und 114 Personen benannten zudem als Problem, dass klassische Methoden zu lange Planungszyklen benötigen. Diese Angaben korrespondieren mit den in Abschnitt zwei genannten Problemen klassischer Projektmanagementmethoden.

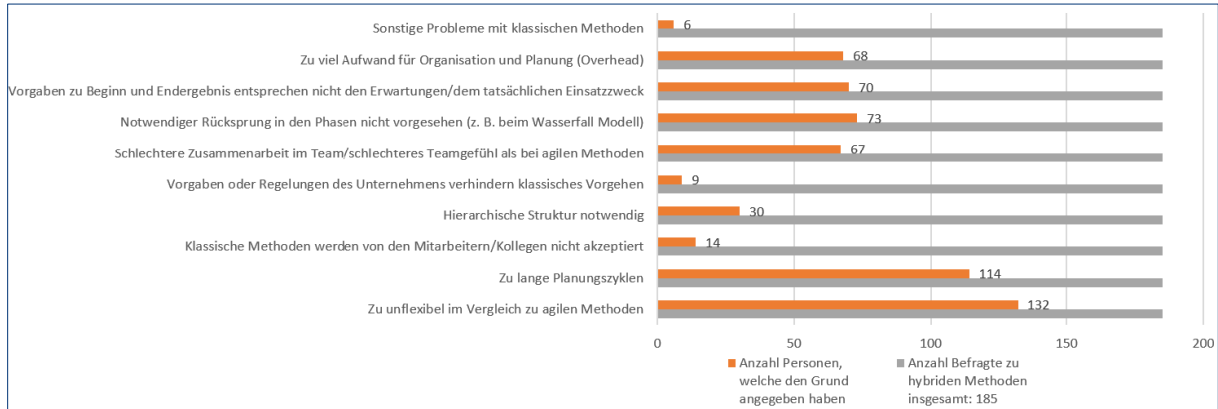


Abbildung 5: Probleme mit klassischen Methoden als Grund für den Einsatz hybrider Methoden (Quelle: Kurtz 2017: XIX)

Auch bei den Vorteilen hybrider Methoden wurden zwei Ursachen deutlich häufiger genannt, siehe Abbildung 6. Am wichtigsten war für die Studienteilnehmer die Möglichkeit, sowohl die Vorteile agiler Methoden, als auch die Vorteile klassischer Methoden nutzen zu können. Dies wurde von 128 von 185 Befragten benannt. Als nahezu genauso relevant wurde bewertet, dass hybride Methoden sich auf den jeweiligen Anwendungsfall anpassen lassen: 122 Studienteilnehmer gaben dies als Grund an.

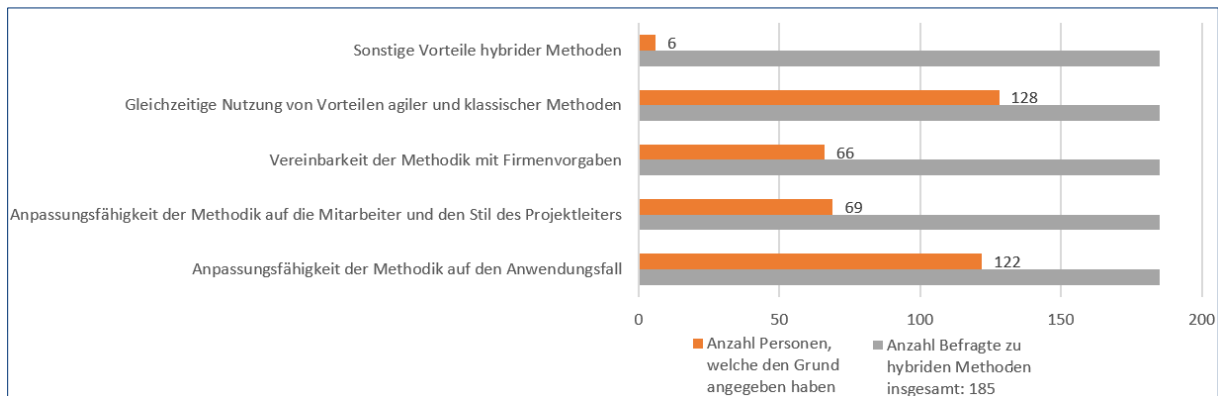


Abbildung 6: Vorteile hybrider Methoden als Grund für den Einsatz hybrider Methoden (Quelle: Kurtz 2017: XIX)

5. FAZIT

Zusammengefasst lässt sich festhalten, dass der Großteil der Studienteilnehmer in hybriden Projekten arbeitet (60% aller Befragten). Damit decken sich die Ergebnisse der hier vorgestellten Untersuchung mit denen aus der Studie „Status Quo Agile“. Vielen Personen ist allerdings nicht bekannt, dass die von ihnen durchgeführten Projekte als hybrid einzustufen sind.

Hauptursachen für den bewussten Einsatz hybrider Methoden sind die Nutzung von Vorteilen, die hybride Methoden versprechen, die Vermeidung von Nachteilen klassischer Methoden und die Vermeidung von Nachteilen agiler Methoden. Bei den neuen Vorteilen, die hybride Methoden bieten, spielen insbesondere die Möglichkeit, die Vorteile agiler und klassischer Ansätze gleichzeitig nutzen zu können, sowie die Anpassbarkeit der Methodik an den jeweiligen Anwendungsfall eine wichtige Rolle.

Anhand der ermittelten Ursachen lässt sich die Vermutung aufstellen, dass hybride Projektmanagementmethoden genutzt werden können, um Probleme agiler und klassischer Ansätze zu umgehen. Dies ist laut den Studienergebnissen zumindest eines der wichtigsten Ziele, welches beim Einsatz von hybriden Methoden in der Praxis erreicht werden soll.

Aus den Ergebnissen der Ursachenanalyse wurden einige Fragen erarbeitet, die nach unserer Meinung vor der Entscheidung für den Einsatz einer hybriden Methode zu beantworten sind:

1. Was wollen Sie mit dem Einsatz einer hybriden Methodik erreichen?
2. Welche Probleme agiler oder klassischer Methoden sollen umgangen werden?
3. Welche neuen Vorteile erhoffen Sie sich von der Nutzung eines hybriden Ansatzes?
4. Wie sind die agilen und klassischen Techniken zu kombinieren, damit sie zum Projekt passen und die Probleme agiler und klassischer Methoden vermeiden?

Zur weiteren Untersuchung von hybriden Projektmanagementmethoden sind ausführlichere Studien mit beispielhaften Praxisprojekten eine mögliche Untersuchungsvariante. Die vorliegende Studie zeigt, dass der Einsatz von solchen Methoden gut begründbare Ursachen hat. Praxisbeispiele aus der Literatur deuten darauf hin, dass hybride Ansätze bereits sehr erfolgreich angewendet werden, weshalb sich eine weitere Untersuchung des Themas lohnt.

6. LITERATURVERZEICHNIS

- Aichele, C.; Schönberger, M. (2015): IT-Projektmanagement: Effiziente Einführung in das Management von Projekten, Wiesbaden, Springer-Verlag.
- Anderson, D.; Rook, A.; Wolf, H. (2015): Kanban: Evolutionäres Change Management für IT-Organisationen, dt. Ausgabe der 1. amerikanischen Auflage, 2. Nachdruck 2015, Heidelberg, it-agile, dpunkt.verlag.
- Boehm, B. und Turner, R. (2004): Balancing agility and discipline, Boston, Addison-Wesley.
- Kent, B. u. a. (2001): Manifesto for Agile Software Development, zugegriffen über: <http://agilemanifesto.org/> am 13.05.2018.
- Komus, A.; Kuberg, M. (2017): Abschlussbericht: Status Quo Agile 2016/2017, Hochschule Koblenz University of Applied Sciences, zugegriffen über: <http://www.status-quo-agile.de/> am 22.04.2018.
- Kurtz, K. (2017): Analyse der Ursachen und Wirkungen des Einsatzes von hybriden Projektmanagementmethoden im Softwareentwicklungsprozess, Masterthesis an der NORDAKADEMIE Graduate School.
- Ludewig, J.; Lichter, H. (2013): Software Engineering: Grundlagen, Menschen, Prozesse, Techniken, 3. korrigierte Auflage, Heidelberg, dpunkt.verlag.
- Meyer, H. und Reher, H.-J. (2016): Projektmanagement: Von der Definition über die Projektplanung zum erfolgreichen Abschluss, Wiesbaden, Springer Gabler.
- Motzel, E.; Möller, T. (2017). Projektmanagement Lexikon: Referenzwerk zu den aktuellen nationalen und internationalen PM-Standards, WILEY Klartext, Weinheim, John Wiley & Sons Incorporated.
- Pröpper, N. (2012): Agile Techniken für klassisches Projektmanagement, 1. Auflage, Heidelberg und Hamburg, mitp Verlagsgruppe.
- Royce, W. (1970). Managing the Development of Large Software Systems, Los Angeles.
- Sandberg, B. (2013): Wissenschaftlich Arbeiten von Abbildung bis Zitat: Lehr- und Übungsbuch für Bachelor, Master und Promotion, 2. aktualisierte Auflage, München, Oldenbourg.
- Sandhaus, G.; Knott, P.; Berg, B. (2014): Hybride Softwareentwicklung, Xpert.press, Berlin, Springer Vieweg.
- Schwaber, K.; Sutherland, J. (2016): The Scrum Guide: The Definitive Guide to Scrum: The Rules of the Game, zugegriffen über: <http://scrumguides.org/> am 22.04.2018.
- Sneed, H. (2010): Aufwandsschätzung in IT-Projekten, in: Handbuch IT-Projektmanagement: Vorgehensmodelle, Managementinstrumente, Good Practices, München, Hanser, Carl, S. 267 – 306.
- Tiemeyer, E. (2014): Handbuch IT-Projektmanagement, 2. überarbeitete und erweiterte Auflage, München, Hanser.

AUSGESTALTUNG UND NUTZUNG VON PERFORMANCE MANAGEMENT SYSTEMEN ALS ZENTRALES THEMA DER CONTROLLING-FORSCHUNG



Ulrich Neidenberger
NORDAKADEMIE – Hochschule der Wirtschaft, Elmshorn

Abstract: Die zunehmende Dynamik der Märkte und eine steigende Komplexität der Prozesse innerhalb von Unternehmen erfordern eine ganzheitliche und zielgerichtete Unternehmensplanung und -steuerung. Moderne Performance-Management-Systeme gewinnen hierbei zunehmend an Bedeutung. Eine rein über Finanzkennzahlen ausgerichtete Steuerung ist nicht mehr ausreichend. Nichtfinanzielle Kennzahlen müssen in steigendem Maße mit berücksichtigt werden, um eine zeitgemäße Steuerung zu gewährleisten.

Trotz der Vielzahl der mittlerweile entwickelten Systeme, gibt es in der Praxis bisher noch Defizite bei der Ausgestaltung, Einführung, Nutzung und Weiterentwicklung von Performance-Management-Systemen. Dies führt dazu, dass sich das volle Potenzial nicht entwickeln kann, und offensichtliche Vorteile nicht genutzt werden.

Um das Potenzial solcher System ausschöpfen zu können, sind weitere Anstrengungen zur Erarbeitung von Konzepten, Modellen und Richtlinien für die Praxis erforderlich.

Keywords: Performance, Performance Management, Performance Management System

1. EINLEITUNG

Unternehmen sehen sich zunehmend mit Herausforderungen konfrontiert, die unter anderem durch eine hohe Marktdynamik und durch ein unsicheres Marktumfeld gekennzeichnet sind. Die Arbeitswelt ist heute mehr und mehr durch Volatilität, Unsicherheit, Komplexität und Ambiguität gekennzeichnet („VUCA-Welt“), die ein hohes Maß an Agilität und Flexibilität erfordert (vgl. Graf & Lowiec 2017: 183 f.). Hierdurch verändern sich interne und externe Rahmenbedingungen und machen eine Anpassung der Steuerungsinstrumente für Unternehmen erforderlich.

Einem systematischen Performance Management kommt hierbei eine steigende Bedeutung zu (vgl. Möller 2015: 79 f.). Schläfke führt (2012) aus, dass sich das Performance Management innerhalb des Controllings zunehmend als ein eigenständiges System zur Leistungsmessung und -steuerung etabliert (vgl. Schläfke 2012: 1). Möller et al. (2015) gehen sogar davon aus, dass Performance Management sich als eigenständige Disziplin in der Betriebswirtschaft etablieren wird (vgl. Möller et al. 2015: 80).

Dipl.-Ing. oec. Ulrich Neidenberger nimmt seit April 2017 am Promotionsprogramm der NORDAKADEMIE teil. Schwerpunkt seiner Forschungstätigkeit ist das Performance Management in Produktionsunternehmen und in Produktionsnetzwerken. Ulrich Neidenberger verfügt über langjährige Berufserfahrung insbesondere in den Bereichen Controlling, Finanzen und Projektmanagement. Seit 2009 leitet er die Bereiche Controlling, Finanzen und Projektmanagement bei einem Tochterunternehmen der Körber AG in Hamburg.
E-Mail: ulrich.neidenberger@nordakademie.de

Die Messung von Leistungsdaten war jahrelang eine der Hauptfragen in der wissenschaftlichen Diskussion. Die Frage, wie bereits erfasste Leistungsdaten erklärt, verstanden und so für die Entscheidungsfindung innerhalb eines Unternehmens genutzt werden können, gewinnt weiter an Bedeutung (vgl. Mouritsen 2004: 258; vgl. Neely 2005: 1273). Dies setzt jedoch voraus, dass ein umfassenderes Verständnis zwischen der Ausgestaltung, der Nutzung und der Erfolgswirkung von Performance Management Systemen („PMS“) erlangt wird. Eine weitere Entwicklung zeigt, dass die Steuerung und Messung von Leistung durch PMS eine der Schwerpunktaufgaben des Managements werden wird (vgl. Brudan 2010: 110).

Der vorliegende Artikel stellt die Grundzüge für PMS und die Verbindung zum Controlling dar. Ziel dieses Artikels ist es zudem, die oben dargestellten Entwicklungen einzuordnen und zusammen mit dem St. Galler Performance Management Modell (Möller et al. 2015) - einem neueren Modell für ein PMS - vorzustellen. Zusätzlich wird mit der empirischen Analyse von Schläfke (2012) dargestellt, welchen Einfluss die Ausgestaltung und Nutzung von PMS auf den Erfolg haben. Das abschließende Fazit zeigt einen Ansatz für weitere empirische Untersuchungen. Die Ergebnisse solcher Untersuchungen können dazu beitragen, die Komponenten und Wirkungsweisen von Systemen zur Leistungsmessung und Leistungssteuerung besser zu verstehen, um so einen Beitrag zur Weiterentwicklung von PMS sowie deren wirksamer Implementierung in Unternehmen zu leisten.

2. PERFORMANCE UND PERFORMANCE MANAGEMENT

Der klassische Ansatz des Controllings fußt auf dem Grundgedanken der Koordination, um eine Unterstützung des Managements bei der Steuerung einer Organisation zu geben (vgl. Horváth 2011: 561). In den letzten Jahren wurden unterschiedliche Controlling-Ansätze entwickelt, die sich zum Teil nur in Details unterscheiden. Auf eine ausführliche Diskussion der unterschiedlichen Ansätze und Konzeptionen wird hier verzichtet, da die Diskussion mit ihren konzeptionellen Feinheiten an der Praxis vorbeiläuft (vgl. Horváth 2011: 130).

Für den vorliegenden Beitrag wird auf die grundlegende Einteilung und Ausrichtung in der deutschen Controlling-Literatur in eine entscheidungsorientierte und eine verhaltensorientierte Ausrichtung verwiesen (vgl. Wall 2008: 466 f.). Entscheidungsorientierte Controlling-Konzeptionen sind dadurch gekennzeichnet, dass diese auf eine reine Sachkoordination abstellen (vgl. Wall 2008: 466). Verhaltensorientierte Controlling-Konzeptionen hingegen beinhalten – neben der sachlichen Koordination – zusätzlich die personelle Koordination. Damit wird dem Controlling über die Entscheidungsfunktion hinaus, eine Verhaltenssteuerungsfunktion zugewiesen (vgl. Wall 2008: 468 f.).

Als Grundlage für ein einheitliches Verständnis soll vorliegend die von der International Group of Controlling („IGC“) und dem Internationalen Controller Verein („ICV“) getragene und in den Qualitätsstandards Controlling (DIN SPEC 1086) formulierte Controlling-Definition herangezogen werden:

„Controlling ist der gesamte Prozess der betriebswirtschaftlichen Zielfindung, Planung und Steuerung eines Unternehmens. Controlling ist auf die Sicherstellung einer nachhaltigen wirtschaftlichen Entwicklung des Unternehmens ausgerichtet und beruht auf der Wechselwirkung vielfältiger Regelkreise aus Zielfestlegung, Planung, Umsetzung, Messung und Verbesserung.“ (vgl. DIN SPEC 1086.2009-04: 5; vgl. auch IGC 2011: 20)

Hieraus lässt sich als ein primäres Ziel, das mit den Methoden und Ansätzen des Controllings erreicht werden soll, die Unterstützung des Managements bei der Steuerung des Unternehmens ableiten.

Als Basis zur Sicherstellung dieser Aufgabe werden vorrangig Zahlen des Rechnungswesens und damit finanzielle Aspekte herangezogen (vgl. Horváth 2011: 561). Diese Daten bilden die Grundlage für traditionelle monetär ausgerichtete Kennzahlensysteme, die Mitte der 80er Jahre in die Kritik gerieten, da eine einseitig auf finanzielle Aspekte ausgerichtete Sichtweise als nicht mehr ausreichend erachtet wurde (vgl. Schläfke 2012: 35; vgl. Kleindienst 2017: 43). Mit dazu beigetragen hat, dass sich die Rahmenbedingungen für Unternehmen zunehmend verändern und eine Anpassung der Steuerungsinstrumente erforderlich ist. Nicht-finanzielle Leistungsindikatoren gewinnen weiter an Bedeutung. Diese Erweiterung hat zur Entwicklung von Performance Measurement Systemen geführt, welche zum Ziel haben, Messkonzepte zu entwickeln und zu gestalten (vgl. Horváth 2011: 564). Eine einheitliche Definition für Performance Measurement Systeme hat sich in der Literatur nicht durchsetzen können (vgl. Lebas 1995: 24 ff.; vgl. Kleindienst 2017: 35 ff.).

Letztlich gehen Performance Measurement Systeme den PMS voran und liefern die Datenbasis für PMS (vgl. Schläfke 2012: 13).

Dass PMS für eine umfassende und systematische Unternehmenssteuerung zunehmend an Bedeutung gewinnen (vgl. Möller et al. 2015: 79 f.), hat mit dazu geführt, dass sich in den letzten Jahren innerhalb des Controllings das Performance Management weiter als ein eigenständiges System etabliert hat, bei dem die Leistungsmessung und -steuerung im Vordergrund steht. Der Fokus, bei dem Kennzahlen, Steuerungsinstrumente und Berichte im Mittelpunkt stehen, liegt auf der Umsetzung der Unternehmensstrategie (vgl. Schläfke 2012: 1). Diese Entwicklung hat außerdem dazu beigetragen, dass es inzwischen eine Vielzahl von Konzepten sowie umfangreiche Literatur zum Performance Management gibt (vgl. Möller et al. 2015: 75).

Der Begriff Performance - oder aus dem Englischen übersetzt Leistung - wird in unterschiedlichen Fachdisziplinen verwendet, was mithin dazu geführt hat, dass es keine einheitliche Begriffsdefinition gibt (vgl. Lebas 1995: 24 ff.) Hinzu kommt, dass sich der Performance-Begriff im zeitlichen Verlauf weiterentwickelt hat (siehe Abbildung 1).

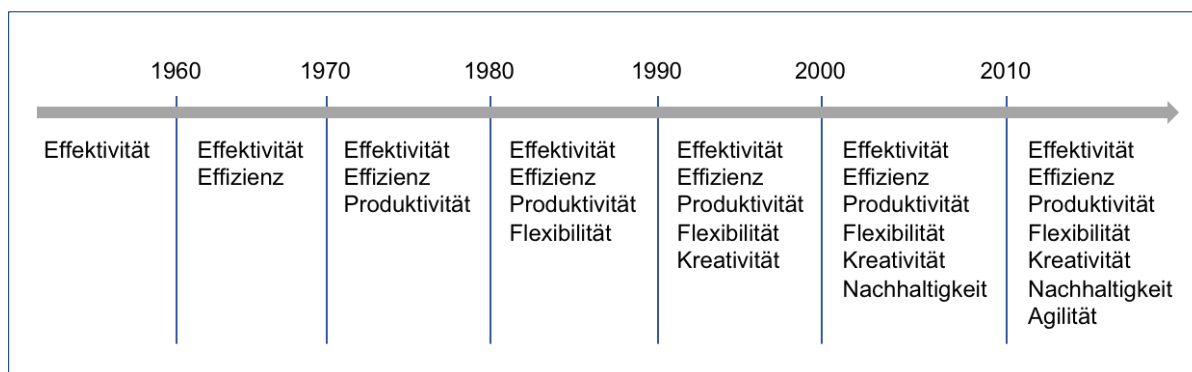


Abbildung 1: Inhaltliche Entwicklung des Begriffs Performance (vgl. Kleindienst 2017: 34)

Von elementarer Bedeutung für die Performance sind die Dimensionen Effizienz und Effektivität, die vielfach als zentrale Messdimensionen von Leistung verwendet werden. Vereinfacht kann mit Effizienz beschrieben werden, wie wirtschaftlich die Ressourcen eines Unternehmens genutzt werden (vgl. Neely et al. 1995: 80). Effizienz bedeutet somit, die Dinge richtig zu tun (vgl. Drucker 1977: 33). Mit Effektivität wird beschrieben, wie wirksam die Leistung bzw. der Grad der Zielerreichung in Abhängigkeit vom verfolgten Ziel ist (vgl. Kaack 2012: 61). Unter Effektivität wird verstanden, die richtigen Dinge zu tun (vgl. Drucker 1977: 33).

Aus Abbildung 1 wird deutlich, dass die Fokussierung auf ein effizientes und effektives Handeln nicht hinreichend ist, um den sich verändernden Umwelt- und Marktverhältnissen gerecht zu werden. Gefordert ist vielmehr, dass Unternehmen sich diesen Veränderungen zunehmend agil und flexibel anpassen oder sich entsprechend wandeln. Fügt man der Effizienz und Effektivität die Wandlungsfähigkeit oder die Fähigkeit, sich auf verändernde Umweltbedingungen agil einzustellen und sich darauf innerhalb kurzer Zeit anzupassen als weitere Dimension hinzu, ergibt sich das in Abbildung 2 dargestellte Selbstverständnis von Performance.

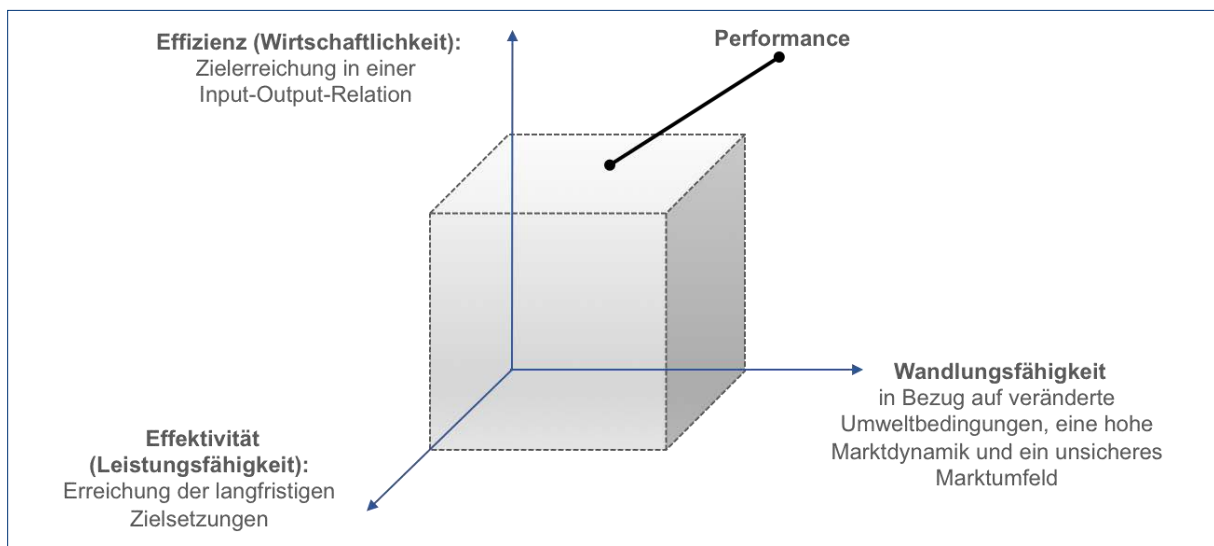


Abbildung 2: Dimensionen des Performance-Begriffs
(eigene Darstellung in enger Anlehnung an Schläfke 2012: 7)

Der Begriff Performance Management ist in der Literatur jedoch ebenfalls nicht einheitlich definiert (vgl. Kleindienst 2017: 38 f.; vgl. Schläfke 2012: 9 ff.). Eine umfassende Beschreibung wird von Jetter (2004) gegeben, der Performance Management als einen an der Unternehmensstrategie ausgerichteten systematischen Managementprozess beschreibt. Dieser Managementprozess soll gewährleisten, dass die im Unternehmen erzielten Leistungen den Erwartungen und Leistungsanforderungen entsprechen, und dadurch die Wettbewerbsfähigkeit des Unternehmens sichergestellt wird (vgl. Jetter 2004: 41).

3. PERFORMANCE MANAGEMENT SYSTEME

Um den ganzheitlichen Steuerungsansatz von Performance sicherzustellen, müssen PMS die entscheidenden Ziele und Maßnahmen einer Organisation berücksichtigen und erklären (vgl. Bourne et al. 2002: 1288 ff.). In der Literatur werden unterschiedliche Funktionen und Ausgestaltungsmerkmale von Leistungsmessungs- und Leistungssteuerungssystemen genannt. Die Wirkungsweisen und Auswirkungen auf den Erfolg sind bisher nicht ausreichend untersucht worden. So konnte bisher nicht erklärt werden, welche Systeme und Steuerungselemente, in welcher Form Einfluss auf den Erfolg haben (vgl. Ferreira & Otley 2009: 263 ff.).

Um die Ausgestaltungsmerkmale und Funktionen für ein PMS zu ermitteln, hat Schläfke (2012) eine systematische Literaturanalyse durchgeführt, bei der insgesamt 96 relevante Publikationen berücksichtigt wurden (vgl. Schläfke 2012: 42 ff.). Abbildung 3 zeigt mit den zehn häufigsten Nennungen, welche auch als Anforderungen an ein PMS interpretiert werden können, dass eine starke Strategieorientierung sowie eine Fokussierung auf Leistungsmerkmale, deren Erfassung und Überprüfung erkennbar ist.

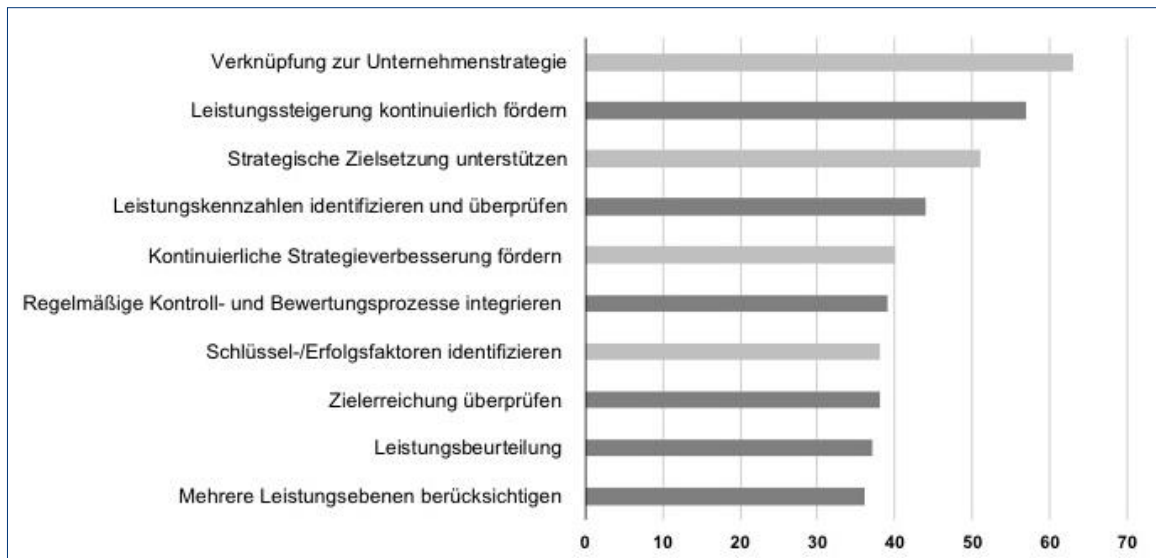


Abbildung 3: Anforderungen an Performance Management Systeme
(eigene Darstellung verkürzt aus Schläfke 2012: 48)

In der Literatur finden sich eine Reihe unterschiedlicher PMS, die diese und weitere Anforderungen jeweils sehr unterschiedlich berücksichtigen und/oder umsetzen (vgl. Schläfke 2012: 33 f.). Das in der Wissenschaft weit verbreitete und beachtete PMS Framework von Ferreira und Otley (2009) versucht, über zwölf Fragen Aspekte bei der Ausgestaltung eines PMS zu berücksichtigen. Die Fragen berücksichtigen u. a. die Vision und Mission der Organisation, Schlüsselfaktoren und Fragen zur Umsetzung der Strategie sowie grundsätzliche Fragen zur Organisationsstruktur, ebenso wie Aspekte der Zielsetzung, Überprüfung der Zielerreichung und generelle Fragen der Kommunikation und Zusammenarbeit innerhalb der Organisation (vgl. Ferreira & Otley 2009: 266 f.).

Eine generelle Einordnung der unterschiedlichen in der Praxis eingesetzten Systeme findet sich bei Schläfke (vgl. Schläfke 2012: 69):

1. Finanzielle Kennzahlensysteme (z. B. Economic Value Added, Return on Capital Employed).
2. Dimensionsfokussierte Ansätze (z. B. Six Sigma, Total Quality Management).
3. Dimensionsübergreifende Ansätze (z. B. Balance Scorecard, Performance Prism).

Bekanntheitsgrad und Umsetzung der Ansätze variieren stark und lassen darauf schließen, dass es Handlungsbedarf für weitere Untersuchungen zur Entwicklung von Richtlinien und der Anwendung für ganzheitliche PMS gibt (vgl. Schläfke 2012: 70 ff.).

Mit dem nachstehenden St. Galler Performance Management Modell wird ein neuerer Ansatz für eine ganzheitliche Betrachtung vorgestellt, für den bisher nur wenige praktische Fallbeispiele bekannt sind (vgl. Kleindienst 2017: 72 f.). Das Modell stellt eine Kombination aus Wissenschaft und Praxis dar, da praktische Erfahrungen und wissenschaftliche Erkenntnisse die Basis für den Ansatz bilden (vgl. Möller et al. 2015: 78). Gerade diese Kombination macht das Modell für den Anwendungsfall und weitere Untersuchungen interessant, da Forscher und Praktiker ein Interesse an Best Practices für die Ausgestaltung, Nutzung und Auswirkung auf den Erfolg (vgl. Neely 2005: 1273) haben. Die empirische Analyse in Kapitel 5 greift diese Fragestellung auf, liefert einen Beitrag zum vertiefenderen Verständnis von PMS (vgl. Schläfke 2012: 3) und zeigt einen Ansatz für die weiterführende Forschung.

4. ST. GALLER PERFORMANCE MANAGEMENT MODELL

Das 2014 von Möller et al. erstmals vorgestellte St. Galler Performance Management Modell („SPMM“) besteht aus den drei Kernelementen Unterstützung der Strategieimplementierung, Leistungs- und Verhaltensorientierung sowie Mehrdimensionalität und Relativität des Leistungsbegriffs. Das Modell greift diese Elemente auf und verbindet sie in fünf Schritten zu einem geschlossenen Lösungsansatz (siehe Abbildung 4). Die Leistungsmessung erfolgt über das IPOO-Modell (Input-Process-Output-Outcome), welches die Leistungserstellung in vier Stufen darstellt (vgl. Möller & Janssen 2009: 89 ff.; vgl. Möller et al. 2015: 77 f.).

Die drei Kernelemente eines PMS lassen sich inhaltlich wie folgt beschreiben (vgl. Möller et al. 2015: 77):

1. **Unterstützung der Strategieimplementierung:** Strategische Ziele müssen für die operative Ebene so aufbereitet werden, dass die Steuerung und regelmäßige Überprüfung der Zielerreichung über ein PMS möglich ist. Die steigende Volatilität sowie Dynamik der Märkte stellt zusätzliche Anforderungen an kurze Reaktionszeiten und schnelle Anpassungsprozesse.
2. **Leistungs- und Verhaltensorientierung:** Eine mechanistische Ausgestaltung der Managementprozesse über Mess- und Steuerungsgrößen hat einen negativen Einfluss auf die Performance einer Organisation. Die Kombination aus Leistungs- und Verhaltensorientierung ist die Voraussetzung für eine hohe Performance.
3. **Mehrdimensionalität und Relativität des Leistungsbegriffs:** Hier findet das prozessorientierte Input-Process-Output-Outcome-Modell Anwendung, das sich an den Phasen der Wertschöpfung orientiert. Für jede dieser Phasen werden quantitative, qualitative und relative Kennzahlen abgeleitet, die je nach Anwendungsfall eine zielgerichtete Steuerung- und Verhaltensbeeinflussung zum Ziel haben. Die Phase des Inputs hat beispielsweise die eingesetzten Ressourcen mit zum Gegenstand. Hier können Kennzahlen zum Personaleinsatz von Bedeutung sein. Die Prozessphase fokussiert auf die eigentliche Durchführungsphase und damit ebenso auf verbundene Beobachtungsfelder wie Durchlaufzeiten, Termintreue und Produktqualität. In der Phase des Outputs werden Produkte, Patente und Wissen überwacht. Die Phase Outcome beinhaltet z. B. umsatz- und kostenrelevante Größen.

Die fünf Schritte des SPMM (siehe Abbildung 4) werden jeweils einem strategischen und einem operativen Bereich zugeordnet.

Die Schritte 1 (Define & Engage) und 5 (Align System & Context) bilden den übergeordneten strategischen Rahmen, während Schritt 2 (Target & Plan), Schritt 3 (Execute & Adjust) und Schritt 4 (Review & Assess) operative Aspekte behandeln (vgl. Möller et al. 2015: 77 f.).

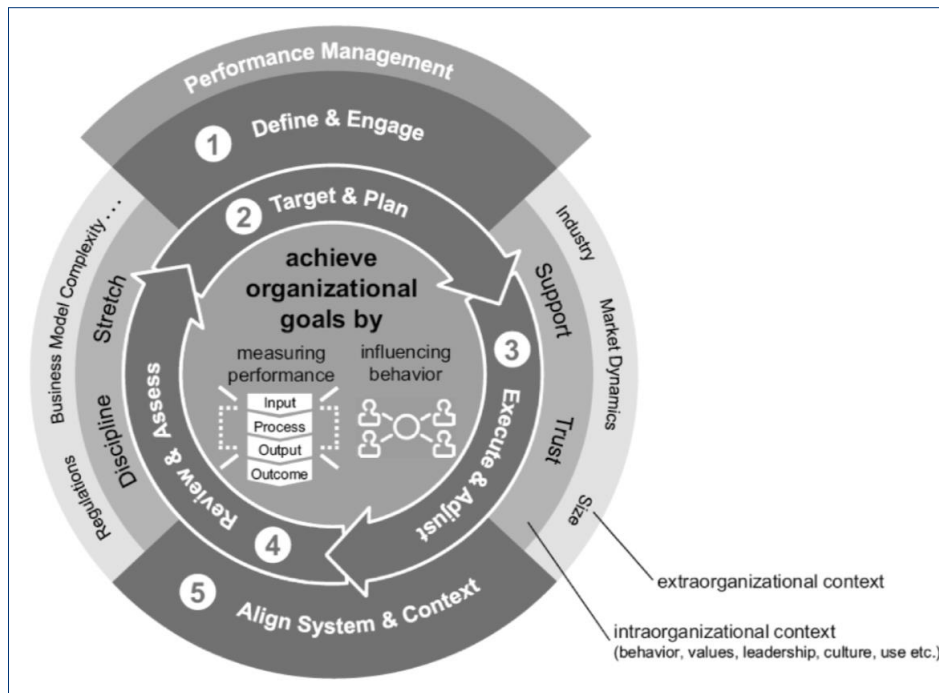


Abbildung 4: St. Galler Performance Management Modell
(vgl. Möller et al. 2015: 78)

Die wesentlichen Inhalte des Modells werden nachfolgend kurz dargestellt (vgl. Möller 2015: 78 f.):

1. In Schritt eins **Define & Engage** werden die Strategie und das Geschäftsmodell top-down festgelegt. Um die strategische Ausrichtung in der Organisation zu verankern und eine Identifikation der Mitarbeiter mit der Strategie zu erreichen, ist eine umfassende und wiederholte Kommunikation (Review-Zyklus) erforderlich.
2. Schritt zwei **Target & Plan** konkretisiert und verfeinert die grundlegenden strategischen Ziele. Durch die Mitwirkung der Mitarbeiter werden spezifische Zielwerte identifiziert und festgelegt.
3. Der 3. Schritt **Execute & Adjust** beschreibt die Flexibilität während der Umsetzung, bei der den Mitarbeitern ein hoher Gestaltungsspielraum eingeräumt wird. Durch dezentrale Strukturen und Befugnisse sowie durch flexible Koordinationsinstrumente wird ein Bezugsrahmen für Entscheidungen definiert.
4. Schritt vier **Review & Assess** beinhaltet die eigentliche Messung und Überprüfung der Zielerreichung. Die Überprüfung orientiert sich an den spezifischen Zielwerten der jeweiligen Leistungsebene. Dabei werden individuelle Leistungsbeurteilungen ebenso berücksichtigt, wie auch veränderte Umwelt- und/oder Marktbedingungen.
5. Um sicherzustellen, dass wichtige Unterstützungssysteme (z. B. Datenverarbeitung und Anreizsysteme) die notwendigen Voraussetzungen erfüllen und der Support sichergestellt ist, wird in Schritt fünf **Align System & Context** eine regelmäßige Überprüfung der Zielausrichtung durchgeführt.

Möller et al. sehen im SPMM einen grundlegenden und ganzheitlichen Ansatz zur Steuerung der Performance, der als Rahmenkonzept für die unternehmensspezifische Ausgestaltung angesehen wird. Die jeweilige konkrete Ausgestaltung des Modells ist abhängig von den individuellen unternehmensinternen und -externen Rahmenbedingungen (vgl. Möller et al. 2015: 79). Für eine kritische Würdigung des Modells werden die Anforderungen aus Abbildung 3 zugrunde gelegt und deren Umsetzung in den o. g. Schritten 1-5 des SPMM überprüft (siehe Abbildung 5).

Anforderungsmatrix		Prozessschritte SPMM (gem. Abbildung 4)				
		Strategisch	Operativ			Strategisch
		Define & Engage	Target & Plan	Execute & Adjust	Review & Assess	Align System & Context
Anforderungen PMS (gem. Abbildung 3)	Verknüpfung zur Unternehmenstrategie	Strategische Ausrichtung festlegen	Konkretisierung der strategischen Ziele			Unterstützungssysteme so ausprägen, dass die Selbstkontrolle und -steuerung gefördert wird
	Schlüssel- / Erfolgsfaktoren identifizieren					
	Kontinuierliche Strategieverbesserung fördern	Strategische Review-Cycles				
	Strategische Zielsetzung unterstützen					
	Leistungskennzahlen identifizieren und überprüfen	Top-Down Vorgaben	Interaktive Gestaltung und intensive Beteiligung der Mitarbeiter: intrinsische Motivation fördern			
	Leistungssteigerung kontinuierlich fördern	Strategische Ausrichtung kommunizieren und so intrinsisches Commitment der Mitarbeiter mobilisieren				
	Regelmäßige Kontroll- und Bewertungsprozesse integrieren	Strategische Review-Cycles	Klarheit der Verantwortlichkeiten und Einbindung der Beteiligten in den Zielsetzungsprozess	Dezentrale Entscheidungs- und Ausführungsbefugnisse und hoher Gestaltungsspielraum für die Mitarbeiter	Grad der Zielerreichung messen	
	Zielerreichung überprüfen					
	Mehrere Leistungsebenen berücksichtigen	Berücksichtigung der Anspruchsgruppen und wert(e)orientierte Führung				
Leistungsbeurteilung						

Abbildung 5: Anforderungsmatrix St. Galler Performance Management Modell

Aus Abbildung 5 wird ersichtlich, dass die in Abbildung 3 genannten Anforderungen für PMS weitestgehend im SPMM berücksichtigt wurden. In dieser Anforderungsmatrix sind die konkreten Ausprägungen der einzelnen Prozessschritte des SPMM den jeweiligen Anforderungen für PMS zugeordnet. Insgesamt lässt sich allerdings feststellen, dass die einzelnen Modellkomponenten für die Praxis noch ausführlicher dargestellt werden müssen. Dies gilt insbesondere für die operative Leistungssteuerung. Weiterhin sollte – um die Komponenten und Wirkungsweisen dieses Rahmenkonzeptes noch besser zu verstehen – untersucht werden, welche kausalen Zusammenhänge zwischen den spezifischen Aufgaben der einzelnen Phasen und dem Unternehmenserfolg bestehen. Zudem sollte intensiver beobachtet und untersucht werden, welche Faktoren einen Einfluss auf das Modell bzw. direkt auf den Erfolg haben. Derartige Einflussfaktoren sind unter anderem das Commitment der Mitarbeiter zur strategischen Ausrichtung, die Klarheit der Zielstellung(en), das Vertrauen in die Führung und/oder generell innerhalb der Organisation sowie die Partizipation an der Entwicklung der Strategie. In Kapitel 6 wird hierzu ein Ansatz für empirische Analysen vorgestellt.

5. EMPIRISCHE ANALYSE DER AUSGESTALTUNG UND NUTZUNG VON SYSTEMEN ZUR LEISTUNGSMESSUNG UND -STEUERUNG (EIN FORSCHUNGSBEITRAG)

Um die Wirksamkeit von PMS zu verstehen, sind Forscher und Praktiker daran interessiert, wie die Ausgestaltung, Nutzung und Erfolgswirkung von PMS in Beziehung zueinander stehen (vgl. Neely 2005: 1273). Es kann vermutet werden, dass es positive Einflüsse ausgereifter PMS auf die Leistung von Unternehmen gibt (vgl. Evans 2004: 219 ff.). Um die Wirkzusammenhänge zwischen der Ausgestaltung, Nutzung und Erfolgswirkung zu verstehen, hat sich Schläfke 2012 in seiner Arbeit mit dieser Frage befasst und sie im Rahmen einer empirischen Studie untersucht. Zielsetzung ist neben einem besseren Verständnis von PMS die Ableitung von Handlungsempfehlungen zur Ausgestaltung und Nutzung von PMS (vgl. Schläfke 2012: 3). Für den empirischen Teil der Arbeit wurden zwei Forschungsleitfragen formuliert (vgl. Schläfke 2012: 95):

1. Wie wirkt sich die Ausgestaltung von Performance Management Systemen auf die Nutzung aus?
2. Wie wirkt sich die Ausgestaltung und Nutzung von Performance Management Systemen auf den Erfolg eines Unternehmens aus?

Zunächst wurden der in Abbildung 6 dargestellte Forschungsrahmen entwickelt und darauf aufbauend zwölf Hypothesen formuliert. Daraufhin wurden diese Hypothesen auf Basis empirischer Daten überprüft und ausgewertet, um so einen Beitrag zur Beantwortung der Forschungsleitfragen zu erhalten. Der Forschungsrahmen besteht aus den drei Elementen Ausgestaltung, Nutzung und Erfolgswirkung (vgl. Schläfke 2012: 95 ff.).

Dem Modell liegt die Annahme zugrunde, dass eine höhere Nutzungsintensität von qualitativ hochwertigen Daten zu besseren Entscheidungen und einer höheren Entscheidungsqualität und Zielklarheit führt (vgl. Hall 2008: 141 ff.).

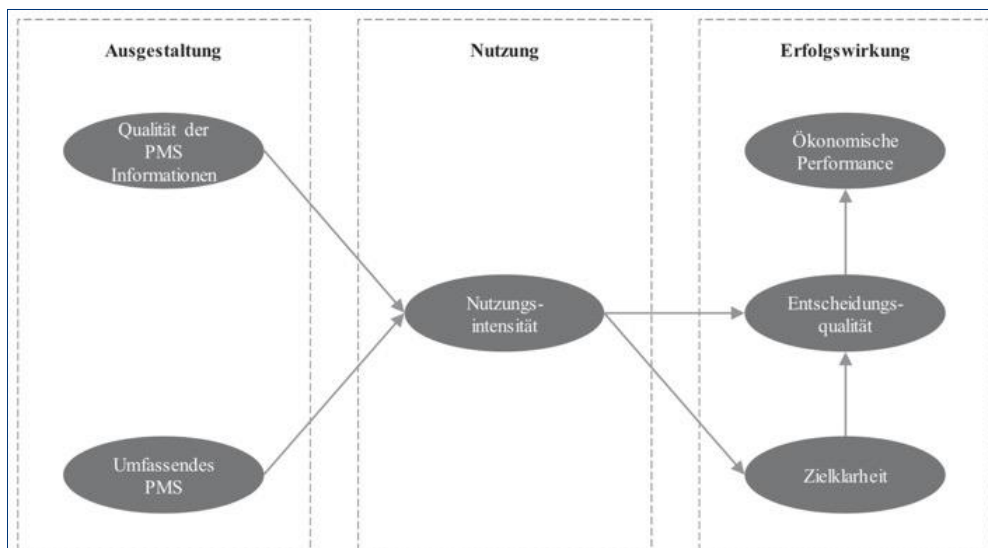


Abbildung 6: Forschungsrahmen zur Entscheidungsfindung von PMS (vgl. Schläfke 2012: 106)

Weiterhin wurde vermutet, dass die Qualität der verfügbaren PMS-Informationen sich ebenso positiv auf die Nutzungsintensität auswirkt, wie der Inhalt (Umfang) des PMS (vgl. Schläfke 2012: 98). Ein PMS sollte weiterhin – im Sinne einer ganzheitlichen Steuerung – alle relevanten Unternehmensbereiche betrachten und dabei vielfältige Leistungsinformationen beinhalten (vgl. Schläfke 2012: 99 f.).

Zusammenfassend leitet Schläfke die folgenden fünf Thesen für die Ausgestaltung und Nutzung eines PMS ab (vgl. Schläfke 2012: 123):

1. Informationsqualität und Ausgewogenheit der Leistungsinformationen wirken sich positiv auf die Nutzungsintensität aus.
2. Die Nutzungsintensität wird ebenso durch eine Verknüpfung des PMS mit der Unternehmensstrategie beeinflusst, wie durch einen reduzierten Umfang des PMS.
3. Für die Leistungsmessung und -steuerung ist insbesondere die Ausgestaltung des PMS von Bedeutung.
4. Zielklarheit und Entscheidungsqualität werden durch die intensive Nutzung eines PMS verbessert, was wiederum einen positiven Einfluss auf den Erfolg hat.
5. Eine intensive Nutzung des PMS führt zu verbesserten Entscheidungen und erhöht den Grad der Zielerreichung.

Die Resultate der empirischen Analyse wurden im Anschluss mit unterschiedlichen Experten (ausschließlich Leitern von Controllingabteilungen) aus der Praxis diskutiert. Die Ergebnisse wurden weitestgehend bestätigt und mit Hinweisen auf fehlende Richtlinien für die Ausgestaltung eines PMS verbunden (vgl. Schläfke 2012: 123 f.).

6. FAZIT UND AUSBLICK

Die Vorteile von PMS können als unbestritten angesehen werden. Der vorliegende Beitrag liefert einen Überblick über die wesentlichen Begriffe, Inhalte und Anforderungen für ein PMS. Zudem wurde mit dem SPMM ein ganzheitlicher Ansatz vorgestellt, der als Modell für die Implementierung in Unternehmen angesehen werden kann. Um die Wirksamkeit von PMS besser zu verstehen, wurde mit der empirischen Analyse von Schläfke 2012 gezeigt, wie sich der Einfluss der Ausgestaltung und der Nutzung von PMS auf die Entscheidungsqualität und damit auf den Erfolg von Unternehmen auswirken kann.

Angesichts der dargestellten Probleme und Herausforderungen muss die Controllingforschung weitere Anstrengungen unternehmen, um die kausalen Zusammenhänge eines PMS und dessen Auswirkung auf den Erfolg eines Unternehmens weiter zu untersuchen, zu verstehen und zu erklären. In Abbildung 7 ist ein möglicher Bezugsrahmen für derartige Untersuchungen dargestellt, um im Rahmen eines Strukturgleichungsmodells die Auswirkungen auf die Erfolgserzielung zu erforschen. Der Bezugsrahmen besteht aus den Elementen Einflussfaktoren auf das PMS, Gestaltungsparameter für ein PMS und dem Ziel und/oder dem Erfolg einer Organisation.

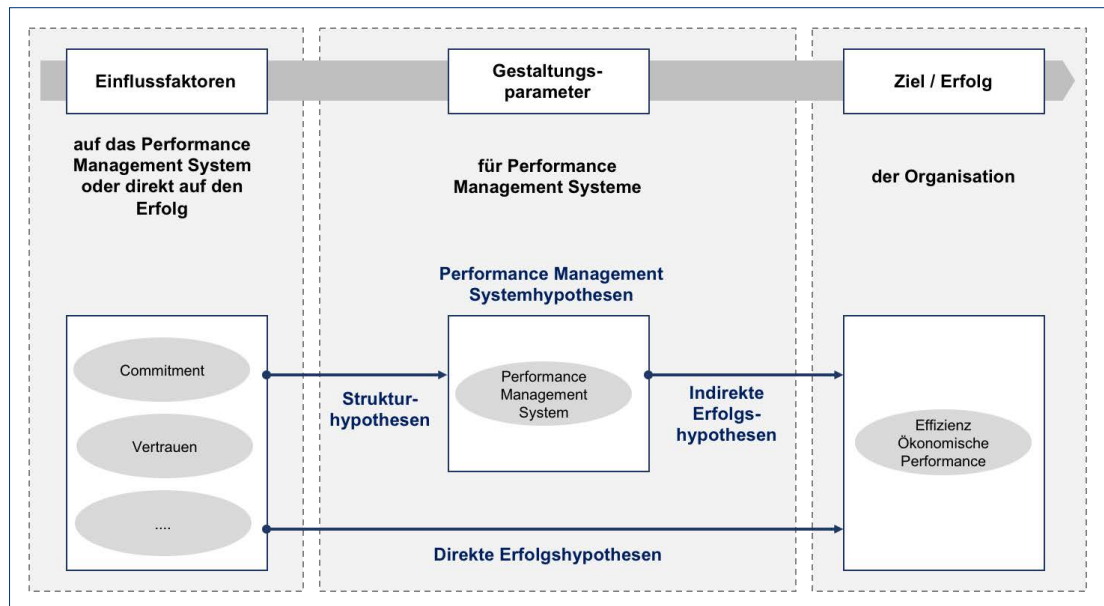


Abbildung 7: Bezugsrahmen für die Untersuchung
(eigene Darstellung in enger Anlehnung an Möller 2006: 1054)

Auf Basis dieses Ansatzes können vier Basishypothesen abgeleitet und untersucht werden:¹

- Strukturhypothesen, um die Auswirkung der Einflussfaktoren auf die Gestaltung des PMS zu untersuchen.
- Performance Management Systemhypothesen, um aufzuzeigen, welche Zusammenhänge innerhalb eines PMS bestehen.
- Direkte Erfolgshypothesen zur Untersuchung, welche Einflussfaktoren sich möglicherweise direkt auf den Erfolg auswirken.
- Indirekte Erfolgshypothesen hinsichtlich der Erforschung der Zusammenhänge, die zwischen einem PMS und dem Erfolg bestehen.

Solche Untersuchungen können dazu beitragen, die Ursache-Wirkungs-Beziehungen zu verstehen und einen Beitrag zur Entwicklung von Richtlinien für die Ausgestaltung von PMS zu leisten. Zusätzlich zu der Frage, wie ein PMS ausgestaltet werden sollte, ist der Prozess der Einführung, Überprüfung und kontinuierlichen Entwicklung eines PMS von entscheidender Bedeutung, um langfristig Nutzen zu generieren. Auch in diese Richtung sollten weitere Untersuchungen durchgeführt werden.

¹ Möller hat sich 2006 mit der Frage befasst, wie ein Managementkonzept für Unternehmensnetzwerke konzipiert und untersucht werden kann (vgl. Möller 2006: 1052 ff.). Der grundlegende Aufbau der Untersuchung von Möller könnte als Basis, für die Entwicklung empirischer Analysen zur Weiterentwicklung von PMS dienen.

7. LITERATURVERZEICHNIS

- Bourne, M.; Neely, A.; Platts, K.; Mills, J. (2002): The Success and Failure of Performance Measurement Initiatives, in: *International Journal of Operations & Production Management*, 22. Jg., Heft 11, S. 1288 – 1310.
- Brudan, A. (2010): Rediscovering performance management: systems, learning and integration, in: *Measuring Business Excellence*, 14. Jg., Heft 1, S. 109 – 123.
- Deutsches Institut für Normung e.V. (DIN) (Hrsg.) (2009): DIN SPEC 1086:2009-04, Qualitätsstandards im Controlling, Berlin.
- Drucker, P. F. (1977): *People and Performance: The Best of Peter Drucker on Management*, New York: Harper & Row, ISBN 0-06-166400-6.
- Evans, J. R. (2004): An exploratory study of performance measurement systems and relationships with performance results, in: *Journal of Operations Management*, 22. Jg., Heft 3, S. 219 – 232.
- Ferreira, A.; Otley, D. (2009): The design and use of performance management systems: An extended framework for analysis, in: *Management Accounting Research*, 20. Jg., Heft 4, S. 263 – 282.
- Graf N., Lowiec D. (2017): Synergetische Führung – Führen von Teams in der VUCA-Welt, in: Niermann P.F.-J.; Schmutte A.M. (Hrsg.): *Managemententscheidungen*, Springer Gabler, Wiesbaden, S. 183 – 194.
- Hall, M. (2008): The effect of comprehensive performance measurement systems on role clarity, psychological empowerment and managerial performance, in: *Accounting, Organizations and Society*, 33. Jg., Heft 2-3, S. 141 – 163.
- Horváth, P. (2011): *Controlling*, München, Vahlen.
- International Group of Controlling (IGC) (Hrsg.) (2011): *Controlling-Prozessmodell. Ein Leitfaden für die Beschreibung und Gestaltung von Controlling-Prozessen*, Freiburg [u. a.].
- Jetter, W. (2004): *Performance Management – Strategien umsetzen, Ziele realisieren und Mitarbeiter fördern*, Stuttgart, Schäfer-Poeschel.
- Kaack, J. (2012): *Performance Measurement für die Unternehmenssicherheit: Entwurf eines Kennzahlen- und Indikatorensystems und die prozessorientierte Implementierung*, Wiesbaden, Springer Gabler.
- Kleindienst, B. (2017): *Performance Measurement und Management. Gestaltung und Einführung von Kennzahlen- und Steuerungssystemen*, Wiesbaden, Springer Gabler.
- Lebas, M. J. (1995): Performance measurement and performance management, in: *International Journal of Production Economics*, 41. Jg., Heft 1-3, S. 23 – 25.
- Möller, K. (2006): Unternehmensnetzwerke und Erfolg – Eine empirische Analyse von Einfluss- und Gestaltungsfaktoren, in: *Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung* 58. Jg., S. 1051 – 1076.
- Möller, K.; Janssen, S. (2009): Performance Measurement von Produktinnovationen – Konzepte, Instrumente und Kennzahlen des Innovationscontrollings, in: *Controlling – Zeitschrift für erfolgsorientierte Unternehmensführung*, 21. Jg., Heft 2, S. 89 – 96.
- Möller, K.; Wirnsperger, F.; Gackstatter, T. (2015): Performance Management – Konzept, Erfahrungen und Ausgestaltung einer neuen Disziplin, in: *Controlling – Zeitschrift für erfolgsorientierte Unternehmensführung*, München, 27. Jg., Heft 2. S. 74 – 80.
- Mouritsen, J. (2004): Measuring and Intervening: How do we theorise intellectual capital management, in: *Journal of Intellectual Capital*, 5. Jg. (2004), Heft 2, S. 257 – 267.
- Neely, A. D. (2005): The evolution of performance measurement research: Developments in the last decade and a research agenda for the next, in: *International Journal of Operations & Production Management*, 25. Jg., Heft 12, S. 1264 – 1277.
- Neely, A.; Gregory, M.; Platts, K. (1995): Performance measurement system design: A literature review and research agenda, in: *International Journal of Operations & Production Management*, Jg. 15, Nr. 4, S. 80 – 116.

- Schläfke, M.I. (2012): Unternehmenssteuerung mit Performance Management Systemen – Empirische Analyse der Ausgestaltung und Nutzung von Systemen zur Leistungsmessung und -steuerung CUVILLIER VERLAG, Göttingen.
- Wall, F. (2008): Controlling zwischen Entscheidungs- und Verhaltenssteuerungsfunktion. Konzeptionelle Gemeinsamkeiten und Unterschiede innerhalb des Fachs, in: Die Betriebswirtschaft, 68. Jg., Nr. 4, S. 463 – 482.



MOMENTARY MOTIVATION IN CUSTOMER DECISION-MAKING AS POTENTIAL REPLACEMENT FOR TRADITIONAL CUSTOMER SEGMENTATION

Nils-Carsten Huber
IBM Global Center of Competence for Digital Business Strategy

David Scheffer, Isabel Pérez-Cano
NORDAKADEMIE

Abstract: This article deals with why and how brand leaders, marketers and their technology providers should challenge their practices of customer segmentation. It presents a new framework and design flow that guides how to use data and implicit personality tests as the key to achieve a new way to predict customer decision-making and create customer-centricity.

Keywords: momentary motivation, customer decision-making, implicit personality testing, NLP

1. INTRODUCTION

This article pursues the objective of introducing the concept of Momentary Motivation as an alternative to the current practices of customer segmentation. First, we open use case journeys of products and services to a broader market that is not ex-ante and limited by stereotyped assumptions. These assumptions result from customer segmentations, which are solely built in a static way out of socioeconomic, demographic, account and transactional behaviour based data. Second, we focus on understanding real-time the true psychological motivation drivers of customers and personalizing the marketing message as has been outlined by Scheffer and Manke (2017). The hypothesis to discuss in this paper is that a new maturity level of real-time discovery and prediction of customer preferences is achievable, desirable and already knocking at the door.

Nils-Carsten Huber is Global Senior Manager at IBM and member of IBM's global Competence Center for Digital Business Strategy. He was leading the partnership between Apple and IBM for IBM's Business Analytics and Strategy Service Line across Europe as well as the Innovation Strategy Consulting practice. He is a certified banker, graduated as savings bank economist, holds a postgraduate diploma in management and a Master of Business Administration degree from OUBS.

Prof. Dr. David Scheffer, Professor for Personnel Management and Head of the M. Sc. in Business Psychology at the University of Applied Sciences NORDAKADEMIE, obtained his PhD from the University of Osnabrück under the supervision of Prof. Dr. Kuhl. After working as associate researcher in the Chair of Personnel and Organizational Psychology at the University Helmut-Schmidt, Hamburg, he became partner and scientific advisor in the consulting firm fbt. Prof. Scheffer's research interest are the impact of implicit personality systems in professional life as well as in consumer's behaviour. E-Mail: david.scheffer@nordakademie.de.

Isabel Pérez Cano holds academic degrees in Neuropsychology and Education, Applied Linguistics and Foreign Languages Teaching from universities in Spain, UK and Germany. Her work at the NORDAKADEMIE deals with suitability diagnostics, applied intercultural psychology and intercultural management.

IBM®, the IBM logo, ibm.com®, Watson™ are registered trademarks or trademarks of International Business Machines Corporation in the United States and/or other countries. Other mentioned company, product and services names may be trademarks or service marks of others. A current list of IBM trademarks is available on the web at "Copyright and trademark information" at: ibm.com/legal/copytrade.shtml.

2. BETWEEN DISCONNECT AND BUSINESS CASE

Marketers around the world and across industries realize every day that customer sophistication is on the rise: with an average of 8 seconds attention span, the research related to the buying process involves at least 10 pieces of marketing content, and before a sales representative is requested, the buying process is completed up to 60% (Cosentino 2016). At the same time, customer interaction happens during multi-channel respectively multi-event journeys (Maechler, Neher & Park 2016) and not just at touchpoints. Almost 90% of marketers agree that personalizing the customer experience is critical to their success, whereas nearly 80% of consumers say that brands do not understand them as individuals. At the same time, there is a huge gap between executive perceptions and true self-awareness as only 54% of executives rate their ability to act on insights derived from customer data as "poor" or "very poor" (IBM & Econsultancy 2015). Where does this executive tendency to see their own organizations' contributions to customer experience through rose-coloured glasses come from?

Looking into real-life practices, even of those who consider themselves leading edge, leave you with some serious questions: What is 'personalized Marketing' if the only effect you are creating is making somebody 'feel as if being personally addressed'? Creating a feeling as if the customer was addressed personally is not the same as addressing the customer personally, it is actually fake. Is 1:1 marketing just a matter of technology features (Tantry 2016)? Is it sufficient to assume you understand the person because you have insight into the web and social media behaviour to draw conclusions on the person you are targeting? Is it helpful to buy some account-based marketing software and assuming user search queries give you access to the customer's context? What does geo-targeting help if you are unclear about personal preferences or have only past transactions as proxy for preferences?

The company International Data Corporation (IDC) predicts that organizations that analyse relevant data and deliver actionable information will achieve an extra \$ 430 billion in productivity gains over less analytically oriented peers by 2020 (Vesset, Olofson, Nadkarni, McDonough & Schubmehl 2015). The economic motivation for executives to analyse customer data should be clear. Whether a company strives to convince new customers to buy a product or service, i.e., customer acquisition, whether to reduce the number of customer defections, so called customer retention, or to cross- and up-sell, i.e., to increase the footprint and convince customers to buy higher-end or complementary products and services. There is always a business case behind building and improving the enterprise capabilities to do something meaningful with the data that customers and enterprise processes create continuously.

3. DATA AND EVER MORE DATA BUT STILL A DISCONNECT

Van den Driest, Sthanunathan and Weed (2016) describe how to build an "insights engine", highlight how operational marketing skill has become table stakes and highlight the role of "customer centricity". However, customer centricity is not already created by engineering a "single source of truth" in data management, and by a focus on the collection of buying and usage of patterns. If only transactional activity gets measured, the focus is on results not on the understanding of motivation. True customer centricity and understanding is based on relationship and empathy in any moment.

The understanding of individual motivation and the real experience in every new context is what our advanced analytics ambition need to target if we want to predict customer decision-making behaviour. Hence, additional types of data have to be collected and analysed in order to get really close to customer centricity. Analysing the emotional content captured in social media and in conversations with the client is a very good first step. The much lauded and award-winning “Love at first Taste” (MullenLowe Group 2016) campaign of Unilever’s Knorr brand even got one step further and used market research results to analyse the psychology behind “flavour personalities” (IBM n.d.).

A positive brand experience today should be founded on recognizing and responding to each customer as a segment of one, i.e. understanding what an individual in a particular moment and context perceives as positive. Though most brands have already shifted from organizing campaigns and optimizing touchpoints to orchestrating customer journeys, we can still see that many of these journeys are being built, operationally executed and maintained based on representative users, i.e. on static and coarse-grained segmentations of historic data. Moreover, in many cases they do not have means of integrating individual feedback appropriately to iterate design choices. Consequently, we can also see that very often experience design does not fit with customer expectations.

A recent study (Berman, Goff & Baird 2017) reveals that more than two third of retail and consumer product brands are only offering generic marketing messages and even do not create environments where they can start to learn about preferences of their customers. The IBM 2017 Customer Experience Index study shows that 70% of the 507 brands surveyed in 25 countries restrict customer contributions to their personal profile/preference centre and only 2% offer self-service facilities for customers to provide additional data that can be leveraged to adapt the experience to their individual preferences. Overall, only 3.4% of brands can be considered as being leaders in creating good customer experience while more than 50% are falling or even lagging behind. Even worse, while companies invest ever more into digitization initiatives, there is a big disconnect between executive decision-makers and customers when it comes to understanding the motivation of customers to try digital customer experience applications. Executives have misunderstood why consumers would be willing to try businesses’ digital customer experience applications and executives have underestimated the role generational differences play in consumer adoption of companies’ digital CX applications. As a result, many customers were disappointed with their initial experiences in using companies’ digital CX applications.

The big questions are why companies are so slow in adapting to the changing customers’ needs and where this big disconnect between executive world view and customer experience reality does come from.

4. THE HYPOTHESIS: UNDERLYING CONCEPTUAL THINKING NEEDS TO CHANGE RADICALLY

The hypothesis for this discussion paper is that slowness and inflexibility in marketing, product and service design, sales, and service result from sticking to a possibly outdated marketing concept and resulting practices: Customer Segmentation. This needs to be replaced by insights into individual ‘Momentary Motivation’. This concept is alike what good sales people have always done in the very moments of selling: they select relevant information about the context of the customer, his/her actual needs, his/her socio-economic role and personality. After having gathered this information about the customer they compute a holistic view of the motivation of the customer that is valid in this moment and calibrate their actions accordingly (Scheffer, Binckebanck & Eisermann 2016).

Marketing practices in Fast Moving Consumer Goods (FMCG) are still far away from this kind of practice as the business process benchmarking data analysis in 2017 shows (Huber 2018). In order to drive insights into response patterns, only less than 5% of the companies use advanced multidimensional segmentation to identify customer value based on real-time self-adjusting algorithms. The majority (53%) of FMCG-companies, however, let business units develop segmentation models and simple patterns of behaviour based on account history and demographics.

4.1 Growing data ignored by obsolete segmentation practices

In times of ever growing amounts of data and a continuously improving ability to make intelligent use of them at speed and scale, the arguments for sticking to static and coarse-grained segmentations, target group milieus and other socio-cultural interpretations in customer acquisition, customer retention and market activation appear worn out.

The explanatory value of segmentation for predicting concrete customer decision-making is averaged out and therefore only limited if at all. Norman (2013) highlighted the problem with averages in the context of product design “average a left-hander with a right-hander and what do you get?” You can generalise and transfer this metaphor to customer segments.

Moreover, segmentations cannot cope with ever accelerating dynamics in societal and technological developments and they are conceptually not able to grasp the notion of the moment, which is essential to understand customer context. Current segmentation concepts do not create results that can be easily shared across ecosystems, especially not if they are being built predominantly from transactional account or product usage history. Moreover, most, if not all, of the currently available segmentation concepts, bound target groups to panel research and explicit questionnaire based, pre-defined static segments, which limits the market opportunity scope, compared to dynamic, behaviour based implicit real-life observations.

4.2 Old decision-making theories are obsolete

Psychology and neuroscience have revealed that human decision-making is not that rational like marketers around the world have been teaching since the 1960s. Just to mention some relevant models, the Theory of Reasoned Action (TRC) by Fishbein and Ajzen from 1975 or the Engel-Kollat-Blackwell Model (EKB), which depicts that probably 95% of all cognition, all the thinking that drives our decisions and behaviours, occurs unconsciously – and that includes consumer decisions (Zaltman 2003).

Waytz and Mason (2013) highlighted that the mechanism in the brain regarding situations, past decisions, and persons is a ‘tagging’ mechanism in terms of emotional significance. When a human brain computes comparable experiences later only the tags are being accessed as a kind of shortcut that creates feelings. This leads to the discovery that feelings inform thoughts and not vice versa. Affects precede cognition.

From neuroscience we also have models of the process of taking conscious voluntary decisions and how long the time span is to realise that you are taking a decision and prepare your acting accordingly. According to Brass, Haynes, Heinze and Soon (2008: 545) unconscious brain activity influences a decision for up to ten seconds before it reaches awareness.

Hence, you can argue that a true understanding of a customer context and the ability to predict decision-making cannot be limited to transactional, social or demographic data and events but is being driven by insights into emotions and implicit psychometric measures.

5. THE CONSEQUENCE: IMPLICIT MEASURES OF PERSONALITY

Acknowledging psychometric differences measured implicitly means that you are willing to accept the parallel existence of a number of ways to see or perceive the world in terms of how we gather information, how we relate to this information and to others, how we prioritize and how we make decisions.

This is all independent from our demographic, economic or social profile. Let us assume for a moment that none of these traits can be assessed as desirable or undesirable because this is often a theoretical ambition due to the cultural and educational context. We can see and assess different personalities, cognitive styles and associated cognitive biases or use heuristics associated with different psychological preferences. Accordingly, generic and product-centric marketing messages will be, on the one hand, without profile and irrelevant for most of the potential buyers (Scheffer & Manke 2017; Zaltman 2003).

5.1 Implicit and explicit measure instruments

In marketing, the current research methods based on self-reports, gathering the data with questionnaires, interviews, etc. have a number of well-known limitations: the halo effect, the wording may bias the responses, the testees answer dishonestly, the answers are biased to be socially desirable, etc. Moreover or precisely for these reasons, they are not good at predicting consumer behaviour (Schoen & Crilly 2012: 2).

The explicit questionnaires are based on direct questions about specific individual behaviour of the testee, they are “an explicit self-report about the conscious beliefs about one’s own personality” (Scheffer, Eisermann, Tissen-Diabaté, Germar, Mikoleit & Boecker 2016: 13). People tend to answer explicit questions biased by the overall concept they have built over time about themselves and their desired relation to others, through cultural context, education, peers and interestingly through the influence of marketing messages, “being a loyal fan of the brand reassures them that they are succeeding in being a certain kind of person.” (Jutkowitz 2015).

Experimental and applied psychology present evidence that “the strong reliance on respondent measures like self-reports has been a great problem in many fields (...)” (Scheffer 2017: 269) and a number of instruments to measure implicitly attitudes, personality and motives have been developed. These tools are based on visual input and participants respond to the stimuli using a keyboard or other input device (Schoen & Crilly 2012:2). The hope is that “implicit measurement techniques may overcome some of the problematic elements of traditional self-report measures of attitudes” (Schoen & Crilly 2012:2). In marketing surveys, we need to add the constraint that the tests consist of a scale of questions that make them impractical to use in a real-time marketing context. Besides, the users of such tests hardly share the results with brands.

More to add to the point to use implicit tests to assess consumer personality, are the cross-cultural aspects. Tests which assess explicitly personality traits such as the Five-Factor Model (FFM) also called Big Five Inventory (McCrae 2002) shows the problem whether the scales are equivalent across cultures or not (Schmitt, Allik, McCrae & Benet-Martínez 2007: 175), i.e., whether the tests are testing the same traits across cultures. Besides, although it has been proven that the FFM assesses universal personality factors, the proposition that “these five factors are universal does not necessarily mean that there are not also additional personality factors specific to individual cultures (...) they may not all be equally important in every culture” (McCrae 2002:4).

Apart from the methodological problems of explicitly testing personality traits, when potential buyers take the test, they might give culturally desirable answers to fit into the most desirable or common way to behave in their culture. It has been found out that the distribution of the traits Extraversion and Agreeableness is lower in East Asian countries than in other world regions (Schmitt, Allik, McCrae & Benet-Martínez, 2007: 197). Therefore, these potential buyers might answer the test to fulfil these cultural expectations and might not give an insight into their individual motives and their personality. For marketers these findings do have implications such as to avoid jumping to stereotyped conclusions about their international potential customers, which would limit market opportunities.

In the last decades a number of instruments to implicit measurement of personality have been investigated and continuously developed. The interesting variety of today's workarounds to avoid explicit questionnaires includes visual tests and semantic analytics to understand personal preferences.

5.2 ViQ Personality test

Frequently included in the offerings of human resource consultancies and headhunters, you find a purely visual questionnaire (ViQ®) that is based on the Neuropsychological Implicit Personality System approach (NeuroIPS®) developed by David Scheffer. According to Scheffer (2016: 2), the ViQ reveals "how a person processes collative factors, complexity, predictability and rationality". This is achieved by measuring responses to visual stimuli, which are processed in areas of the brain also responsible for non-cognitive decision-making.

This 5-minute test promises to reveal the implicit personality structure of the person completing the test. Depending on how the viewer perceives visual symbols, the ViQ® identifies fundamental behavioural patterns and personality traits. "We are what we see" (Scheffer & Manke 2017). The ViQ® makes use of this phenomenon, as it links these implicit processes via an analysis of our perception to our decision-making and ultimate behaviour (Scheffer & Manke 2017). Its effective use in neuro marketing was proved in a series of studies with renowned market research institutes, such as GfK, TNS Infratest and ACNielsen and has been included in marketing tools like newsletters from OTTO Group (Optivo 2012).

5.3 Natural Language Processing

DeepQA systems, one of the underlying technologies behind IBM's Watson™ can extract syntactic knowledge and its implied semantics from documents (Fan, Kalyanpur, Gondek & Ferrucci 2012). They can parse text to provide linguistic analyses of questions and content in order to find and hypothesize answers (McCord, Murdock, Boguraev 2012). To identify and separate different facts in nested sentences, they are able to decompose and re-write text based on machine learning and heuristic selection strategies (Kalyanpur, Patwardhan, Boguraev, Lally & Chu-Carroll 2012). As natural language often contains hidden associations and implicit relationships, recursive spreading-activation algorithms help these DeepQA systems to bridge missing-link questions and potential or candidate answers and understand intention behind a text (Chu-Carroll, Brown, Lally & Murdock 2012).

This is what enables the core of today's Natural Language Processing (NLP). Combined with dialogue capabilities that go beyond 'one-question-one-answer' talks, it detects and interprets emotions, social tendencies, and language styles. We can have real conversations with machines, so-called bots or virtual agents.

Speech-to-text and text-to-speech has really advanced and listening to such a virtual agent does not bring back any more memories of Lyman Frank Baum's tin man. Even more intriguing are the Watson Personality Insights that use "linguistic analytics to infer individuals' personality characteristics, including Big Five, Needs, and Values, from digital communications such as email, blogs, tweets, and forum posts." (IBM n.d.). Deriving insights from social media, enterprise data and other digital communication, the future for marketers would be a bright one: you press a button and you know what kind of communication is more suitable to turn your customers into advocates. You do this by inferring people's personality, emotions, and communication tone characteristics and linking these with the available contextual and transactional data. That would create a new level of 360° customer insight and personal relationship. Analysts like IDC see very good opportunities for such technology in commercial communication (Girard 2016).

There is a number of providers in the market that support brands with so-called micro targeting based on behavioural science and big data. One particular provider made it into the news even in Europe when media repeatedly quoted an article from the Swiss publication *Das Magazin* that statisticians and big data would have contributed to Donald Trump's election for President of the United States (Grassegger & Krogerus 2016). Independent of the recent discussion around data privacy, unlawful use of private data (e.g. Cambridge Analytica (CA)) and the role of those who collect data (e.g. Facebook) and also independent of the question if the above highlighted "result" is true or not, the data-driven marketing services provided by companies alike demonstrate very well two things: there are companies, entrepreneurs and investors out there who believe that data can help to understand and even drive behaviours, and that you can earn money with it. Yet, even CA offered "audience segmentation" services to profile customer universes. (Cambridge Analytica n.d.)

However, independently from any access to most advanced algorithms, AI and machine learning, we should always bear in mind that any clumsy approach to data, no matter with which technology, will create undifferentiated results. It is therefore also essential that we keep an eye on what AI, machine learning and automated process robotics are doing with our data. Especially, how historically grown skews influence results of predictive and prescriptive analytics, which might lead to contradictions with our ambitions for the future regarding gender equality, anti-discrimination, fight against poverty or other societal or ethical ambitions that are not yet reality. Nobody needs to go as far as a recent article of *The Telegraph* (Bodkin 2017) to call AI robots sexist and racist. Nevertheless, being more in control of how AI and machine learning create insights and the wisdom of the future for us and how we train or even educate them, should be on the task list of everybody concerned with data. Artificial Intelligence (AI), Cognitive and Big Data are not just a disciplines important for data scientists but at least as relevant for ethicists and philosophers, not just for general, high-flying theories, but for the practical work within the algorithm training projects. Moreover, political factors like missing national and international regulations governing AI, uncontrolled advances in military use, and general risk of loss of control, makes AI a field full of opportunities but also risks (Meek, Barham, Beltaif, Kaadoor & Akhter 2016). We need to make sure that marketers strive for ethically proper relationships with customers and always bear in mind David Ogilvy's statement "the consumer isn't a moron" (Ogilvy 2013).

6. THE POTENTIAL SOLUTION

The consequence of the Momentary Motivation hypothesis for the future prediction of customer decision-making is, that brands have to leave the shore of an approach centred in transactional product or service, backed by static target groups and reinforced by the concept of segments and move to effective market segmentation. It is recommended a leading cloud-based CRM software provider to target customers purposefully by reaching a high number of potential customers and then make every targeted customer feel as if they were addressed personally (Leung 2017).

In the future, we believe, you do not just create the illusion of personal marketing but you do personal marketing. You do it through contextual data that leverage the power of mobility, not as a channel but as the glue that holds together the physical and the digital world, through automation, and through real-time cognitive analytics that includes knowledge about the psychometric measurements of your customers – yes, of every single individual, streaming in (near-) real-time. However, next to proper data management practices in line with the European GDPR, you need to challenge the concept of customer segmentation in its entirety. This will lead you eventually to the thinking of segmenting moments, not humans.

This way, you can focus on three things. First, detecting the moment of interest, second, real-time prediction of the individual personality traits and psychometric preferences. Last, instantaneously removing time, resource, or relationship constraints off your individual to create a superior experience and back up the Momentary Motivation of customers making a decision in favour of your brand, your products, or your services.

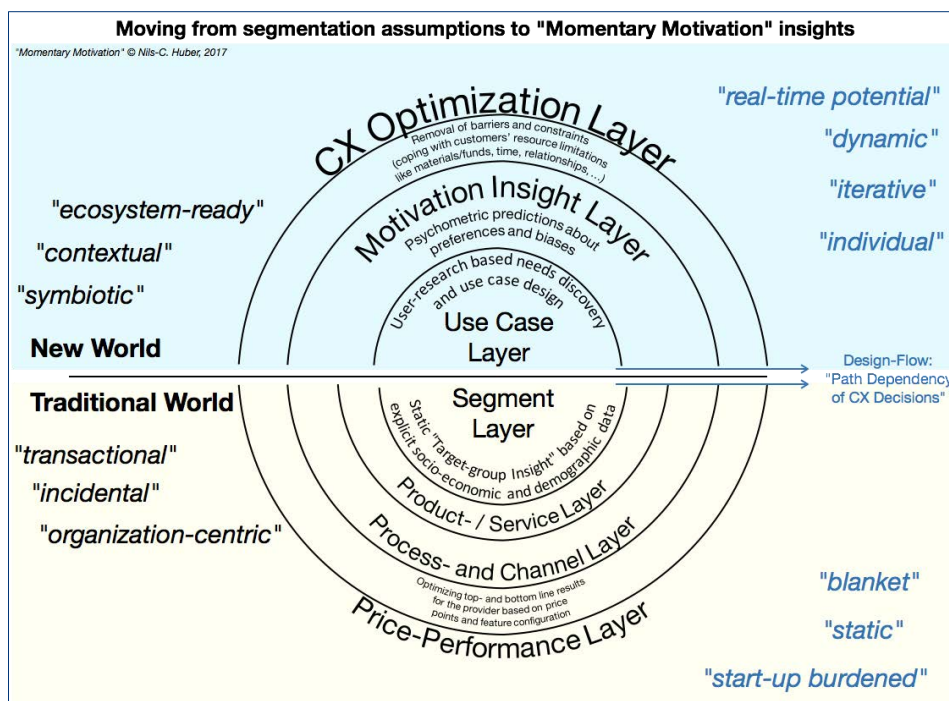


Figure 1: Moving from segmentation to Momentary Motivation (Huber 2018)

In consequence, current design thinking practices would have to reorder the sequence of activities, especially resulting in postponing the creation of persona(s) and related tasks. That means, you first deconstruct products, appliances and services into the moment when they are used or consumed to identify the 'persona-independent needs discovery points'. There is a number of influencing factors for customer preferences that are not tied to demographic, socio-economic or individual psychometric results but are rather linked to the use case itself.

Accordingly, the first stage of product and service design would be based on 'minimal viable factors' that are unbiased from segment or target group assumptions. In the second stage, basic use case design would then lead to modified components according to general psychological archetypes and related preferences, i.e. use case derivatives.

For quite a while, the huge variety of external data sources has been identified to be able to help a modern company to understand more about the context a particular client is in: Data extracted from social media, geospatial data, or weather data (IBM Corporation 2011) to name a few. With little more effort, companies could likewise understand now deeply rooted preferences of their personality to select and provide those components that fit to personality and context.

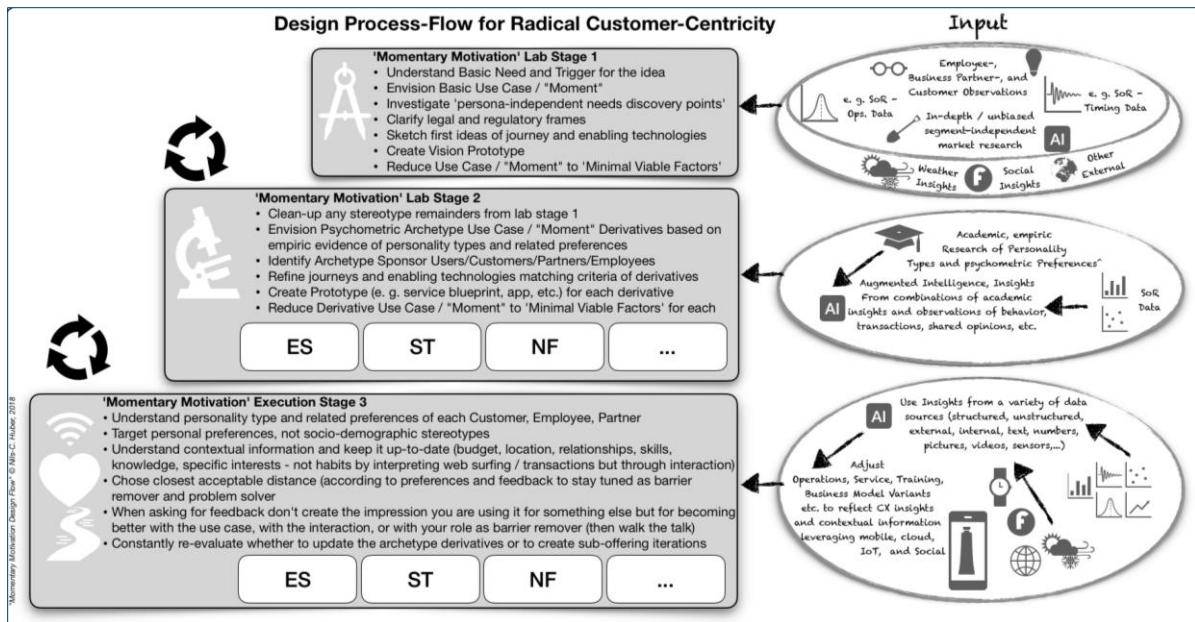


Figure 2: Design Process-Flow for Radical Customer-Centricity (Huber 2018)

This way, focusing thirdly on assuming the role of a *barrier remover* and *problem solver* enables your product and services design to select the right derivative as an offer to an individual and to create unique business models for targeted moments with a perfect fit for the individual context instead of designing 'pre-configured' features and functions of products and productised services out of context.

In contrast, this is what actually happened traditionally in extremely simplified terms: the products and services have been designed for and based on assumptions associated with a particular market segment. Not always, characteristics of these segments would have been updated appropriately and frequently. Therefore, any association of potential customers and consumers to a particular segment was, if at all, only close to an average of reality. Designed products and services, processes and access channels had to be prepared to provide these products and services to the customer or consumer instead of seing them as integral part of the use case.

One important point to mention for the better understanding of the concept of Momentary Motivation is that you need to distinguish contextual information that relates to the use case and the contextual data that relate to human decision-making. For this, a strong and tested theory about the connections and dynamics of personality systems and context interaction is needed. The PSI theory of Kuhl (Kuhl & Kazen 2008; Scheffer & Heckhausen 2010; Scheffer & Kuhl 2008) is more suitable than popular models like the *Big Five* because it is the only theory so far which states testable hypotheses about the relationships between context, needs, personality systems and conscious self concept and how these variables interact to form Momentary Motivation.

7. BIBLIOGRAPHY

Berman, S.; Goff, J.; Baird, C. (2017): The experience revolution. Digital disappointment - why some customers aren't fans, in: IBM Institute for Business Value, retrieved from: <https://www-01.ibm.com/common/ssi/cgi-bin/ssialias?htmlfid=GBE03819USEN&> accessed 27.03.2018.

Bodkin, H. (2017): AI Robots are sexist and racist, experts warn, in: The Telegraph, 24.08.2017, retrieved from: <https://www.telegraph.co.uk/news/2017/08/24/ai-robots-sexist-racist-experts-warn/> accessed 04.04.2018.

- Brass, M.; Haynes, J.-D.; Heinze, H.-J.; Soon, C. S. (2008): Unconscious determinants of free decisions in the human brain, in: *Nature neuroscience*, Vol. 11, No. 5, pp. 543 – 545.
DOI: 10.1038/nn.2112.
- Cambridge Analytica, retrieved from: <https://cambridgeanalytica.org/> accessed 04.04.2018.
- Chu-Carroll, J.; Brown, E. W.; Lally, A.; Murdock, J. W. (2012): Identifying implicit relationships, in: *IBM Journal of Research & Development* Vol. 56, No. 3.4, pp. 12:1 – 12:10.
DOI: 10.1147/JRD.2012.2188154.
- Cosentino, J. (2016): IBM Commerce-Watson Marketing, IBM.
- Fan, J.; Kalyanpur, A.; Gondek, D. C.; Ferrucci, D. A. (2012): Automatic knowledge extraction from documents, in: *Journal of Research & Development*, Vol. 56, No. 3.4, pp. 5:1 – 5:10.
DOI: 10.1147/JRD.2012.2186519.
- Girard, G. (2016): Perspective: Watson Personality Insights in action — Its read on presidential candidates' personalities, in: IDC, retrieved from: <https://www.idc.com> accessed 04.04.2018.
- Glass, S.; Haller, K. (2017): Customer expectations outstrip brands' capabilities to deliver the optimal shopping experience. IBM 2017 Customer Experience Index (CEI) Study, in: IBM Institute for Business Value, retrieved from: <https://www-01.ibm.com/common/ssi/cgi-bin/ssialias?htmlfid=GBE03818USEN&>.
- Grassegger, H.; Krogerus, M. (2016): Ich habe nur gezeigt, dass es die Bombe gibt, in: *Das Magazin* 48, 03.12.2016, retrieved from: <https://www.dasmagazin.ch/2016/12/03/ich-habe-nur-gezeigt-dass-es-die-bombe-gibt/?reduced=true> accessed 04.04.2018.
- Huber, N.-C. (2018): Stop Segmenting Humans, Start Segmenting Moments! Why customer segmentation might soon be seen as an outdated marketing practice in a digital world, Berlin, epubli.
- IBM (n.d.): Knorr: Love at first taste, retrieved from: <https://www-935.ibm.com/services/ibmix/case-studies/knorr.html> accessed 27.03.2018.
- IBM (n.d.): Watson Personality Insight, retrieved from: <https://www.ibm.com/watson/services/personality-insights/> accessed 04.04.2018.
- IBM; Econsultancy (2015): 4 Out Of 5 Consumers Declare Brands Don't Know Them As An Individual, Armonk, NY, retrieved from: <https://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/46454.wss> accessed 27.03.2018.
- IBM Corporation (2011): Meteolytix generates precise sales forecasts for bakery branches, retrieved from: <http://presidionwp.s3-eu-west-1.amazonaws.com/wp-content/uploads/2014/09/meteolytix.pdf> accessed 04.04.2018.
- IBM/ Econsultancy (n.d.): The new marketing reality. In association with IBM Watson Marketing, retrieved from: <https://econsultancy.com/reports/the-new-marketing-reality> accessed 27.02.2018.
- Jutkowitz, A. (2015): Marketing Is Dead, and Loyalty Killed It, in: *Harvard Business Review Digital Articles*, pp. 2 – 4.
- Kalyanpur, A.; Patwardhan, S.; Boguraev, B. K.; Lally, A.; Chu-Carroll, J. (2012): Fact-based question decomposition in DeepQA, in: *IBM Journal of Research & Development*, Vol. 56, No. 3.4, pp. 13:1 – 13:11.
DOI: 10.1147/JRD.2012.2188934.
- Kuhl, J., & Kazén, M. (2008). Motivation, affect, and hemispheric Asymmetry: Power versus Affiliation, in: *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 95, No.2, pp. 456 – 469.
DOI: 10.1037/0022-3514.95.2.456
- Leung, S.(2017): Personalized Marketing Features for All the fish in the Sea, retrieved from: <https://www.salesforce.com/blog/2017/09/personalized-marketing-segmentation.html> accessed 04.04.2018.
- Maechler, N.; Neher, K.; Park, R. (2016): From touchpoints to journeys. Seeing the world as customers do, in: McKinsey&Company, retrieved from: <https://www.mckinsey.com/business-functions/marketing-and-sales/our-insights/from-touchpoints-to-journeys-seeing-the-world-as-customers-do> accessed 27.02.2018.

- McCord, M. C.; Murdock, J. W.; Boguraev, B. K. (2012): Deep parsing in Watson, in: IBM Journal of Research & Development, Vol. 56, No.3.4, pp. 3:1 – 3:15.
DOI: 10.1147/JRD.2012.2185409.
- McCrae, R. (2002): Cross-Cultural Research on the Five-Factor Model of Personality, in: Online Readings in Psychology and Culture, Vol. 4, No. 4.
DOI: 10.9707/2307-0919.1038.
- Meek, T.; Barham, H.; Beltaif, N.; Kaadoor, A.; Akhter, T. (2016): Managing the ethical and risk implications of rapid advances in artificial intelligence: A literature review, in: Portland International Conference on Management of Engineering and Technology (PICMET). Honolulu, HI, USA, 04.09.2016 - 08.09.2016: IEEE, pp. 682 – 693.
- MullenLowe Group (2016): Knorr - Love At First Taste, retrieved from: <https://www.youtube.com/watch?v=A4TtGHnbe2M&feature=youtu.be> accessed 04.04.2018.
- Norman, D. (2013): The design of everyday things, revised and expanded edition, New York, NY, Basic Books.
- Ogilvy, D. (2013): Confessions of an advertising man, David Ogilvy centenary Ed., Harpenden, Southbank Pub.
- Scheffer, D.; Eisermann, J.; Tissen-Diabaté, T.; Gemar, Ch.; Mikoleit, B.; Boecker, D. (2016): An implicit Approach in Measuring Personality Traits by the Visual Questionnaire (ViQ®). Psychometric Properties, Validation and Scope of Application, Berlin accessed 04.04.2018.
- Scheffer, D.; Binckebanck, L.; Eisermann, J. (2016): Persönlichkeitssysteme in der Vertriebspraxis nutzen, in: Sales Management Review, 25. Jg., Nr. 3, S. 12 – 21.
- Scheffer, D. & Manke, B. (2017): The Significance of Implicit Personality Systems and Implicit Testing: Perspectives From PSI Theory, in: Baumann, N.; Kazén, M.; Quirin M.; Koole, S. (Eds.): Why people do the things they do. Building on Julius Kuhl's contributions to the psychology of motivation and volition, Toronto, Hogrefe, pp. 281 – 300.
- Scheffer, D.; Heckhausen, H. (2010): Trait theories of motivation, in: Heckhausen J., Heckhausen, H. (Eds.): Motivation und Action . Second Edition, Cambridge, Cambridge University Press, pp. 42 – 86.
- Scheffer, D.; Kuhl, J. (2008): Volitionale Prozesse der Zielverfolgung (Volitional basis of goal pursuit), in: Kleinbeck U.; Schmidt K-H. (Eds.): Enzyklopädie der Psychologie, Vol. 1: Wirtschafts-, Organisations- und Arbeitspsychologie, Göttingen, Hogrefe, pp. 89 – 129.
- Schmitt, D. P.; Allik, J.; McCrae, R.R.; Benet-Martínez, V. (2007): The Geographic Distribution of Big Five Personality Traits, in: Journal of Cross-Cultural Psychology, Vol. 38, No. 2, pp. 173 – 212.
DOI: 10.1177/0022022106297299.
- Schoen, K. L.; Crilly, N. (2012): Implicit methods for testing product preference. Exploratory studies wiht the affective Simon taks, in: Brassett, J. McDonnell J. und M. Malpass (Eds.): Proceedings of 8th International Design and Emotion Conference. International Design and Emotion Conference, London, 11-14 September, Central Saint Martins College of Art & Design.
- Tantry, S. (2016): Making Personalized Marketing Work, in: Harvard Business Review Digital Articles, pp. 2 – 4.
- van den Driest, F.; Sthanunathan, S.; Weed, K. (2016): Building an Insights Engine. How Unilever got to know its customers, in: Harvard Business Review, Vol. 94, No. 9, pp. 64 – 14.
- Vesset, D.; Olofson, C. W.; Nadkarni, A. Z.; McDonough, B.; Schubmehl, D. (2015): IDC FutureScape: Worldwide Big Data and Analytics 2016 Predictions (Doc # 259835), retrieved from: <https://www.idc.com/research/viewtoc.jsp?containerId=259835> accessed 27.02.2018.
- Waytz, A.; Mason, M. (2013): Your Brain at Work, in: Harvard Business Review, Vol. 91, No. 7/8, pp. 102 – 111.
- Zaltman, G. (2003): How customers think. Essential insights into the mind of the market. Boston, Mass., Harvard Business School Press.



SCHÄTZVERFAHREN ZUR REKONSTRUKTION VON PREISKOMPONENTEN BEI GESPLITTETEN TRANSFERPREISEN UNTER BERÜCKSICHTIGUNG VON LAGERBESTÄNDEN

Ralf Eberenz
NORDAKADEMIE – Hochschule der Wirtschaft, Elmshorn
Horváth und Partners Management Consultants

Abstract: Das sogenannte Price-Splitting erlaubt die Nutzung von Transferpreiskomponenten für betriebswirtschaftliche Steuerungszwecke ohne deren steuerliche Akzeptanz zu gefährden. Seine Umsetzung kann transaktional auf Ebene der ERP-Systeme oder als nachgelagerter „Reportingansatz“ erfolgen. Letzteres erfordert eine Rekonstruktion der Transferpreiskomponenten aus dem handelsrechtlichen Wareneinsatz unter Berücksichtigung von Lagerbeständen. Der Beitrag diskutiert hierzu praktisch verwendbare Rekonstruktionsverfahren.

Keywords: Transferpreise, Steuerungskonzept, Price-Splitting, Lagerbestände

1. PRICE-SPLITTING ZUR INTEGRATION VON TRANSFERPREIS- UND STEUERUNGSSYSTEM

Zwischen dem Transferpreissystem und dem Steuerungssystem eines Konzerns bestehen vielfältige gegenseitige Abhängigkeiten (siehe Abbildung 1) und ein erhebliches Konfliktpotential (vgl. Eberenz et al. 2015: 726; Ditz et al. 2015: 2592ff). Die Einschränkungen durch die steuerlich zulässigen Transferpreismethoden (vgl. Baumhoff & Wassermeyer 2014: 315ff) verhindern häufig eine sinnvolle Nutzung von Margen und Ergebnissen als Steuerungskennzahlen, insbesondere auf der Seite der belieferten Vertriebsgesellschaften. Durch das sogenannte Price-Splitting wird dieser Konflikt gelöst. Der Transferpreis wird hierbei zwar steuerlich motiviert gesetzt, allerdings wird er in eine betriebswirtschaftliche Komponente und ein steuerliches Adjustment aufgeteilt.

Prof. Dr. Ralf Eberenz ist als Senior Advisor für die Unternehmensberatung Horváth & Partners tätig und beschäftigt sich insbesondere mit Fragen zur internationalen Konzernsteuerung und zu Transferpreisen. Er studierte und promovierte im Fach Betriebswirtschaftslehre an der Universität Hamburg. Umfassende Führungserfahrung sammelte er in den Bereichen Operations, Controlling, externes Rechnungswesen und Projektmanagement durch langjährige Tätigkeiten für die Beiersdorf AG und die tesa SE. Seit 2011 ist er Lehrbeauftragter an der NORDAKADEMIE.

E-Mail: r.eberenz@t-online.de

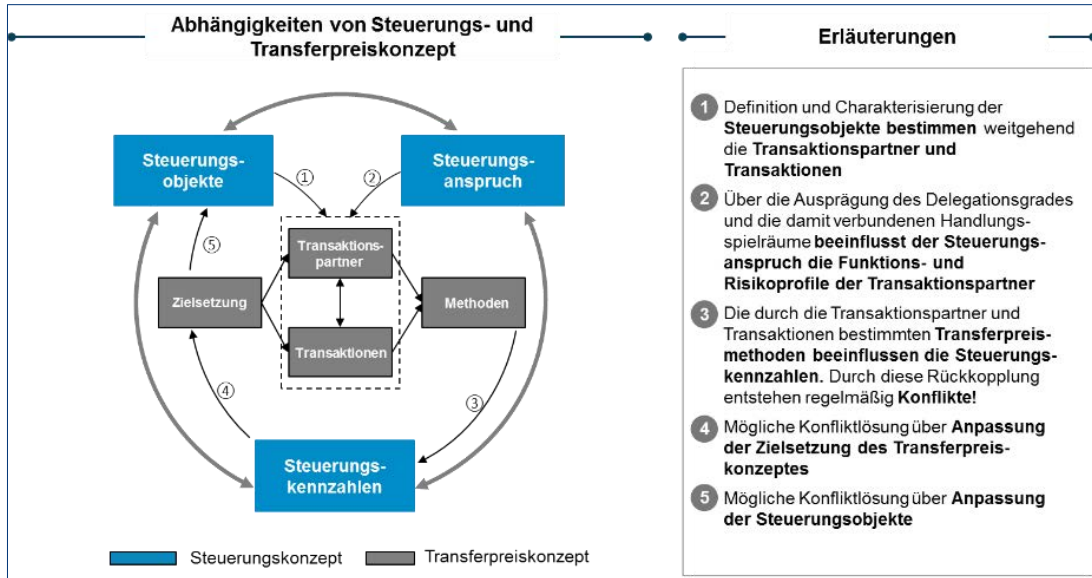


Abbildung 1: Integriertes Transferpreis- und Steuerungssystem

Das steuerliche Adjustment bildet damit lediglich die Differenz zwischen dem steuerlich akzeptierten Transferpreis und der betriebswirtschaftlichen Komponente. So kann z. B. bei Anwendung der Kostenaufschlagsmethode zur Bildung von Transferpreisen das Adjustment einem einheitlichen Gewinnaufschlag auf die Herstellkosten der gelieferten Produkte entsprechen oder bei Anwendung der geschäftsvorfallbezogenen Netto-Margen-Methode genau so gewählt werden, dass die steuerlich akzeptierte Gewinnmarge gewährleistet wird. Relevant für die Steuerung des Konzerns und damit für die Berechnung von Produktdeckungsbeiträgen, Vertriebsergebnissen usw. ist jedoch ausschließlich die betriebswirtschaftliche Komponente. Sie liefert die Grundlage für die Beurteilung des geschäftlichen Erfolges und ist die Basis aller notwendigen Erfolgsindikatoren. Abbildung 2 illustriert die Nutzung des Price-Splittings für eine integrierte Vertriebsergebnisrechnung. Mithilfe der Aufteilung des Transferpreises in dessen steuerungsrelevante und nicht-steuerungsrelevante Bestandteile verknüpft das Price-Splitting die Vorteile idealtypischer Ein- und Mehrpreissysteme (Eberenz et al. 2015: 728f.).

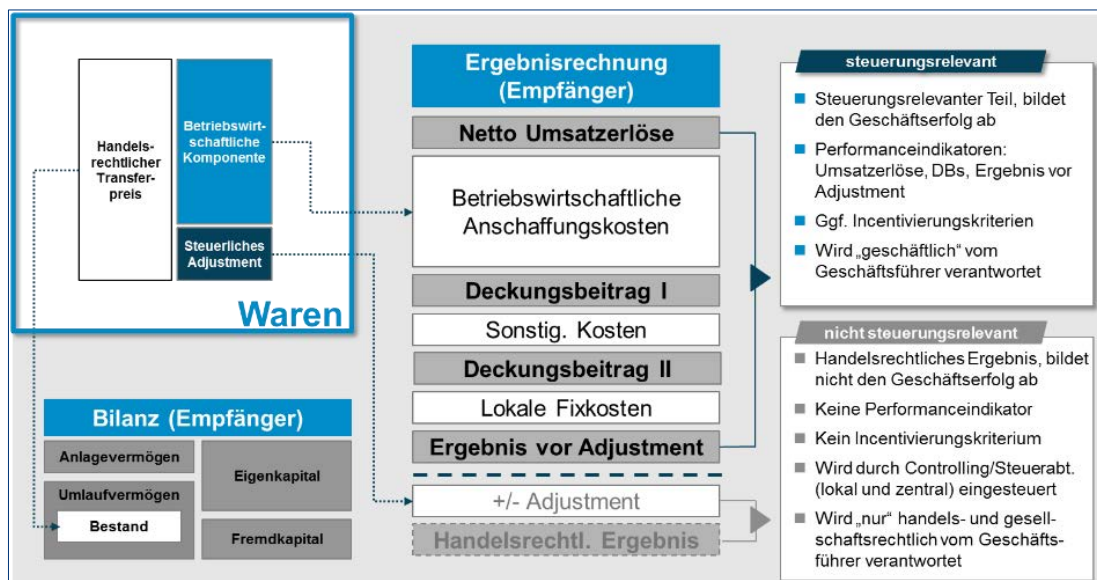


Abbildung 2: Der Price-Splitting-Ansatz

Mit der Integration des Price-Splitting-Ansatzes in die operative Unternehmenssteuerung gelingt die betriebswirtschaftlich orientierte Steuerung unter der Verwendung steuerlich motivierter Transferpreise. Die praktische Umsetzung dieses Ansatzes auf Basis von transaktionalen Verbuchungen verschiedener Wertansätze bei gesellschaftsübergreifenden Werteflüssen setzt allerdings ein konzernweit integriertes ERP-System mit den Möglichkeiten paralleler Bewertungen von Verbräuchen und Beständen voraus. Häufig sind diese Voraussetzungen jedoch nicht gegeben, weil z. B. eine heterogene IT-Landschaft mit unterschiedlichen ERP-Systemen der notwendigen Integration Grenzen setzt. In diesem Fall kann der Ansatz, mit gewissen Einschränkungen, aber immer noch auf der Auswertungs- bzw. Berichtsebene Anwendung finden. Für die Umsetzung als „Reportingansatz“ sind jedoch vereinfachende Annahmen zu treffen. Hierzu gehört auch die Abschätzung des Einflusses von Lagerbeständen auf das Price-Splitting. Im Folgenden werden hierfür praktisch anwendbare Rekonstruktionsverfahren herausgearbeitet und einer Gütebeurteilung unterzogen.

2. DIE EINDECKREICHWEITE ALS EINFLUSSFAKTOR AUF DIE BETRIEBSWIRTSCHAFTLICHE KOMPONENTE

Bei der Umsetzung als „Reportingansatz“ entsteht die Schwierigkeit, dass die Bestandsbewertung in der Vertriebsgesellschaft zu handelsrechtlichen Anschaffungskosten erfolgt, d. h. zu Transferpreisen¹. Eine besondere Herausforderung bei der Ermittlung der betriebswirtschaftlichen Komponente und des steuerlichen Adjustments auf Basis des Wareneinsatzes ist die zumeist fehlende Kenntnis über Lagerbewegungen. Solange der Bestand nur aus Warenlieferungen einer Periode besteht und zudem unterstellt wird, dass die Transferpreiskalkulation mit einem fixen steuerlichen Adjustment während der Periode unverändert ist, könnte eine einfache Rückrechnung für die Ermittlung ausreichen. Ist z. B. bekannt, dass die betriebswirtschaftliche Komponente in der Periode stets 80 % des Transferpreises ausmacht, dann kann leicht die betriebswirtschaftliche Komponente aus dem Wareneinsatz „herausgerechnet“ und es können entsprechende Deckungsbeiträge und Vertriebsergebnisse berichtet werden. Der handelsrechtliche Bestand besteht in der Regel aber aus Warenlieferungen aus aktuellen sowie vorangegangenen Perioden. Da die Komponenten der Transferpreise zwischen den Perioden schwanken können, sind bei der Ermittlung der betriebswirtschaftlichen Komponente die Lagerbestandshöhe und -zusammensetzung zu berücksichtigen. Je nach Bewertungsverfahren kommt dabei der Eindeckreichweite des Bestandes eine besondere Bedeutung zu. Für die Zwecke dieses Artikels bildet die Bestandsbewertung nach deutschem HGB den Rahmen. Wir fokussieren uns dabei auf die in der deutschen Praxis übliche gleitend gewogene Durchschnittsmethode (vgl. Coenenberg, Haller & Schultze 2016: 223). Alternative Verbrauchsfolgeverfahren (LIFO, FIFO) oder alternative Rechnungslegungsstandards (z. B. IFRS) werden nicht berücksichtigt.

Ein einfaches Zahlenbeispiel soll im weiteren Verlauf dazu dienen, den Einfluss unterschiedlicher Bestandshöhen und -zusammensetzungen zu verdeutlichen und auch mögliche Schätzverfahren zur Bestimmung der betriebswirtschaftlichen Komponente zu diskutieren. Ausgegangen wird von einer Ein-Produkt-Vertriebsgesellschaft, deren Bezüge aus dem Konzern zu jährlich festgelegten Transferpreisen erfolgen. Der Transferpreis setzt sich dabei aus einer betriebswirtschaftlichen Komponente (BK), z. B. den Herstellkosten des Produktes, und einem steuerlichen Adjustment (TA) als Prozentsatz des Transferpreises zusammen. Aus Vereinfachungsgründen wird unterstellt, dass der mengenmäßige Anfangsbestand der laufenden Periode gleich dem Endbestand ist, der monatliche Bestandszugang und -abgang konstant und gleich groß ist sowie Planwerte den Ist-Werten entsprechen. Weiterhin gelten die Angaben aus folgender Tabelle:

¹ Von Anschaffungsnebenkosten, Wertberichtigungen, Wechselkurseffekten etc. sei hier abgesehen.

Größe	Bezeichnung	Einheit	Beispielwert
Jahresanfangsbestand im laufenden Jahr	AB_{LJ}	ME	100 Stk.
Geplanter Jahresabsatz für das laufende Jahr	PA_{LJ}	ME	120 Stk.
Monatlicher Bestandzugang bzw. -abgang	WE_{LJ}	ME	10 Stk.
Transferpreis im Vorjahr	TP_{VJ}	€/ME	100 €/Stk.
...davon betriebswirtschaftliche Komponente	BK_{VJ}	% von TP_{VJ}	80 %
...davon steuerliches Adjustment	TA_{VJ}	% von TP_{VJ}	20 %
Transferpreis im laufenden Jahr	TP_{LJ}	€/ME	100 €/Stk.
...davon betriebswirtschaftliche Komponente	BK_{LJ}	% von TP_{LJ}	90 %
...davon steuerliches Adjustment	TA_{LJ}	% von TP_{LJ}	10 %
LJ = Laufendes Jahr, VJ = Vorjahr, ME = Mengeneinheit, Stk. = Stück			

Tabelle 1: Beispielangaben

Nehmen wir nun an, dass trotz unveränderter Transferpreise die betriebswirtschaftliche Komponente im laufenden Jahr größer ist als im Vorjahr, z. B. weil Kostensteigerungen entstanden, die aus zwingenden steuerlichen Gründen nicht über erhöhte Transferpreise weitergegeben werden können, dann entsteht in der Vertriebsgesellschaft über die Zeit ein sich stetig verändernder „Mischbestand“ aus Produkten des Vorjahres und des laufenden Jahres mit unterschiedlichen betriebswirtschaftlichen Komponenten. In den Beispielzahlen ist ein Anstieg von 80 % (BK_{VJ}) auf 90 % (BK_{LJ}) unterstellt. Den Bestandsverlauf, die Entwicklung der Bestandszusammensetzung und die sich durch die Anwendung des gleitenden Durchschnitts ergebende durchschnittliche betriebswirtschaftliche Komponente $\bar{B}K$ ist in Abbildung 3 auf der linken Seite illustriert. Gut erkennbar ist, wie die durchschnittliche betriebswirtschaftliche Komponente mit abnehmendem Altbestand ansteigt. Der Anstieg ist aufgrund der relativ hohen Eindeckreichweite, hier gemessen als DIO^2 , von zehn Monaten vergleichsweise flach, am Ende des Jahres stellt sich eine $\bar{B}K$ von lediglich 86,81 % ein.

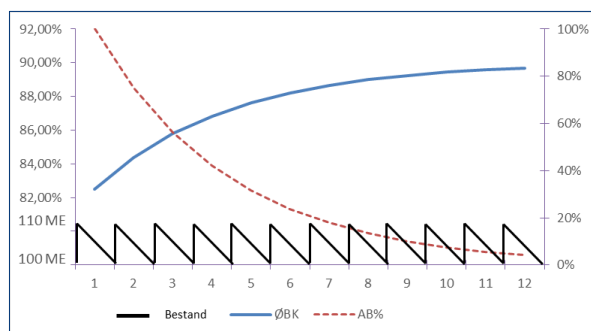
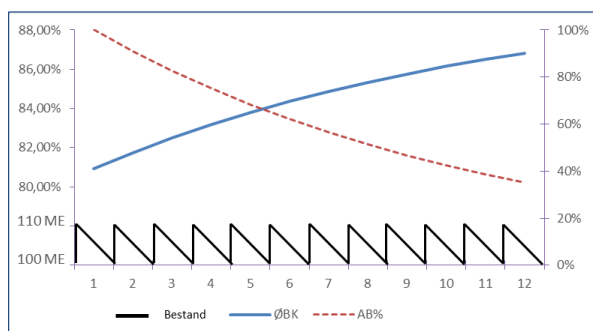


Abbildung 3: Bestandsverlauf bei DIO von 10 Monaten

...und bei DIO von 3 Monaten

² Die Days Inventory Outstanding (DIO) werden hier vereinfacht als Monatswert definiert: $DIO = \frac{AB_{LJ} * 360}{PA_{LJ} * 30}$

Zum Vergleich zeigt die Abbildung auf der rechten Seite die Verläufe bei auf drei Monate reduzierter DIO unter sonst gleichen Bedingungen. Deutlich sichtbar sind der wesentlich schnellere Abbau des Altbestandes und der damit einhergehende stärkere Anstieg der ØBK. Am Jahresende ist der Altbestand fast abgebaut, der Bestand an Altprodukten beträgt statistisch lediglich ca. 4 %, und die ØBK erreicht mit 89,68 % fast den Planwert des laufenden Jahres. Für eine angemessenen genauen Rekonstruktion der betriebswirtschaftlichen Komponente ist dieser Effekt in der Größe einzuschätzen und entsprechend zu berücksichtigen.

3. MÖGLICHE SCHÄTZVERFAHREN ZUR REKONSTRUKTION DER BETRIEBSWIRTSCHAFTLICHEN KOMPONENTE AUS DEM HANDELSRECHTLICHEN WARENEINSATZ

3.1 Monatsspezifische BK Schätzung

Die durchschnittliche betriebswirtschaftliche Komponente kann während des Jahres unter Berücksichtigung der Bestandshöhe, des Wareneinsatzes und des Wareneinsatzes als gleitender Durchschnitt laufend berechnet werden. Aus Vereinfachungsgründen sei hier auf eine monatliche Berechnung abgestellt. Der mengenmäßige Altbestandsanteil in Prozent des Gesamtbestandes $AB \%_m$ im Monat m ergibt sich dann wie folgt:

$$AB \%_m = \left(\frac{AB_{LJ}}{AB_{LJ} + WE_{LJ}} \right)^m \quad \text{für } m = 1(1)12$$

Die durchschnittliche betriebswirtschaftliche Komponente im Monat m lässt sich auf Basis dieses Altbestandsanteils ebenfalls berechnen:

$$\text{ØBK}_m = \frac{TP_{VJ} * BK_{VJ} * AB \%_m + TP_{LJ} * BK_{LJ} * (1 - AB \%_m)}{TP_{VJ} * AB \%_m + TP_{LJ} * (1 - AB \%_m)} \quad \text{für } m = 1(1)12$$

Für das unterjährige Managementreporting kann nun durch Multiplikation des handelsrechtlichen Wareneinsatzes eines Monats mit dem ØBK_m der jeweilige absolute Wert der betriebswirtschaftlichen Komponente rekonstruiert und für Margenberechnungen genutzt werden.

3.2 Jahresdurchschnittliche BK Schätzung

Alternativ kann die geplante jahresdurchschnittliche betriebswirtschaftliche Komponente $\emptyset\text{GBK}$ herangezogen werden. Sie lässt die monatliche Veränderung der Bestandszusammensetzung unbeachtet, ist dafür aber im praktischen Einsatz ggf. einfacher anzuwenden, da im gesamten Jahr nur ein einziger Wert zur Rekonstruktion der betriebswirtschaftlichen Komponente genutzt werden muss. Die Berechnung basiert auf dem jahresdurchschnittlichen mengenmäßigen Altbestandsanteil $\emptyset\text{AB} \%$:

$$\emptyset\text{AB} \% = \frac{\sum_{m=1}^{12} \text{AB} \%_m}{12}$$

Der Durchschnittswert für die betriebswirtschaftliche Komponente ist über die Monate konstant und berechnet sich wie folgt:

$$\emptyset\text{GBK}_m = \frac{\emptyset\text{AB} \% * \text{TP}_{VJ} * \text{BK}_{VJ} + (1 - \emptyset\text{AB} \%) * \text{TP}_{LJ} * \text{BK}_{LJ}}{\text{TP}_{VJ} * \emptyset\text{AB} \% + \text{TP}_{LJ} * (1 - \emptyset\text{AB} \%)}$$
 für $m = 1(1)12$

Mit den oben aufgeführten Beispielzahlen ergibt sich so ein mengengewichteter Schätzwert von etwa 84,3 %. Er berücksichtigt dabei sowohl den mengenmäßigen Anfangsbestand, den Planabsatz und auch die Komponentenverhältnisse der Transferpreiskalkulationen aus dem Vorjahr und dem laufenden Jahr.

3.3 Plankalulationsbasierte BK Schätzung

Noch weiter vereinfachen lässt sich der Ansatz, wenn auf die geplante betriebswirtschaftliche Komponente BK_{LJ} , im Beispiel 90 %, aus der Transferpreiskalkulation als Schätzwert zurückgegriffen werden. Man ignoriert damit gleichsam den Anfangsbestand und unterstellt, dass jeglicher Wareneinsatz ausschließlich mit den geplanten Transferpreiskomponenten behaftet ist. Die so geschätzte betriebswirtschaftliche Komponente GBK ist über die Monate konstant und errechnet sich wie folgt

$$\text{GBK}_m = \text{BK}_{LJ} \quad \text{für } m = 1(1)12$$

Durch Multiplikation des handelsrechtlichen Wareneinsatzes mit GBK können zu jedem Zeitpunkt die für ein Managementreporting benötigten Werte erzeugt werden. Die Güte dieser Schätzung sei an dieser Stelle noch unkommentiert, ihre Beurteilung erfolgt weiter unten. Abbildung 4 zeigt die Entwicklung aller drei Schätzwerte im Jahresverlauf.

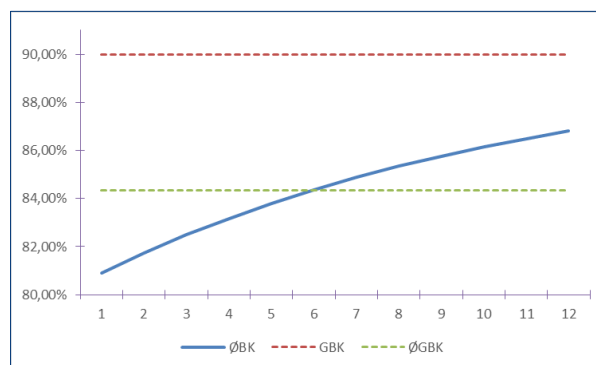


Abbildung 4: Verlauf der Schätzwerte

Wegen der größeren Genauigkeit ist offensichtlich das monatspezifische Schätzverfahren zu präferieren. Die ØGBK zeigt im Verhältnis zur ØBK eine Überschätzung in der ersten Jahreshälfte und eine Unterschätzung in der zweiten. Im Vergleich zu ØBK weicht sie von diesem +4,2 % (Januar) bis zu -2,9 % (Dezember) ab, die durchschnittliche Abweichung beträgt etwa 1,9 %³. Gut erkennbar ist auch die im Jahresverlauf durchgehende Überschätzung der betriebswirtschaftlichen Komponente durch die Nutzung der GBK. Ihre Abweichung zu ØBK ist deutlich größer und liegt zwischen +11,2 % (Januar) und +3,7 % (Dezember), durchschnittlich etwa 6,8 %³. Es ist allerdings zu prüfen, inwieweit diese Güteaussagen verallgemeinert werden können. Hierzu untersuchen wir die Reaktion der Schätzwerte auf die Variation von drei Parametern innerhalb praktisch relevanter Grenzen.

4. REAKTION DER SCHÄTZWERTE BEI VARIATION WESENTLICHER EINFLUSSGRÖSSEN

Auf Basis der Beispielzahlen wird die TP-Höhe TP_{LJ} , der Anteil der betriebswirtschaftlichen Komponente BK_{LJ} und die Eindeckreichweite, gemessen als DIO, variiert. Um die Anzahl zu untersuchender Kombinationen von Parametervariationen zu begrenzen, beschränken wir uns hier auf vier Szenarien.

4.1 Szenario 1: Variation der TP-Höhe und der DIO bei Konstanz der BK

Ist die betriebswirtschaftliche Komponente bei Produkten aus dem Vorjahr und dem laufenden Jahr identisch, so bleibt die Bewertung eines sich ergebenden Mischbestandes zum gleitenden Durchschnitt selbstredend unverändert. Selbstredend führen dann alle drei Schätzverfahren ØBK, ØGBK und GBK zum gleichen Ergebnis. Weder eine Änderung der DIO noch eine Änderung der Transferpreishöhe hat auf den als prozentualen Anteil der betriebswirtschaftlichen Komponente am zu durchschnittlichen Transferpreisen bewerteten Wareneinsatz einen Einfluss.

4.2 Szenario 2: Variation der BK bei Konstanz der TP-Höhe und einer DIO von 10 Monaten

Grafik 5 zeigt die Reaktion der Schätzwerte bei Erhöhung des BK-Anteils gegenüber dem Vorjahr um 5 %, 15 % bzw. 25 %. Deutlich ist die mit steigendem BK größer werdende Variation der durchschnittlichen betriebswirtschaftlichen Komponente ØBK im Jahresverlauf zu sehen. Gleichzeitig zeigen die alternativen Schätzwerte ØGBK und GBK eine größer werdende Abweichung von ØBK. Die Abweichungen betragen für ØGBK etwa 1,0 %, 2,8 % und 4,4 %, für GBK sogar etwa 4,0 %, 9,9 % und 16,0 %.

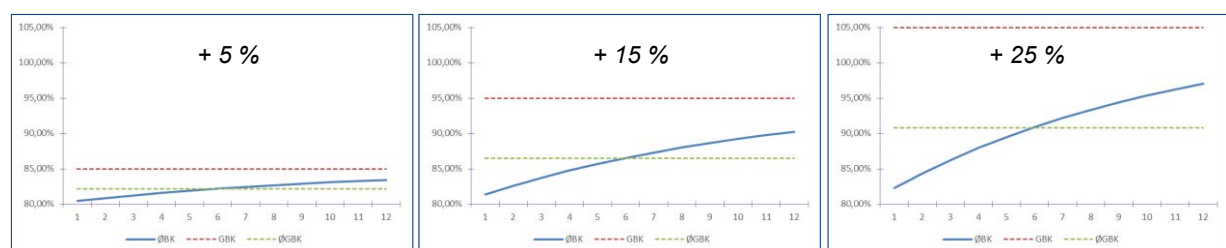


Abbildung 5: Erhöhung der BK um 5 %, 15 % und 25 %

³ Gemessen als gewichteter Durchschnitt der absoluten Abweichungen je Monat.

Damit wird zweierlei deutlich. Erstens, je größer ceteris paribus die Veränderung der betriebswirtschaftlichen Komponente ist, umso wichtiger wird die explizite Berücksichtigung der Eindeckreichweite für ihre genügend genaue Rekonstruktion aus dem handelsrechtlichen Wareneinsatz. Und zweitens, nur bei sehr kleinen Veränderungen der betriebswirtschaftlichen Komponente, erzeugt eine jahresdurchschnittliche BK Schätzung Ergebnisse, die hinreichend nahe an der monatspezifischen Schätzung liegen. Letzteres gilt für die plankalkulationsbasierte Schätzung in umso größerem Maße.

4.3 Szenario 3: Variation der DIO bei Konstanz der TP-Höhe und um 10 Prozentpunkte erhöhter BK

Grafik 6 zeigt die Reaktion der Schätzwerte bei Variation der DIO mit einem, sechs und zwölf Monaten. Anders als bei der Variation der BK führt eine größer werdende Eindeckreichweite zunächst zu einer zunehmenden, dann aber wieder zu einer abnehmenden Variation der durchschnittlichen betriebswirtschaftlichen Komponente $\bar{O}BK$ im Jahresverlauf. Dieser Effekt lässt sich durch eine Grenzwertbetrachtung verdeutlichen. Bei einer Eindeckreichweite von Null, d. h. $AB_{LJ} = 0$, bleibt die $\bar{O}BK_m = BK_{LJ}$ für $m = 1(1)12$ ebenso konstant wie bei einer

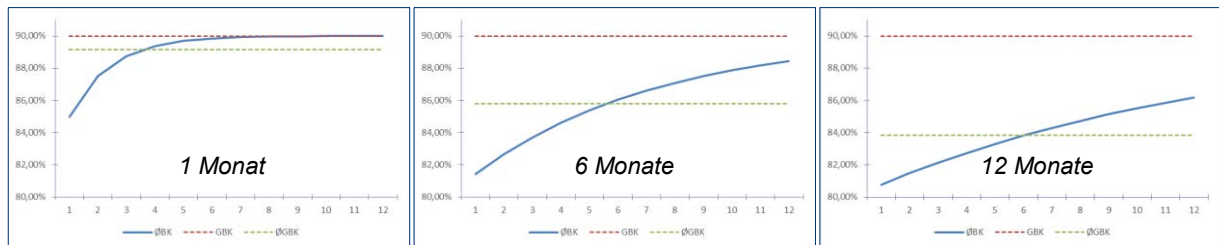


Abbildung 6: Variation der DIO mit ein, sechs und zwölf Monaten

Eindeckreichweite von $AB_{LJ} = \infty$ mit $\bar{O}BK_m = BK_{VJ}$. Zwischen den beiden Extrema kommt es ceteris paribus zunächst zu einer Zunahme und dann zu einer Abnahme der monatlichen Unterschiede der durchschnittlichen betriebswirtschaftlichen Komponente.

Der jahresdurchschnittliche Schätzwert $\bar{O}GBK$ weicht dementsprechend von $\bar{O}BK$ zunächst nur gering, dann stärker und später wieder geringer ab. Die Abweichungen betragen für die hier genutzten Beispielwerte etwa 1,1 %, 2,2 % und 1,7 %.⁴ Der alternative Schätzwert GBK hingegen weicht mit steigender Eindeckreichweite stetig stärker vom $\bar{O}BK$ ab. Die Abweichungen betragen etwa 1,0 %, 5,0 % und 7,4 %.

Die Schlussfolgerung hieraus ist ebenfalls zweifach. Bei sehr geringen und sehr großen Eindeckreichweiten kann auf eine monatspezifische Schätzung verzichtet werden, die Rekonstruktion der betriebswirtschaftlichen Komponente kann mit $\bar{O}GBK$ erfolgen, bei sehr geringen Eindeckreichweiten auch mit GBK. Zwischen den Extrembereichen der DIO hingegen ist eine monatspezifische Schätzung $\bar{O}BK$ anzuwenden.

4.4 Szenario 4: Variation der DIO und der BK bei Konstanz der TP-Höhe

Grafik 7 zeigt die Reaktion der Schätzwerte bei gleichzeitiger Variation der DIO und der BK mit den Annahmen aus 4.2. und 4.3. Deutlich sichtbar ist auch hier eine starke Zunahme der Variation der durchschnittlichen betriebswirtschaftlichen Komponente $\bar{O}BK$ im Jahresverlauf.

⁴ Die Diskussion zur exakten Bestimmung der maximalen Abweichung in Abhängigkeit von der Variation der DIO in den Grenzen von 0 bis ∞ muss hier aus Platzgründen unterbleiben. Es kann allerdings davon ausgegangen werden, dass die Abweichungsfunktion einen Wert von 0 % jeweils an den Grenzen ($DIO=0$ bzw. $DIO = \infty$) und innerhalb der Grenzen ein Maximum aufweist.

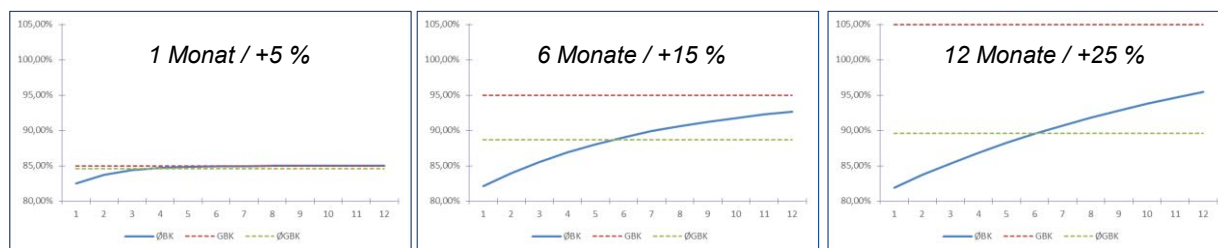


Abbildung 7: Gleichzeitige Variation der DIO und der BK

Dementsprechend weicht bei nur geringer Veränderung der Parameter die jahresdurchschnittliche Schätzung ØGBK auch nur etwa 0,6 % und die plankalkulatorische GBK sogar nur etwa 0,5 % von der monatspezifischen ab. Mit der weiteren Parametervariation ergeben sich dann allerdings deutlich größere Abweichungen von etwa 3,2 % und 4,1 % (für ØGBK) bzw. 7,3 % und 17,5 % (für GBK). Tabelle 2 zeigt die Abweichungen jeweils für ausgewählte DIO-ΔBK-Kombinationen.

ΔBK \ DIO	0%	5%	10%	15%	20%	25%
0	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
1	0,0%	0,6%	1,2%	1,7%	2,2%	2,6%
3	0,0%	1,1%	2,1%	3,0%	3,9%	4,7%
6	0,0%	1,1%	2,2%	3,2%	4,1%	5,0%
9	0,0%	1,0%	2,0%	2,9%	3,8%	4,6%
12	0,0%	0,9%	1,7%	2,6%	3,3%	4,1%

Tabelle 2: Abweichung ØGBK vs. ØBK...

ΔBK \ DIO	0%	5%	10%	15%	20%	25%
0	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
1	0,0%	0,5%	1,0%	1,4%	1,8%	2,2%
3	0,0%	1,5%	2,8%	4,1%	5,3%	6,5%
6	0,0%	2,6%	5,0%	7,3%	9,5%	11,5%
9	0,0%	3,3%	6,4%	9,4%	12,3%	15,0%
12	0,0%	3,8%	7,4%	10,9%	14,3%	17,5%

...bzw. GBK vs. ØBK in Prozent

Die Betrachtung der gemeinsamen Variation von DIO und BK erlaubt auch mögliche Einsatzbereiche der Rekonstruktionsverfahren festzulegen. Für eine Auswahlentscheidung wird man in der Praxis relativ leicht einen noch tolerierbaren Abweichungsprozentsatz festlegen können, bis zu dem von einer monatspezifischen Rekonstruktion abgesehen werden kann. In Tabelle 2 wird dieses für einen maximalen Abweichungswert von 2 % illustriert. Die grünen Felder zeigen DIO-ΔBK-Kombinationen, für die dieser Grenzwert nicht überschritten wird und mithin auch eine jahresdurchschnittliche bzw. eine plankalkulationsbasierte BK Schätzung akzeptabel ist. Die weißen Felder hingegen kennzeichnen solche Kombinationen, die eine monatspezifische Schätzung erfordern.

5. FAZIT

Der Price-Splitting-Ansatz zur Aufteilung von Transferpreiskomponenten erlaubt die Stärken von Einpreis- und Mehrpreissystemen zu verknüpfen. Er ist auch dann anwendbar, wenn keine transaktionale Umsetzung in den vorhandenen ERP-Systemen möglich ist. Für einen dennoch gewünschten Ausweis der Komponenten im Berichtswesen ist dann ihre Rekonstruktion aus dem handelsrechtlichen Wareneinsatz nötig. Allerdings ist hierbei eine explizite Berücksichtigung von Eindeckreichweiten des Lagerbestandes zu prüfen, um eine angemessene Rekonstruktionsgüte zu gewährleisten. Je nach vorhandener Konstellation der sich über einen Periodenwechsel ergebenden Größenänderungen der Transferpreise, ihrer Komponenten und der Lagerbestände, kann die Rekonstruktion mit den hier vorgestellten unterschiedlichen Schätzverfahren erfolgen.

Die Verfahren lassen sich auf die spezifischen Einsatzsituationen in der Praxis leicht anpassen. So ist eine Anwendung grundsätzlich nicht nur im Ein-Produkt-Fall möglich, sondern auch im Mehr-Produkt-Fall. Ob sie dabei in Form von Durchschnittsbetrachtungen auf ganze Sortimente, auf Produktgruppen oder auf einzelne Produkte angewendet werden, ist im Einzelfall zu entscheiden. Auch alternative Verbrauchsfolgeverfahren wie z. B. FIFO oder LIFO lassen sich entsprechend berücksichtigen.

Wichtig bleibt allerdings die Tatsache, dass es sich nur um Schätzverfahren handelt. Eine exakte Berücksichtigung der Transferpreiskomponenten in den Werteflüssen eines Konzerns mit genauer Abstimmbarkeit zwischen den betriebswirtschaftlichen Auswertungen und den handelsrechtlichen Abschlüssen auf allen Betrachtungsebenen ist nur mit einer parallelen Wertführung in den transaktionalen ERP-Systemen möglich. Jegliche „Reporting Lücke“ kann die Werteflüsse immer nur mit einer eingeschränkten Genauigkeit abbilden. Reicht diese aber für die Geschäftssteuerung aus, so können die hier vorgestellten Lösungen helfen, dem Management die notwendigen Steuerungsinformationen bereitzustellen, ohne konzernweit sehr langwierige und kapitalintensive Investitionen in ERP-Anpassungen durchführen zu müssen.

6. LITERATUR

- Baumhoff, H.; Wassermeyer, F. (2014): Verrechnungspreise international verbundener Unternehmen, Köln, Dr. Otto Schmidt Verlag.
- Coenenberg, A. G.; Haller, A.; Schultze, W. (2016): Jahresabschluss und Jahresabschlussanalyse: Betriebswirtschaftliche, handelsrechtliche, steuerrechtliche und internationale Grundlagen - HGB, IAS/IFRS, US-GAAP, DRS, 24. Auflage, Stuttgart.
- Ditz, X.; Bärsch, S.-E.; Kluge, S.; Eberenz, R.; Kreuzer, M.; Müller, H. (2015): Transferpreise im Spannungsfeld zwischen betriebswirtschaftlicher Steuerung und steuerrechtlichen Anforderungen - Ergebnisse einer empirischen Analyse, in: Der Betrieb, 68. Jg., Heft 45, S. 2592 – 2598.
- Eberenz, R.; Müller, H.; Wieczorek, M. (2015): Transferpreisbasierte Ergebnisrechnung als Steuerungsinstrument für Vertriebsgesellschaften, in: Controlling – Zeitschrift für erfolgsorientierte Unternehmenssteuerung, 27. Jg., Heft 12, S. 725 – 730.

NUTZUNG KOLLABORATIVER ROBOTER ALS CYBER- PHYSIKALISCHE SYSTEME IN DER BAUTEILKOMMISSIONIERUNG



Marcel Braatz, Florian Dewald, Rita Jenson, Bernhard Meussen, Robert Zeibich
NORDAKADEMIE – Hochschule der Wirtschaft, Elmshorn

Abstract: Die Digitalisierung industrieller Wertschöpfungsketten auf Basis cyber-physikalischer Systeme (CPS) führt zu immer neuen Anwendungen in der Automation, auch und gerade von Bereitstellungsprozessen. Als Beispiel für eine solche Automation wird in diesem Beitrag die Kommissionierung von Bauteilen für ein cyber-physikalisches Produktionssystem (CPPS) mit Hilfe eines kollaborativen Roboters vorgeschlagen und eine Implementierung einer geeigneten Software-Schnittstelle zur Robotersteuerung gezeigt.

Keywords: cyber-physikalische Systeme, kollaborative Robotik, Kommissionierung, Vertical Prototyping, Microsoft Visual Studio, Microsoft SQL

1. EINLEITUNG

Die Digitalisierung industrieller Wertschöpfungsketten auf Basis cyber-physikalischer Systeme ist ein wesentlicher Aspekt der Vision „Industrie 4.0“ (VDI 2014; Plattform Industrie 4.0 2015). Neben der Digitalisierung firmenübergreifender Wertschöpfungsketten spielt auch die Automatisierung einzelner Wertschöpfungsschritte eine große Rolle bei der durchgängigen Digitalisierung physikalischer Prozesse. Eine Schlüsseltechnologie ist dabei die kollaborative Robotik (Bauernhansl et al. 2017: 201). Neben der Nutzung kollaborierender Roboter in der Montage (siehe z. B. Brandt et al. 2017) können diese CPS auch in der Logistik, z. B. in der Kommissionierung und Bereitstellung von Bauteilen genutzt werden. In dem vorliegenden Beitrag wird die Nutzung eines kollaborierenden Roboters zu diesem Zweck beschrieben. Besonderes Augenmerk wird dabei auf die Anforderungen der Vision Industrie 4.0 gelegt, so wie sie von der Plattform Industrie 4.0 beschrieben werden (Plattform Industrie 4.0 2015).

Marcel Braatz, Florian Dewald, Rita Jenson und Robert Zeibich sind Studierende der berufsbegleitenden Masterstudiengänge Wirtschaftsingenieurwesen und Wirtschaftsinformatik/IT-Management der NORDAKADEMIE. Der vorliegende Beitrag basiert auf dem Projekt „Smart –Factory – Konzeption eines cyber-physikalischen Produktionssystems für Lichtschalter mit kollaborativer Robotik“, das im Rahmen des Masterstudiums absolviert wurde.

Prof. Dr.-Ing. Bernhard Meussen hat seit 2013 eine Professur für Maschinenbau an NORDAKADEMIE inne. Nach dem Studium des Maschinenbaues mit dem Schwerpunkt Konstruktionstechnik hat er zu einem Thema aus der Kontinuumsmechanik promoviert. Nach der Promotion war er in verschiedenen technischen Leitungsfunktionen tätig. Von 2004 bis 2013 war er für die Entwicklung, Arbeitsvorbereitung und Qualitätssicherung verschiedener Werke eines weltweit führenden Herstellers mobiler Arbeitsmaschinen verantwortlich. Sein Forschungsgebiet umfasst die Produktentwicklung und die numerische Simulation.
E-Mail: bernhard.meussen@nordakademie.de

2. BEISPIELHAFT ANFORDERUNGEN AN DIE AUTOMATISIERUNGSLÖSUNG IN DER KOMMISSIONIERUNG

Im Rahmen eines Masterprojektes wurde an der NORDAKADEMIE Graduate School ein Bereitstellungsszenario für Elektroschaltteile konzipiert. Grundsätzlich wird in diesem Szenario zwischen individualisierten Zeichnungsteilen und standardisierten Bauteilen unterschieden.

Die Zeichnungsteile sollen auf freien Lagerplätzen eingelagert werden können und in beliebiger Reihenfolge dem jeweiligen Auftrag entsprechend ausgelagert und auf dem Kommissioniertablett positioniert werden. Dabei soll die Ein- und Auslagerung unabhängig von den Abmessungen der Zeichnungsteile sein und innerhalb bestimmter Grenzen „beliebige“ Abmessungen annehmen können. Die Standardteile haben festgelegte Lagerorte. Die Kommissionierung erfolgt über Kommissioniertabletts, bei denen die Position der einzelnen Teile gemäß deren Funktion in der Baugruppe festgelegt ist.

Der Grund für die Unterscheidung in Standard- und Zeichnungsteile liegt in der Konzeption der Anlage zur Fertigung von Baugruppen mit individualisiertem Anteil (Böttcher et al. 2016).

Abbildung 1 gibt das Layout des Beispielszenarios wieder. Dieses Lagersystem soll von einem kollaborierenden Roboter vom Zentrum A aus bedient werden.

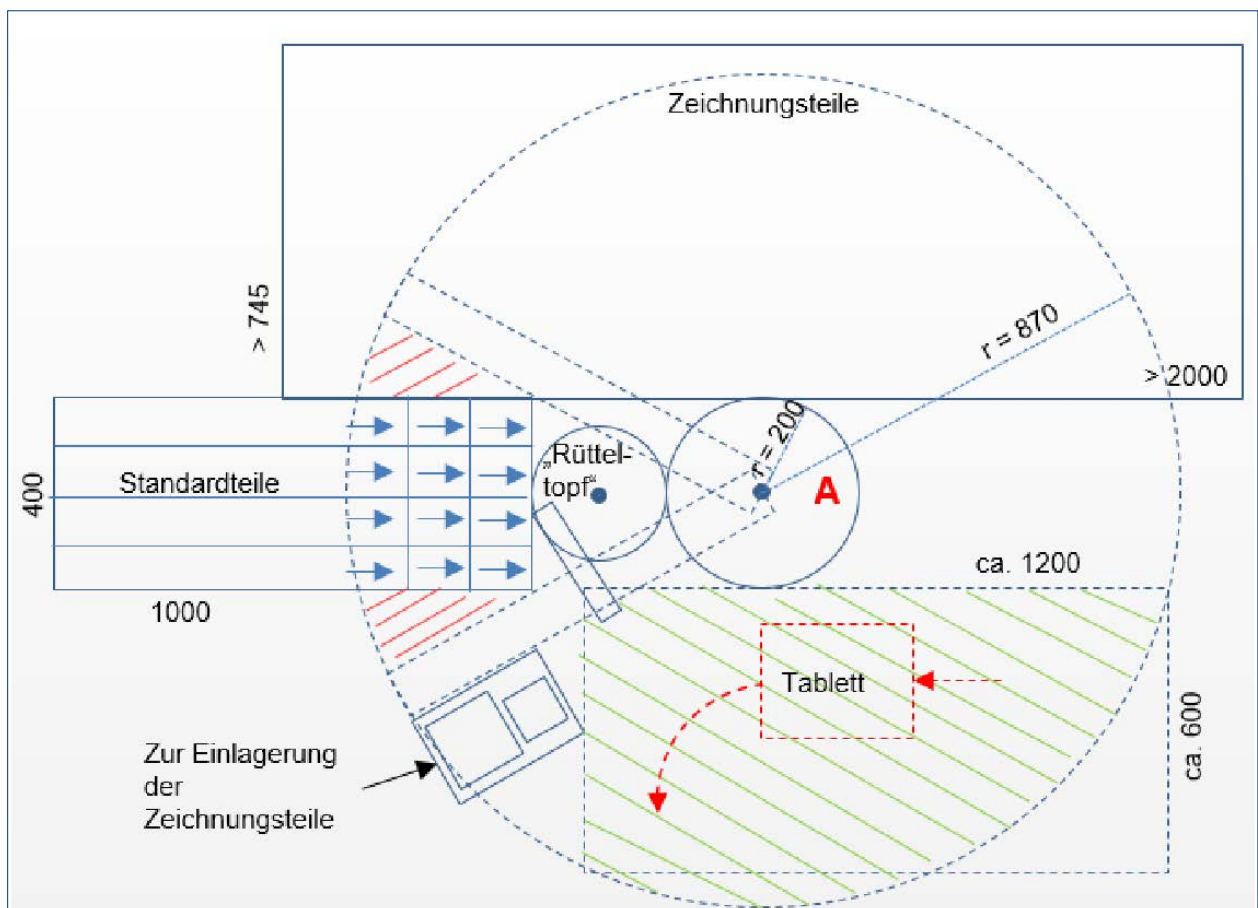


Abbildung 1: Lagerkonzept als Beispielszenario

Es werden folgende Anforderungen gestellt:

- Definierte Lagerplätze sowie Zielpunkte auf dem Tablett, damit der Roboter die Bauteile eines Lichtschalters aus dem Lager entnehmen und auf das Tablett legen kann.

- Eine definierte Position pro Standardbauteil, da diese entweder mittels Rollenzufuhr oder Schüttelbeförderer und Rüttelbeförderer positionsgerecht nachgeliefert werden.
- Mehrere definierte Positionen pro individuellem Zeichnungsteil.
- Definierte Ablage der Bauteile auf dem Tablett.
- Der Roboter muss die Bauteile ohne Kollisionen aus dem Lager entnehmen und auf das Tablett legen können.
- Über eine Ortsbestimmung soll ermittelt werden, ob die Bauteile dem Montagesystem übergeben werden können.
- Logik, die bestimmt, welches Bauteil zu welchem Produkt sowie welches Produkt zu welcher Bestellung gehört.
- Verhinderung von fehlenden Beständen.
- Benutzerfreundliches Steuerungsprogramm, um dieses ohne Spezialkenntnisse bedienen zu können.

3. FUNKTIONSWEISE DES KOLLABORATIVEN ROBOTERS ALS KOMMISSIONIERSYSTEM

Grundidee der Anwendung des kollaborativen Roboters als Kommissioniersystem ist es, die geometrische Vielseitigkeit zu nutzen, um ein prinzipiell autonomes Kommissioniersystem zu erzeugen. Aus den Vorgaben für die Bereitstellung liegen die Daten für den Lagerort der Standardteile und der Zeichnungsteile vor. Ebenfalls festgelegt sind die Ablageorte der Einzelteile auf dem Bereitstellungstablett für die anschließende Montage. Von außen erhält das System die Information, dass ein oder mehrere Kommissionieraufträge anstehen und welche individuellen Zeichnungsteile zu welchem Produkt gehören.

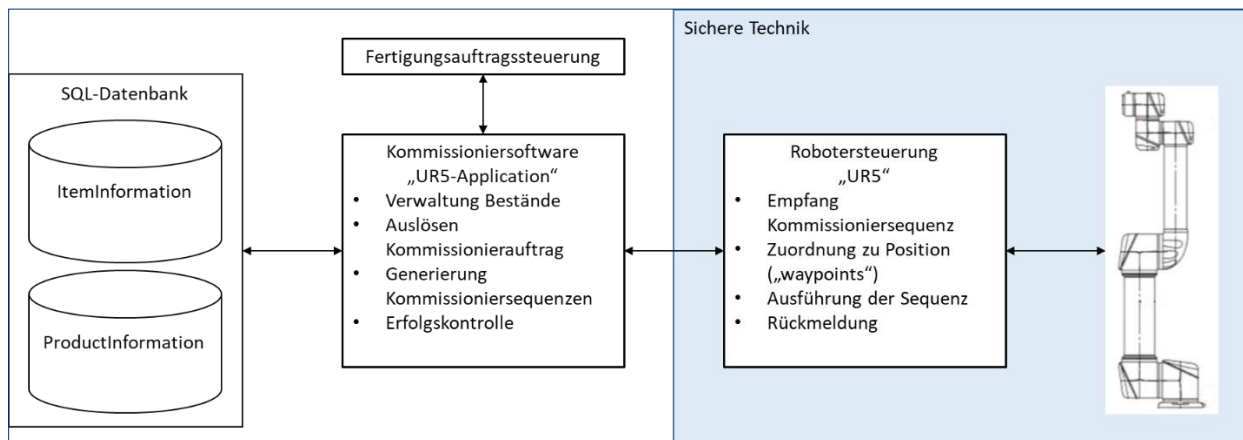


Abbildung 2: kollaborativer Roboter als Kommissioniersystem

In einer Datenbank (hier eine SQL-Datenbank) werden zwei Datenbanktabellen angelegt. Eine Datenbanktabelle (ItemInformation) enthält Informationen über die Bauteile, deren übergeordnetes Produkt, den Lagerort und den Bestand. Aus dieser Tabelle liest die Kommissioniersoftware diese Informationen aus, wenn, z. B. durch Bereitstellung der kundenindividuellen Bauteile, ein Kommissionierauftrag ausgelöst wird.

Mit der Bereitstellung der kundenindividuellen Bauteile wird die Information gegeben, zu welchem Typ diese Teile gehören und damit, welche standardisierten Bauteile erforderlich sind. Die Kommissioniersoftware erstellt aus diesen Informationen einen Datensatz als Vorlage für die Kommissioniersequenz, der in eine zweite Datenbanktabelle (Product-Information) eingetragen wird. Aus der Datenbanktabelle Productinformation erstellt die Kommissioniersoftware die Kommissioniersequenz, die sukzessive an die sichere Robotersteuerung übergeben wird.

Die Kommissioniersequenz beinhaltet die Teileidentifikationsnummer, die erforderliche Anzahl, eine Kennzahl des Lagerorts und eine Kennzahl des Ablageorts auf dem Tablett. In der Robotersteuerung erfolgt die Zuordnung der Lagerorte und der Ablageorte zu den räumlichen Orten („waypoints“) und die sichere Ansteuerung des kollaborativen Roboters zur Kommissionierung der Teile auf dem Tablett. Bei erfolgreicher Kommissionierung erfolgt eine Rückmeldung der Robotersteuerung an die Kommissioniersoftware, andernfalls eine Fehlermeldung. Die Kommissioniersoftware aktualisiert dann den Bestand in der Datenbanktabelle ItemInformation, meldet die erfolgreiche Kommissionierung zurück und beginnt mit dem nächsten Kommissionierauftrag.

4. IMPLEMENTIERUNG

Die Anforderungen an das Steuerungsprogramm wurden mit Hilfe des vertikalen Prototyping umgesetzt, da diese Methode der Softwareentwicklung in kurzer Zeit zu ersten Ergebnissen führt und somit ein schnelles Feedback zur Eignung des Lösungsansatzes ermöglichte. Unter vertikalem Prototyping wird verstanden, dass ein Teilsystem des späteren Zielsystems vollständig implementiert wird – von der Benutzeroberfläche bis hin zu den Funktionalitäten. Bei der Realisierung des Prototyps wird dieser zeitgleich getestet, um dessen Funktionsfähigkeit sicherzustellen (Grechening et al. 2010: 541ff; Gärtner 2004: 149ff). Der Vorgang wird solange iterativ durchlaufen bis ein vertikaler Prototyp entsteht, der die Anforderungen erfüllt.

Das Entwickeln des Prototyps lässt sich in fünf Etappen unterteilen:

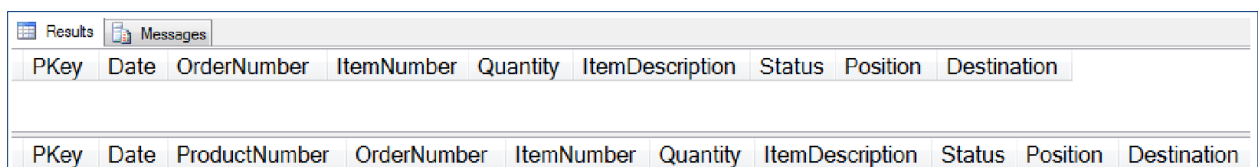
1. Herstellen der Datenverbindung zwischen SQL-Datenbank und Kommissioniersoftware
2. Abfragen, Einfügen, Aktualisieren und Löschen von Einträgen in den Datenbanktabellen
3. Datenbankabfrage mit anschließender Generation der Produktionsinformationen
4. Verbindungsaufbau und Datenaustausch zwischen kollaborativem Roboter und Kommissioniersoftware
5. Verbesserung der Benutzerfreundlichkeit des Kommissioniersystems

Um das vertikale Prototyping zu realisieren, ist vorab die Entwicklungsumgebung aufzusetzen. Die Entwicklungsumgebung setzt sich in diesem Beispiel aus drei Komponenten zusammen:

- Microsoft SQL Server: SQL-Datenbank mit den Datenbanktabellen ItemInformation und ProductInformation
- Microsoft Visual Studio 2014: Programmierumgebung für die Kommissioniersoftware UR5-Application und
- Steuerungssoftware des kollaborativen Roboters UR5 von Universal Robots.

4.1 SQL-Datenbank

Die Datenbank mit den Datenbanktabellen ItemInformation und ProductInformation enthält die Informationen zu Aufträgen, Bauteilen und deren Positionen im Lager (siehe Abbildung 3). Die Datenbank wurde mit der Software „Microsoft SQL Server“ erstellt.



PKey	Date	OrderNumber	ItemNumber	Quantity	ItemDescription	Status	Position	Destination	
PKey	Date	ProductNumber	OrderNumber	ItemNumber	Quantity	ItemDescription	Status	Position	Destination

Abbildung 3: Datenbanktabelle ItemInformation (oben) und ProductInformation (unten) mit Spaltenbezeichnern

Die Spalten der Datenbanktabelle sind wie folgt definiert:

- Identifikationsnummer (PKey): Jedem Bauteil wird eine eindeutige Identifikationsnummer zugeordnet.
- Datum (Date): Sobald ein Bauteil bewegt wird, wird das zu dem Bauteil zugehörige Datum aktualisiert. Dies erlaubt Bauteile zu identifizieren, die seit Längerem nicht bewegt wurden. Das Datum wird bei der Implementierung zwar berücksichtigt, jedoch nicht eingeblendet, da dieses nicht entscheidend für die Funktionsweise der Kommissioniersoftware ist.
- Produktionsnummer (ProductNumber): Die Produktionsnummer entspricht einer zu kommissionierenden Baugruppe. Bauteile, die zu einer anderen Baugruppe gehören, erhalten eine andere Produktionsnummer. Dieses Vorgehen gewährleistet, dass ein Tablett mit allen zu einer Baugruppe gehörenden Bauteilen bestückt wird.
- Bestellnummer (OrderNumber): Kundenindividuelle Bauteile lassen sich mit der Bestellnummer dem Kunden zuordnen. Standardteile erhalten keine Bestellnummer, da diese keinem Kunden zugeordnet sind.
- Artikelnummer (ItemNumber): Jedem Bauteil wurde eine Artikelnummer zur Beschreibung der Kommissionierfolge zugeordnet.
- Anzahl (Quantity): Die Anzahl gibt in der Datenbanktabelle ItemInformation an, wie viele Bauteile von einem Teil existieren. In der Datenbanktabelle ProductInformation gibt sie die Anzahl an, wie viele Bauteile kommissioniert werden müssen.
- Bezeichnung (ItemDescription): Kurztext zur Beschreibung des Bauteils.
- Status (Status): Die Einträge in dieser Spalte beschreiben den Status des Bauteils (stored, processed oder used). „Stored“ bedeutet, dass die Bauteile eingelagert wurden. „Processed“ bedeutet, dass die Bauteile sich ebenfalls im Lagerregal befinden, jedoch demnächst vonm UR5 entnommen werden. „Used“ steht für die Bauteile, die vom UR5 entnommen wurden und sich bereits in der Montage befinden. Über die Statusregelung lässt sich somit genau ermitteln, wo (Spalte Status) sich ein Bauteil (Spalte ItemDescription) und zu welcher Zeit (Spalte Date) befindet. Der Bauteilstatus lässt sich erweitern und für weitere Funktionalitäten, z. B. zur Qualitätssicherung, nutzen.
- Position (Position): Die Position gibt an, wo sich ein Teil im Lager befindet.
- Destination (Destination): Die Destination gibt an, zu welchem Zielpunkt ein Bauteil befördert werden soll.

4.2 Kommissioniersoftware

Die Kommissioniersoftware UR5-Application wurde in der Programmierumgebung Microsoft Visual Studio in C# erstellt. Die Programmierumgebung ermöglicht die Erstellung eines GUI, das die Bedienbarkeit des Kommissioniersystems erleichtert. Abbildung 4 zeigt das GUI mit den verwendeten Elementen.

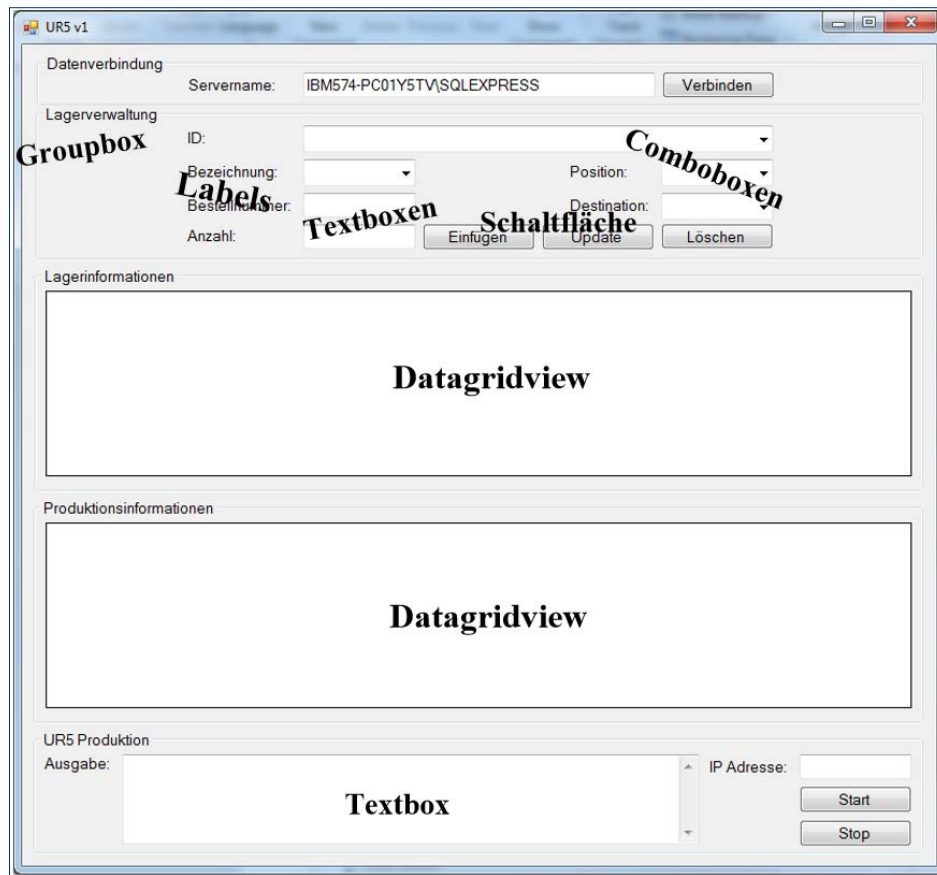


Abbildung 4: GUI der UR5-Application

Die Kommunikation der UR5-Application mit der Datenbank nutzt den „NET Framework Data Provider for SQL Server“ (net-informations 2017). Die Produktionsinformationen werden aus den Datensätzen der Datenbanktabelle ItemInformation generiert. Sobald das Programm erkennt, dass eine Baugruppe kommissioniert werden soll, überträgt das Programm die Datensätze an die Datenbanktabelle ProductInformation. Voraussetzung dafür ist jedoch, dass alle erforderlichen Bauteile im Lager vorliegen (Status stored). Das Programm führt dies entsprechend aus (siehe Abbildung 5), sobald ein kundenindividuelles Bauteil, das zu einer Bestellnummer gehört (in Abbildung 5 ‚e5f3‘), eingelagert wird.

Initial wird für die Baugruppe (im Beispiel ein Lichtschalter) die Produktnummer (Abbildung 5: ProdNr,b1c9) generiert. Die Datensätze mit den individuellen Bauteilen (im Beispiel Rahmen und Schaltwippe) werden an die Datenbanktabelle ProductInformation übergeben und erhalten jeweils die zuvor generierte Produktnummer. Die Datensätze mit den Standardbauteilen (im Beispiel Einsatz, Krallen und Fixierer) werden auch an die Datenbanktabelle ProductInformation übergeben und erhalten ebenfalls die zuvor generierte Produktnummer.

Es wird eine neue Identifikationsnummer für jedes der Standardbauteile generiert, um diese innerhalb des zu erstellenden Kommissionierauftrags einzeln identifizieren zu können. Bei jeder Datensatzübertragung, ob individuelle oder Standardbauteile, wird die entnommene Anzahl der Bauteile in der Datenbanktabelle ItemInformation reduziert.

DataTable-Objekt: dtItemInfo								
ID	BestNr	ArtNr	Anz	Bez	Status	Pos	Des	
1	ae4d		100	99	Einsatz	Stored	4	2
2	e808		100	98	Kralle	Stored	5	1
3	fce4		100	99	Fixierer	Stored	3	3
4	441b	e5f3	1	0	Rahmen	Stored	1	4
5	b043	e5f3	1	0	Schaltwippe	Stored	2	5

DataTable-Objekt: dtProdInfo									
ID	ProdNr	BestNr	ArtNr	Anz	Bez	Status	Pos	Des	
1	c77f	b1c9		0	1	Einsatz	Stored	4	2
2	7251	b1c9		1	2	Kralle	Stored	5	1
3	ef03	b1c9		2	1	Fixierer	Stored	3	3
4	441b	b1c9	e5f3	3	1	Rahmen	Stored	2	4
5	b043	b1c9	e5f3	4	1	Schaltwippe	Stored	1	5

Abbildung 5: Abfrage Datenbanktabelle ItemInformation und Zuordnung Datenbanktabelle ProductInformation

Über eine Freigabe (Befehl ‚Start‘, Abbildung 4) erstellt das Kommissionierprogramm UR5-Application die Kommissioniersequenzen für die UR5-Robotersteuerung. Für jeden Auftrag (Bestellnummer) wird diese in der Reihenfolge der Artikelnummern erzeugt. Die Kommissioniersequenz beinhaltet die Informationen Artikelnummer, Anzahl pro Kommissionierauftrag, Entnahmepositionsnummer aus dem Lager und Destinationspositionsnummer auf dem Kommissioniertablett.

4.3 Kollaborierender Roboter UR5

Als kollaborierender Roboter wird ein Roboter der Firma Universal Robots vom Typ UR5 mit taktilem Greifsystem der Firma RobotIQ verwendet (Abbildung 6).

Um nicht die Programmierfähigkeit an der Robotersteuerung direkt durchführen zu müssen, wurde die Software UR5 Offline Simulator genutzt. Der UR5 Offline Simulator gleicht dem Steuerungsprogramm des Roboters UR5 und ermöglicht die Simulation der Bewegungsabläufe des Roboters (Abbildung 7). Er dient der Offline-Programmierung des Kommissioniersystems. Da kein Rechner mit dem Betriebssystem Linux (Steuerungs-hardware des Roboters) genutzt wurde, wurde eine virtuelle Maschine (VM) auf dem Betriebssystem Windows installiert, welche das Rechnersystem Linux nachbildet. Aus Kompatibilitätsgründen wurde als virtuelle Maschine die Software VirtualBox verwendet.

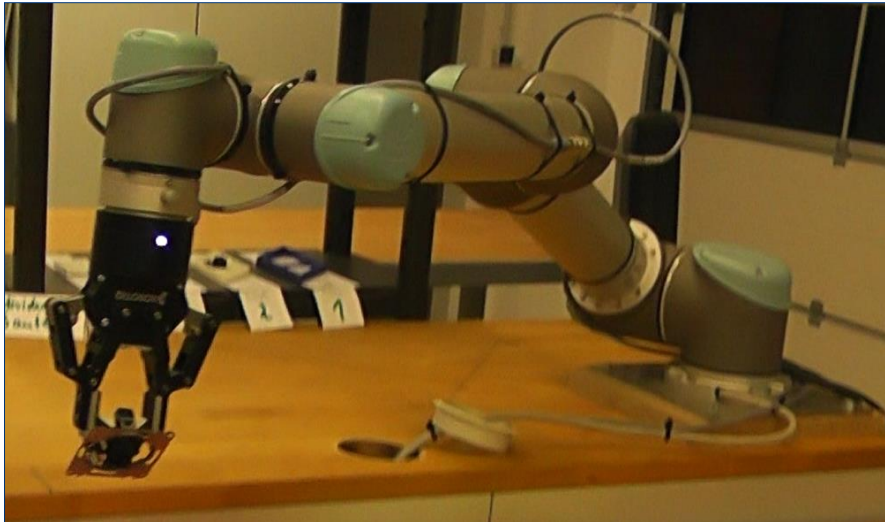


Abbildung 6: Kollaborierender Roboter „Universal Robots UR5“ im Labor Technik der NORDAKADEMIE

Auf der Steuerungssoftware des Roboters läuft eine Programmierumgebung, in der der Roboter programmiert wird und sicher betrieben werden kann. In dieser Umgebung wird das Programm URClient erstellt. Dieses Programm kommuniziert mit der Kommissioniersoftware, liest die Kommissioniersequenz ein, ordnet die Orte geometrischen Positionen zu, führt die Bewegung aus und meldet den Erfolg an die Kommissioniersoftware zurück.

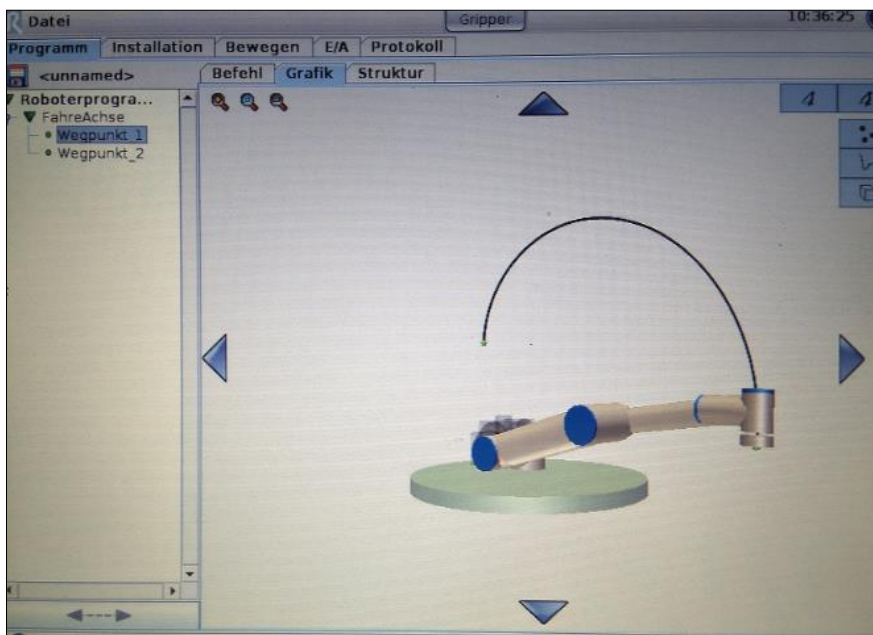


Abbildung 7: Programmierumgebung UR5

Roboter der Firma Universal Robots können mit internetfähigen Geräten mittels des Übertragungsprotokolls (TCP) und des Internetprotokolls (IP) kommunizieren (Universal Robots 2015b). Sobald die Steuerung des UR5 gestartet wurde, wird eine Verbindung von der Steuerungssoftware zum Rechner, auf dem das Kommissionierprogramm läuft, aufgebaut und das Wort „established“ gesendet. Dies erfolgt, wenn die angezeigte IP-Adresse in der Kommissioniersoftware mit der verwendeten IP-Adresse der UR5-Steuerung übereinstimmt. Wurde die Verbindung hergestellt, sendet das Kommissionierprogramm die Kommissioniersequenz. Die Werte werden an Variablen in der Robotersteuerung übergeben (Abbildung 8). Zu jeder Entnahmepositionsnummer und Destinationspositionsnummer ist in der Robotersteuerung ein geometrischer Ort programmiert. Die Programmierung dieser Wegpunkte kann dabei direkt im Programm oder durch Teachen erfolgen. Auf diese Weise ist sichergestellt, dass die Sicherheitsfunktionen des kollaborierenden Roboters nicht gestört werden und damit die Konformitätserklärung des Herstellers ihre Gültigkeit für den Betrieb behält.

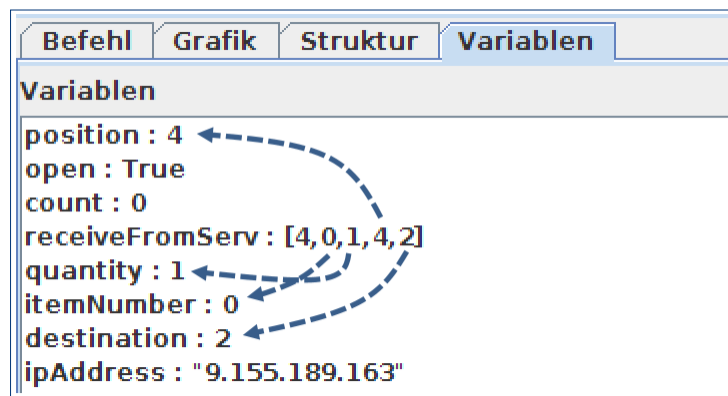


Abbildung 8: Verarbeitung der Kommissioniersequenz in der Robotersteuerung

Nach Bearbeitung der Kommissioniersequenz meldet die Steuerung den Erfolg der Kommissionierung an die Kommissioniersoftware zurück und die nächste Kommissioniersequenz kann bearbeitet werden.

5. ANWENDUNG

Im Labor Technik der NORDAKADEMIE wurde das Kommissioniersystem aufgebaut und die Funktionsweise sowie die Nutzerfreundlichkeit getestet (Abbildung 9). Dabei wurde im Rahmen des Vertical Prototyping ein erster Prototyp verworfen, da dieser nicht den Anforderungen genügte.

Das genutzte Anwendungsbeispiel ist die Kommissionierung von Bauteilen zur Montage von Lichtschaltern oder Steckdosen mit kundenindividuellem Anteil (Böttcher et al. 2016). Die von einem Hersteller für diese Baugruppen freigegebenen Standardbauteile werden dem Kommissioniersystem bereitgestellt (Abbildung 9 oben). Die kundenindividuell, z. B. durch additive Fertigung erzeugten Rahmen und Schaltwippen der Lichtschalter werden in dem Bereich darunter bereitgestellt (Abbildung 9 unten).

In der Beispielanwendung konnte gezeigt werden, dass das System autonom und dezentral im Sinne der Vision „Industrie 4.0“ beliebige Kommissionieraufträge in beliebiger Reihenfolge mit kundenindividuellen Anteilen bearbeiten kann.

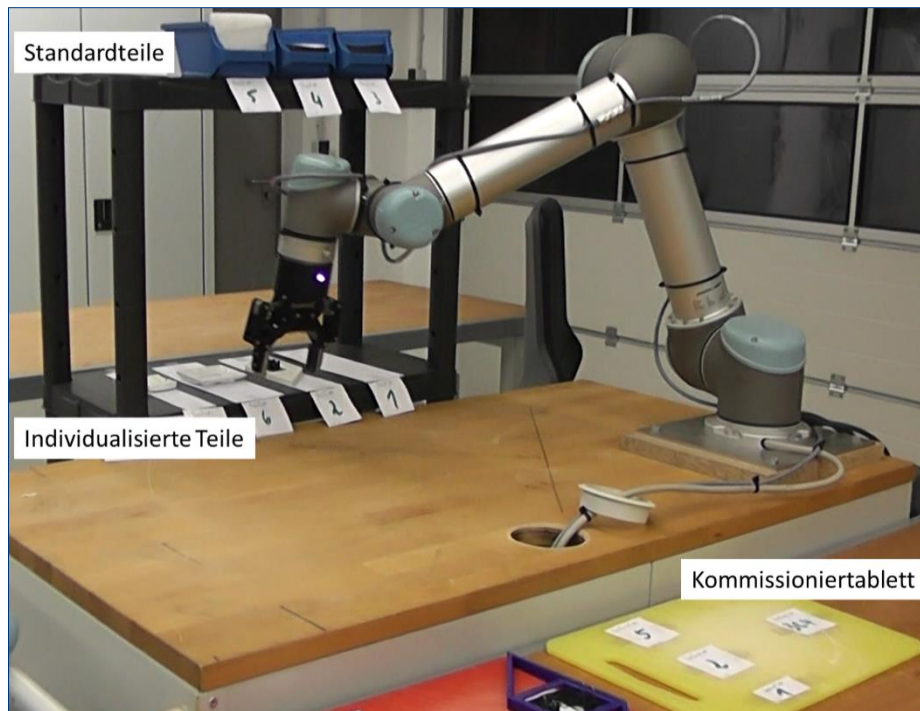


Abbildung 9: Prototypischer Aufbau des Kommissioniersystems mit kollaborativem Roboter im Labor Technik der NORDAKADEMIE

Die Vergabe des Kommissionierauftrags an das Kommissionierprogramm kann dabei durch manuelle Eingabe, von einem anderen autonomen System oder von einem zentralen Steuerungssystem erfolgen. Die Kommunikation zwischen der Kommissioniersoftware UR5-Application auf einem handelsüblichen Windows-PC und der auf einem Linux-Industrie-PC laufenden Robotersteuerung ist vollständig autonom. Dabei werden die Regeln zur Kommissionierung von der Kommissioniersoftware eingehalten, die Zuordnung zu den räumlichen Positionen, die Bewegungssteuerung und die Sicherheitsfunktionen werden von der Robotersteuerungssoftware dargestellt (Abbildung 9).

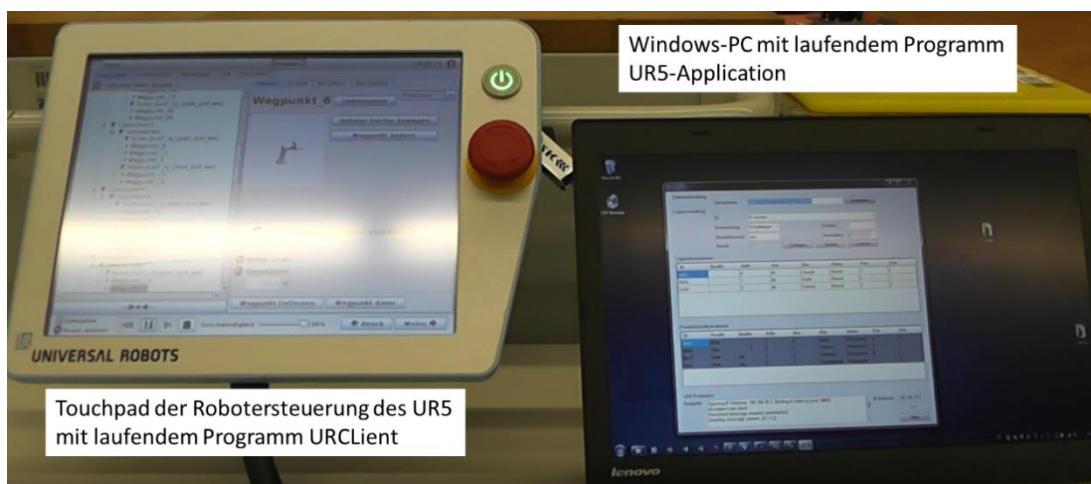


Abbildung 9: Rechner mit laufender Software des prototypischen Aufbaus

6. ZUSAMMENFASSUNG

Die Vision „Industrie 4.0“ beinhaltet die Realisierung von autonomen und flexiblen Fertigungsmitteln und Logistiksystemen. Als ein Beispiel für solch ein System wurde ein Kommissioniersystem als cyber-physikalisches System mithilfe eines kollaborativen Roboters aufgebaut. Die Konzeption hierfür entstand im Rahmen eines Masterprojektes an der NORDAKADEMIE und ist Teil eines Gesamtkonzeptes für die Realisierung eines cyber-physikalischen Produktionssystems (CPPS) zur Herstellung kundenindividueller Baugruppen.

Im Rahmen des Projektes konnte gezeigt werden, dass

- es möglich ist, ein geeignetes, der Vision „Industrie 4.0“ gerecht werdendes Arbeitssystem aus Serienkomponenten zu erzeugen,
- die konsequente Trennung von Leitsystem für das CPS und dessen Steuerung zu einem sicheren autonomen Arbeitssystem führt,
- ein modularer Aufbau dieses Systems möglich ist, das eine geeignete sichere Nutzung kollaborativer Roboter als CPS auch in anderen Anwendungsfällen als der Kommissionierung (z. B. in der Montage) erlaubt.

Im Rahmen des Masterprojektes wurde dieses System darüber hinaus auch auf seine Wirtschaftlichkeit hin bewertet. Die Gesamtkosten des Systems werden auf 54 T€ geschätzt.

7. QUELLENANGABEN

- Bauernhansl, Th.; ten Hompel, M.; Vogel-Heuser, B. (Hrsg.) (2017): Handbuch Industrie 4.0 Bd. 4 Allgemeine Grundlagen, Springer Vieweg.
- Böttcher, S.; Krone, E.; Meussen, B.; Schnauer, M.; Rittemann, S. (2016): Die flexible Fertigungszelle als ein Cyber-Physikalisches Produktionssystem (CPPS), Arbeitspapier der NORDAKADEMIE, Nr. 2016-06.
- Brandt, N.; Brinker, H.; Meussen, B.; Mora, J. und Schönfeld, T. (2017): Kollaborierende Robotik in der Montage von Baugruppen, in: NORDBLICK, Heft 4/2017, S. 24 – 35.
- Gärtner, J. (2004): Realistisches Projektdesign - Projektarbeit in einer wenig berechenbaren Welt, vdf Wirtschaft.
- Grechening, T., Bernhart, M., Breiteneder, R., und Kappel, K. (2010): Softwaretechnik - Mit Fallbeispielen aus realen Entwicklungsprojekten, München, PEARSON Studium.
- net-informations (2017): C# SQL Server Connection, zugegriffen über: <http://csharp.net-informations.com/data-providers/csharp-sql-serverconnection.htm> am 17.11.2017.
- Plattform Industrie 4.0 (2015): Umsetzungsstrategie Industrie 4.0, zugegriffen über: <https://www.bmwi.de/BMWi/Redaktion/PDF/I/industrie-40-verbaendeplattform-bericht,property=pdf,bereich=bmwi2012,sprache=de,rwb=true.pdf> am 05.09.2017.
- Universal Robots (2015a): UR Download | Support Site | Universal Robots, zugegriffen über: <https://www.universal-robots.com/download/?option=16460> am 05.02.2017.
- Universal Robots (2015b): Ethernet socket communication via URScript - 15678, zugegriffen über: <https://www.universal-robots.com/how-tos-and-faqs/how-to/ur-how-tos/ethernet-socket-communication-via-urscript-15678/> am 16.12.2016.
- VDI/VDE-Gesellschaft Mess- und Automatisierungstechnik (2014): Industrie 4.0 Statusreport Wertschöpfungsketten, zugegriffen über: https://www.vdi.de/fileadmin/vdi_de/redakteur_dateien/sk_dateien/VDI_Industrie_4.0_Wertschoepfungsketten_2014.pdf am 05.09.2017.