

Deskriptive Analyse von Kennzahlenrelationen

Daniel M. A. Burdensky^{1,2}, Benny Kneissl¹, Rainer Alt²

1 BMW Group, Leipzig München, Deutschland
{daniel.burdensky, benny.kneissl}@bmw.de

2 Universität Leipzig, Professur für Anwendungssysteme, Leipzig, Deutschland
{db59vaqy, rainer.alt}@uni-leipzig.de

Abstract. Die Steuerung großer Produktionsunternehmen stellt aufgrund einer Vielzahl interdependenter Geschäftsprozesse eine Herausforderung für das Management dar. Es wird erwartet, dass Entscheidungen entsprechend der übergeordneten strategischen Zielstellungen der Unternehmen getroffen werden. Jedoch macht die Komplexität der Ursache-Wirkbeziehungen zwischen den Kennzahlen, die zur Prozesssteuerung dienen, eine Abschätzung der Auswirkungen von Maßnahmen für den Menschen nahezu unmöglich. Vor diesem Hintergrund wird ein Ansatz vorgestellt, der auf Basis von Korrelationen zwischen Kennzahlen sowie deren leicht verständlicher Visualisierung die datenbasierte und systemgestützte deskriptive Analyse von Kennzahlenrelationen ermöglicht. Dabei liegt ein besonderer Fokus auf der Objektivität und Praktikabilität des Modells. Dieses wird anhand des Beispiels eines deutschen Automobilwerkes vorgestellt und validiert.

Keywords: Ursache-Wirkbeziehung, KPI, Kennzahl, Data Mining, Korrelation.

1 Einleitung

Zahlreiche Produktionsunternehmen nutzen Business Intelligence (BI)-Systeme zur Entscheidungsunterstützung für das Management. Diese Anwendungen bilden Kennzahlendaten, welche die jeweiligen Geschäftsprozesse repräsentieren, bspw. durch Ampeldarstellungen ab und ermöglichen Analysen und die Überwachung der Zielerreichung. Die Bedeutung dessen liegt darin begründet, dass viele Unternehmen unter Wissensdefiziten der Entscheidungsträger, welche die strategische Willensbildung prägen [1], leiden. Diese Defizite sind eine Konsequenz der hohen Steuerungskomplexität großer Produktionsunternehmen. Komplexität wird als die „...Eigenschaft, viele Zustände oder Verhaltensweisen annehmen zu können“ definiert [2, S. 6]. Zudem ist der Mensch in der Lage, ein System aus bis zu vier Variablen kognitiv zu verarbeiten und zu verstehen [3]. Angesichts der Vielzahl an Variablen (Kennzahlen), die beispielsweise ein Automobilwerk besitzt und die zahlreiche Zustände einnehmen können, lässt sich schlussfolgern, dass dessen Verhalten aufgrund seiner Komplexität intuitiv weder nachvollzogen noch antizipiert werden kann [4]. Somit werden die kognitiven Fähigkeiten der Führungskräfte überfordert und das Abschätzen der Konsequenzen von Entscheidungen massiv erschwert [2], [5].

Multikonferenz Wirtschaftsinformatik 2018,
March 06-09, 2018, Lüneburg, Germany

Üblicherweise treffen Manager auf Grundlage von Fachwissen und Intuition Annahmen bezüglich einzelner Bereiche zur Abschätzung der Auswirkungen von Maßnahmen [4]. Dabei helfen Kennzahlen, die Steuerungskomplexität zu reduzieren. Dennoch ist es sehr schwierig, die Ursachen für bestimmte Wirkungen im Kennzahlennetzwerk zu ermitteln und zielorientiert zu nutzen. Daher besteht eine große Nachfrage nach systembasierter Entscheidungsunterstützung zur Analyse der Kennzahlenrelationen [6], [7].

Vor diesem Hintergrund eignet sich das Automobilwerk Leipzig der BMW Group¹ aufgrund der Komplexität und Interdependenzen der zur Automobilfertigung notwendigen Prozesse, der Steuerung mit Hilfe von Kennzahlen sowie der hierarchischen Zielstruktur für die Durchführung einer Fallstudie. Anhand dessen Geschäftsprozessen und Daten wird im realen Umfeld ein quantitatives Modell² zur Analyse von Kennzahlenrelationen entwickelt, angewendet und validiert (Abb. 1).

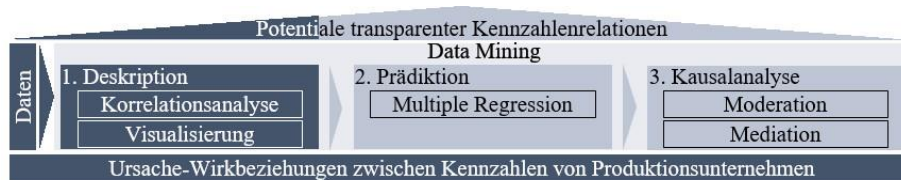


Abbildung 1. Modell zur datenbasierten Analyse von Kennzahlenrelationen

Das Modell besteht aus fünf Kernelementen: Die Basis bildet die Analyse des Nutzens der Kenntnis von Ursache-Wirkbeziehungen (UWB). Dem folgt auf Grundlage von Kennzahlendaten eine deskriptive Analyse der UWB mittels einer Korrelationsanalyse und einer geeigneten Visualisierung. Mit Hilfe einer multiplen Regression wird im nächsten Schritt eine prädiktive Analyse durchgeführt, um detaillierte Untersuchungen der Wirkungen von Einfluss- auf Zielgrößen zu ermöglichen sowie „What-if“-Betrachtungen durchzuführen. Zur Überprüfung möglicher Kausalitäten der gefundenen Beziehungen folgt die Analyse von Moderations- und Mediationseffekten zwischen den Kennzahlen. Schließlich werden für jeden dieser Schritte die Potentiale hinsichtlich der datenbasierten Erzeugung von Transparenz der Kennzahlenrelationen untersucht.

Der vorliegende Beitrag fokussiert die Nutzenanalyse der Kenntnis von UWB zwischen Kennzahlen, die Analyse von Kennzahlenrelationen mittels einer Korrelationsanalyse sowie dessen Potentiale hinsichtlich der Schaffung von Transparenz.

¹ Im BMW Werk Leipzig werden die Fahrzeuge der BMW 1er und 2er Reihe sowie Autos mit Elektroantrieb gefertigt. Rund 5.300 Mitarbeiter produzieren täglich über 860 Fahrzeuge [8]

² Ein Modell wird im Entscheidungsunterstützungskontext als eine Verknüpfung mehrerer Methoden verstanden [9]. „Als implementierte Methoden kommen hierbei vor allem heuristische, statistische, finanzmathematische und prognostische Verfahren zum Einsatz“ [9, S. 111]

2 Kennzahlenbasierte Unternehmenssteuerung

Die angesprochenen Geschäftsprozesse werden als “Menge von Aufgaben, die in einer vorgegebenen Ablauffolge zu erledigen sind und durch Applikationen der Informationstechnik unterstützt werden,” [10, S. 62] verstanden. Eine der Kernaufgaben des Managements ist deren Gestaltung, was „sowohl den (strategischen) Entwurf bzw. die Neugestaltung als auch die ständige (operative) Weiterentwicklung in Form von Prozessverbesserungen, kurz alle Maßnahmen zur Planung, Steuerung und Kontrolle von Geschäftsprozessen“ umfasst [11, S. 55]. Dabei ist es von Bedeutung, dass die Bestandteile des Produktionssystems in ihrer Vernetztheit untersucht und gesteuert werden, da komplexe, dynamische, wechselseitige Interdependenzen zwischen den Prozessen bestehen, welche das Verhalten des Ganzen bestimmen [12]. Folglich liefert die isolierte Betrachtung einzelner Prozesse einen unzureichenden Grad an Erklärbarkeit dessen Verhaltens und schöpft Verbesserungspotentiale für die Steuerung nicht aus. Eine Form, die Vernetztheit von Geschäftsprozessen zu betrachten, ist die Anwendung (und Aggregation) von Kennzahlen zu deren Steuerung.

2.1 Steuerung mittels Kennzahlen

Kennzahlen sind „...quantitative Informationen, die für die spezifischen Bedürfnisse der Unternehmensanalyse und –steuerung aufbereitet worden sind“ [1, S. 9]. Deren Verwendung ermöglicht es, Zusammenhänge in hoch verdichteter Form transparent zu machen, die Steuerungskomplexität zu reduzieren und Ursachen bestimmter Ereignisse zu analysieren [1], [13]. Als Grundlage dient die Übersetzung der strategischen Unternehmensziele in Kennzahlen und die Definition von Zielwerten. Anschließend werden diese top-down für die Hierarchieebenen heruntergebrochen [14], [15], sodass letztere damit sowohl steuern als auch gesteuert werden. Berichtet werden die Kennzahlen üblicherweise bottom-up.

Indes muss den Verantwortlichen bewusst sein, dass das Kennzahlensystem einer Organisation das Verhalten von Managern und Angestellten maßgeblich beeinflusst [14]: Es wird nach der Erreichung der Zielvorgaben gestrebt, da dadurch der Erfolg der eigenen Arbeit gemessen wird und bspw. Bonuszahlungen daran geknüpft sein können. Daher müssen die Ziele jeder Hierarchieebene auf die Strategie ausgerichtet sein, um eine Fehlsteuerung zu vermeiden. Jedoch erfolgen die Erzeugung und Anpassung von Kennzahlen häufig in einem evolutionären Prozess induktiv aus Erfahrungswissen oder dem Bauchgefühl des Managements und nicht anhand von sachgerechten Kriterien [1], [16]. Zudem fügen wechselnde Manager in der betrieblichen Praxis neue Kennzahlen zu der bestehenden Kennzahlenlandschaft hinzu, sodass deren Menge ansteigt und folglich die Übersichtlichkeit des ohnehin komplexen Systems abnimmt. Die entstehende Intransparenz und die Vernetztheit der Geschäftsprozesse führen durch unvollständige Informationen, begrenzte Ressourcen und Kommunikationsbarrieren zu erhöhtem Aufwand. Daher ist es für eine effiziente Unternehmenssteuerung notwendig, ein bestmögliches Verständnis für die Kennzahlenrelationen zu entwickeln.

2.2 Ursache-Wirkbeziehungen zwischen Kennzahlen

Im Rahmen einer Studie zeigt [17] auf, dass Personen mit einem besseren Verständnis für die kausalen Beziehungen zwischen ihren Handlungen und den jeweiligen Ergebnissen bessere strategische Entscheidungen treffen als andere. Ein Grund dafür ist, dass die Kenntnis von UWB zwischen Kennzahlen das Aufbrechen von Silodenken fördert: Sind die Auswirkungen von Maßnahmen nicht nur im eigenen Verantwortungsbereich sondern im gesamten Kennzahlennetzwerk abschätzbar, können effiziente und am Gesamtziel des Unternehmens ausgerichtete Entscheidungen getroffen werden; dies gilt ebenfalls bereits bei der Herleitung von Kennzahlen und deren Zieldefinition. Somit werden Unsicherheiten und Schäden reduziert [1], [18] und die isolierte Betrachtung von Kennzahlen überwunden. Ferner ermöglicht die übergreifende Kenntnis der UWB von Kennzahlen durch gesteigerte Transparenz bezüglich interdependenter Bereiche des Unternehmens eine effektivere Kommunikation, Vorhersagen und kontinuierliches Lernen über das Systemverhalten [19]. Folglich kann geschlossen werden, ob die Resultate von Maßnahmen mit hoher Wahrscheinlichkeit, notwendigerweise oder nicht eintreten werden [19].

Status quo. Trotz der genannten Vorteile sind „...die Bemühungen, Ursache-Wirkbeziehungen empirisch-theoretisch zu fundieren, [...] eher sporadisch und vielfach unzureichend“ [1, S. 404]. [16] zeigen auf, dass empirische Ansätze zur Identifikation, Quantifizierung und Projektion existierender UWB zwischen Kennzahlen fehlen. Gleiches stellt [18] im Kontext der Balanced Scorecard (BSC) fest. [20] legt zudem dar, dass die betriebliche Wirklichkeit und damit Entscheidungsprozesse inklusive ihrer UWB kaum umfassend statistisch beschreibbar sind, da die Realität zu komplex ist. Dem gegenüber konstatiert [21], dass UWB Teil der empirischen Welt und daher empirisch abbildbar sind. Dieser Diskurs stützt die Einschätzung von [19], dass im Bereich der empirischen quantitativen Analyse von UWB Forschungsbedarf besteht.

Verwandte Arbeiten. Durch zahlreiche Interviews mit Experten unterschiedlicher hierarchischer Ebenen (Fachbereichsmitarbeiter bis hin zu Führungskräften der Werkleitung) sowie diverser Fachbereiche (u.a. Qualität, IT, Logistik) und die Mitarbeit in einem strategischen Projekt zur Schaffung von Transparenz, Messbarkeit und Wirksamkeit der Kennzahlenlandschaft des BMW Werkes Leipzig über einen Zeitraum von mehr als einem Jahr konnten zahlreiche Erkenntnisse gewonnen werden: Beispielsweise kumulieren und aggregieren die meisten betrachteten BI-Tools Kennzahlen, ermöglichen aber keine detaillierten Analysen der UWB. Darauf aufbauend wurden zentrale Anforderungen an die Analyse von UWB (siehe Kopfzeile Tab. 1) abgeleitet, welchen bestehende Ansätze zugeordnet werden.

Die große Menge an Kennzahlen in Produktionsunternehmen macht den Umgang mit vielen Variablen und deren Visualisierung durch Systeme zur Analyse von UWB notwendig. Zugleich besitzen Kennzahlen, welche diverse Prozesse steuern, heterogene Einheiten (z. B. Stück, Zeiteinheit). Diese Anforderungen stellen mehrheitlich kein Problem dar.

Tabelle 1. Literaturanalyse anhand ermittelter Anforderungen

<i>Quelle</i>	<i>Ermittlung Relationen</i>	<i>Analyse Relationsstärke</i>	<i>Relevanz Einheiten</i>	<i>Visualisierung</i>	<i>Vielzahl Variablen</i>
Forrester[4] - System Dynamics	Qualitativ	Qualitativ	Ja	Intuitiv	Ja
Youngblood, Collins [22] - MAUT	Qualitativ	Qualitativ	Nein	Keine	Ja
Rodriguez et al. [16] - QRPMS	Qualitativ	Datenbasis	Nein	Intuitiv	Ja
Van der Aalst [6] - Process Mining	Datenbasis	Datenbasis	Ja	Intuitiv	Nein
Peral et al. [7]	Qualitativ	Datenbasis	Nein	Keine	Ja
Kotzanikolaou et al. [23]	Qualitativ	Qualitativ	Nein	Intuitiv	Ja
Rupprecht/Schweinberger [24]	Qualitativ	Keine	Nein	Keine	Nein
Hesse et al. [25] - PlantCockpit	Qualitativ	Datenbasis	Nein	Intuitiv	Ja

Forschungsbedarf hingegen ergibt sich hinsichtlich der Frage der Ermittlung von Kennzahlenrelationen in bisherigen Arbeiten: Bis auf eine Ausnahme werden UWB-Netze mit der Hilfe von Experten qualitativ entwickelt. Dies führt zu einer reduzierten Objektivität und Reproduzierbarkeit der Modelle, da sich diese in Abhängigkeit der beteiligten Personen ändern. Ebenso können getätigte Annahmen als notwendige Bedingungen der jeweiligen Analyse nicht überprüft werden. So entwickeln bspw. [4] und [22] auf Basis von Erfahrungswissen mathematische Formeln zur Beschreibung des Verhaltens von Kennzahlen, um UWB zu simulieren bzw. mittels Korrelationen zu analysieren.

Zwar ermitteln einige Ansätze die Stärke der Relationen datenbasiert, jedoch weisen sie hinsichtlich der Praktikabilität im Kennzahlenkontext Schwächen auf. Beispielsweise rekonstruiert [6] Prozesse anhand der Daten durch den Prozess geflossener Einheiten. Jedoch basiert der Ansatz aufgrund seines Prozessfokus auf Ereignisprotokollen mit den zugehörigen Zeitpunkten, weshalb er sich nicht zur Analyse von Kennzahlenrelationen eignet. Für letzteres nutzen [16] eine Hauptkomponentenanalyse (PCA). Diese „...unterstellt, dass sich die Varianzen der Items einer Itematterie möglichst vollständig durch einzelne Faktoren abbilden lassen...[,was] aus Sicht der empirischen Forschung wohl kaum realisierbar ist“ [20, S. 221].

Eine gute Grundlage bieten [25], die die UWB zwar qualitativ ermitteln, daraufhin aber ebenfalls paarweise Korrelationsanalysen zwischen den Kennzahlen durchführen. Deren Darstellung erfolgt jedoch nur hinsichtlich einzelner Größen, sodass die datenbasierten Beziehungen des Gesamtsystems nicht abgebildet werden. Somit werden u.a. die initial ermittelten UWB als gegeben angesehen und nicht hinterfragt, was der Objektivität nicht zuträglich ist, und die Prüfung redundanter Kennzahlen erschwert.

3 Analyse der Kennzahlenrelationen eines Automobilwerks

Data Mining beschreibt die Anwendung spezieller Algorithmen zur Identifikation von Mustern in Daten, welche nicht-triviale Vorhersagen bezüglich neuer Daten ermöglichen [26]. Etwas konkreter führt [1, S. 33] aus, dass „...z.B. unter Einsatz statistischer Verfahren nach Clustern oder Korrelationen zwischen den Daten...“ gesucht wird und es der Entdeckung neuer Zusammenhänge und Strukturen dient. Zwei der primären Ziele sind die Deskription und die Prädiktion: Deskription ist die Identifikation von für Menschen verständlichen Mustern, die die Daten beschreiben; Prädiktion nutzt Variablen aus Datenmengen, um unbekannte oder zukünftige Werte anderer Variablen vorherzusagen [27]. Nachstehend wird, wie erwähnt, der deskriptive Teil des entwickelten Modells (Abb. 1) betrachtet.

Entscheidungsträger in großen Unternehmen sind häufig keine Analytikexperten, weshalb die Ratschläge von Analysten für diese schwer zu verstehen und das Vertrauen in die Ergebnisse und daher deren Berücksichtigung bei Entscheidungen unzureichend sein können [26]. „Nur die [...] verstandenen und damit auch akzeptierten Resultate können letztlich Entscheidungen und die zukünftige Realität beeinflussen“ [20]. Insofern eignet sich eine Korrelationsanalyse zur Deskription, da sie eine geläufige, akzeptierte und vertrauenswürdige statistische Methode ist.

3.1 Beschreibung des Fallbeispiels

Die Abbildung aller UWB in einem Unternehmen ist [20] zufolge aufgrund der Vielzahl der Prozesse und Kennzahlen zu komplex, was im Rahmen der Fallstudie bestätigt wurde. Daher wurden spezifische Entscheidungsprobleme separat untersucht. Bei deren Abgrenzung zeigte sich, dass sich die Experten häufig intuitiv nach Funktionsbereichen oder Verantwortlichkeiten richteten. Um jedoch ein umfassendes Verständnis der UWB zu erhalten, bewährte sich die Orientierung an potentiellen prozessinternen Einflussgebern ergänzt um Größen aus Vorgänger- / Nachfolgerprozessen, Parallelprozessen oder Zielnehmer-Zielegeber-Beziehungen.

Beispielhaft wurde die Kennzahl Termintreue im Finish-Bereich der Montage des Werks ausgewählt. Sie misst die Quote der Fahrzeuge, die innerhalb der veranschlagten Zeiträume die Montage verlassen, und repräsentiert einen kritischen Erfolgsfaktor für die Werkleitung. Daher ist die Kenntnis, welche Größen sowohl positiven als auch negativen Einfluss auf diese Ergebnisgröße haben, von großer Bedeutung für das Management. Als einflussgebende Größen wurden zunächst weitere Kennzahlen, die vom strategischen Management genutzt werden, ausgewählt und diese im Austausch mit Prozessexperten um operative Größen ergänzt, sodass die Analyse der UWB mit insgesamt zehn Kennzahlen erfolgte. Diese werden im Produktionsprozess parallel oder sequentiell erfasst und im Folgenden nummeriert dargestellt: K-1 bis K-10.

Die Daten, die für diese Größen verwendet wurden, sind die Kennzahlen-Werte für die Serienproduktion von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor auf Tagesbasis von Anfang Januar 2016 bis Ende April 2017. Bei der Auswahl des Zeitraumes wurde berücksichtigt, dass dieser nicht zu lang ist, um Auswirkungen einschneidender Veränderungen der produzierten Fahrzeuge (z. B. Facelifts), Anlaufphasen neuer

Fahrzeuge oder Veränderungen an den Produktionslinien zu vermeiden, da der Regelbetrieb des Werkes ohne Sonderereignisse modelliert werden soll. Andererseits sind zur Erprobung ausreichend Informationen vorhanden (>377 Beobachtungen je Kennzahl), um die UWB realistisch abbilden zu können. Für die Analyse wurde das Package Statsmodels von Python genutzt und das resultierende Netzwerk mittels Neo4J visualisiert.

3.2 Deskription der Kennzahlenrelationen

Mit dem Ziel, die Kennzahlenrelationen derart abzubilden, dass Kennzahlenverantwortliche die Darstellung innerhalb kürzester Zeit verstehen, wurde eine paarweise Korrelationsanalyse nach Bravais-Pearson durchgeführt. Diese ermöglicht die Bestimmung der Stärke des linearen Zusammenhangs zweier Variablen [20]. Zunächst wurde geprüft, ob die Kennzahlen definitiv unabhängig sind, sodass Korrelationen aufgrund formeller Abhängigkeiten ausgeschlossen sind, und, ob sie logisch und prozessual in Zusammenhang stehen, sodass Kausalbeziehungen möglich sind. Weiterhin sind die Rohdaten der Kennzahlen metrisch skaliert, was ebenfalls für die zulässige Durchführung der Korrelationsanalyse spricht. Unter der Prämisse, die Daten geringstmöglich zu verändern, um deren Objektivität zu erhalten, wurden Schritte zur Datenbereinigung durchgeführt. Fehlende (z.B. NaN) und fachlich unplausible Werte wurden entfernt, wobei ein permanenter Austausch mit Prozessexperten stattfand, um keine für den Prozess charakteristischen Ausprägungen zu beeinflussen: Es besteht prinzipiell die Möglichkeit, dass Anomalien (Ausreißer), welche aus statistischer Sicht vermutlich nicht den Regelbetrieb widerspiegeln, trotzdem in der Analyse betrachtet werden sollen, da Experten diese als normale Prozesserscheinungen identifizieren. Außerdem wurden zum Erhalt der Objektivität der Daten keine Aggregationen oder ähnliches durchgeführt.

Durch das Sichten der resultierenden Streudiagramme aller untersuchter paarweiser Korrelationsbeziehungen wurde sichergestellt, dass die Daten linear beschrieben werden können [28]. Dies verdeutlicht Abbildung 2 beispielhaft anhand der Kennzahlen Termintreue (K-10; x-Achse) und Durchlaufzeit (K-9; y-Achse).

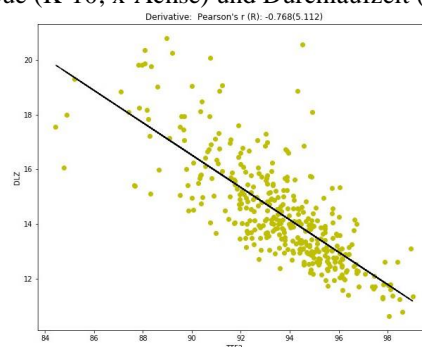


Abbildung 2. Korrelationsanalyse zwischen Termintreue und Durchlaufzeit

Der errechnete Korrelationskoeffizient sagt aus, ob zwischen den Messwertpaaren ein positiver (perfekt positiv: $r=1$), ein negativer (perfekt negativ: $r=-1$) oder kein linearer Zusammenhang (Koeffizient - nahe bei - null) besteht [20]. Um ein differenzierteres Maß zur Klassifizierung der Koeffizienten zu erhalten, wurden die in der Literatur üblichen Grenzen³ angepasst und zur folgenden Graphanalyse Farben zugeordnet (siehe Tab. 2):

Tabelle 2. Farbliche Codierung der Kanten⁴

$ r $	Korrelation	Farbe
$<0,1$	keine	keine
$0,1 < r < 0,4$	Schwach	Rot
$0,4 < r < 0,7$	Mittel	Gelb
$0,7 < r < 0,9$	Stark	Grün
$ r > 0,9$	Sehr stark	Blau

Die Kennzahlen Termintreue und Durchlaufzeit, welche annähernd normalverteilt sind, weisen einen Korrelationsfaktor von $-0,768$ auf, was bedeutet, dass sie stark antikorreliert sind. Dies ist prozessual schlüssig, da, wenn die Durchlaufzeit je Fahrzeug sinkt, eine Verbesserung der Termintreue sehr wahrscheinlich ist. So wurde durch die Korrelationsanalyse eine plausible Beziehung erkannt. Mittels des P-Wertes kann zudem die Signifikanz aufgezeigt werden⁵. Er gibt an, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Korrelationskoeffizient gleicher Größe entstehen könnte, wenn die Nullhypothese (es existiert keine Beziehung zwischen den Variablen) wahr wäre [28]. In der Literatur wird häufig eine Signifikanzgrenze von $0,05$ genutzt, welche sehr deutlich unterschritten wird (P-Wert: $1,23E-72 < 0,05$).⁶ Im Anschluss an die Berechnung der Korrelationen erfolgt die Visualisierung des Kennzahlennetzwerks in einem Graphen (siehe Abb. 3 links).

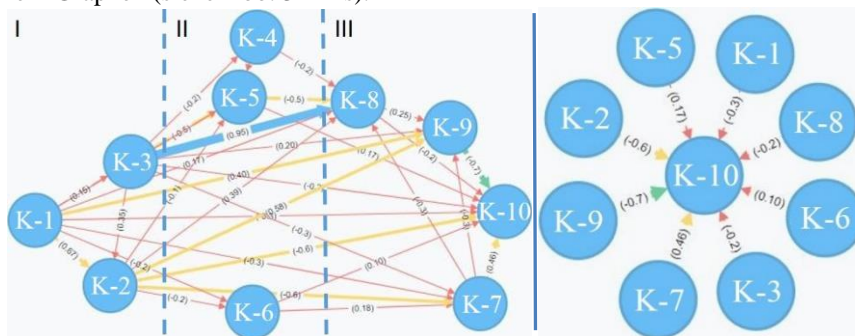


Abbildung 3. Visualisierung der Korrelationen in Beziehungsgraphen

³ $|r| < 0,5$ – schwache Korrelation; $0,5 < |r| < 0,8$ - mittlere Korr.; $|r| > 0,8$ - starke Korr. [18]

⁴ Per Konvention gehört die Klassenobergrenze zur jeweiligen Klasse, die Untergrenze nicht [18]

⁵ Optional, da auch nicht-signifikante Korrelationen kausal relevant sein können

⁶ Bei starken Abweichungen von der Normalverteilung bzw. Nichtlinearität sind andere Korrelationskoeffizienten zu prüfen (bspw. Spearmans Rangkorrelationskoeffizient)

In diesem Graphen repräsentieren die Knoten die jeweiligen Kennzahlen und die Kanten die bestehenden Korrelationsbeziehungen inklusive der Stärke der Beziehungen anhand deren Breite, Färbung und Koeffizienten. Die Pfeile an den Kanten sind zu ignorieren, da mittels einer Korrelation die Wirkrichtung, ob A auf B oder B auf A wirkt, nicht bestimmt werden kann [28]. Dies ist der nicht anpassbaren Darstellungsform von Neo4J geschuldet und beinhaltet keine Aussage. Davon abgesehen eignet sich Neo4J jedoch, um solche komplexen Graphen zu erzeugen.

Die horizontale Sortierung der Kennzahlen erfolgte gemäß der realen prozessualen Sequenz im Werk, welcher auch die Analyse der UWB folgen sollte. Die römischen Zahlen kennzeichnen die drei Erfassungspunkte dieses Beispiels. Mittels einer solchen Darstellung wird die datenbasierte Analyse, welche Kennzahlen statistisch miteinander in Beziehung stehen und wie stark die jeweiligen Korrelationen sind, ermöglicht. Es zeigt sich, dass durch die Vielzahl an Korrelationen zwischen den Kennzahlen die eingangs angenommenen Interdependenzen der Geschäftsprozesse und die Komplexität, der sich das Management gegenübersteht, nachvollzogen werden können.

Des Weiteren können auch einzelne Elemente untersucht werden: Da die Analyse der Termintreue im Fokus steht, werden die Beziehungen hinsichtlich dieser in Abbildung 3 rechts alleinstehend dargestellt. Neben der erläuterten Beziehung mit der Durchlaufzeit weisen weitere sieben der ausgewählten Kennzahlen eine Korrelation mit der Termintreue auf: Vier davon sind schwacher und zwei mittlerer Ausprägung. Darauf aufbauend kann bspw. hinterfragt werden, welche dieser Größen sich zukünftig für die effiziente Steuerung der Termintreue eignen und ob die Zielvorgaben dieser Kennzahlen der Zielerreichung der Termintreue zuträglich sind oder nicht.

Bei der Analyse der Ergebnisse ist zu beachten, dass eine Korrelation keine Aussage bezüglich kausaler Beziehungen trifft, da solche Muster in Daten zufällig entstehen können (sogenannte Scheinkorrelationen). Weiterhin liegt keine statistische Unabhängigkeit zwischen den Größen vor. Dem wird in den Schritten 2 und 3 des Modells (Abb. 1) Rechnung getragen werden, da dieser Beitrag den deskriptiven Teil fokussiert. Auch können einzelne Prozesse mehrere Tage benötigen, weshalb durch die Betrachtung von Tageswerten ohne Berücksichtigung zeitlichen Versatzes ein geringes Rauschen in den Daten entsteht. Aus den genannten Gründen wurden die Ergebnisse mit Kennzahlenexperten auf Plausibilität und mögliche Kausalitäten überprüft und die erkannten Beziehungen bestätigt. Somit konnte dieses Modellelement zur deskriptiven Analyse von Kennzahlenrelationen sowie deren Visualisierung validiert werden.

4 Schlussbetrachtungen

Im BI-Umfeld wird häufig davon ausgegangen, dass Kennzahlen und deren UWB qualitativ beispielsweise im Kontext der BSC [9] betrachtet oder aus dem Business Model Canvas abgeleitet werden [29]. Basis dessen sind i. d. R. Annahmen des Managements, sodass das einbrachte Wissen von den beteiligten Personen abhängt. Der vorliegende Beitrag stellt den deskriptiven Teil eines neuen Analyseansatzes als ergänzende, objektivere Informationsquelle zur Entscheidungsunterstützung vor: Die Beziehungen zwischen Kennzahlen werden mittels empirischer Daten quantitativ

ermittelt, was die Reproduktion der Ergebnisse unabhängig von einzelnen Personen ermöglicht und implizites Wissen datenbasiert ergänzt.

Da außer der Auswahl der Größen und deren prozessualer Sortierung keine qualitativen Informationen in die Methode einfließen, ist die Komplexität der vorliegenden Analyse gegenüber anderen quantitativen Ansätzen tendenziell geringer. In der Praxis zeigte sich, dass Korrelationsanalysen den Kennzahlenexperten zumindest terminologisch geläufig waren, wodurch das Vertrauen in die Ergebnisse anstieg. Insbesondere durch die Darstellung beispielhafter Streudiagramme mit unterschiedlich starken Korrelationen, konnte die Aussagekraft des Korrelationsgraphen verdeutlicht und eine sehr gute Nachvollziehbarkeit erreicht werden. Dies ist in den in Tabelle 1 genannten Quellen nur sehr eingeschränkt oder gar nicht möglich. Die Interpretation der Visualisierung der Beziehungen in dem Korrelationsgraphen war für alle Anwender nach wenigen Minuten problemlos möglich.

Darauf aufbauend können zusätzliche Erkenntnisse über untersuchte Teilbereiche komplexer Kennzahlensysteme erlangt werden, um deren Verhalten besser zu verstehen. Eine starke Korrelation zwischen zwei Größen kann z. B. die Wirksamkeit einer angenommenen UWB bestätigen oder ggf. auf Redundanz einer der beiden Kennzahlen aufmerksam machen. Eine fehlende oder geringe Korrelation könnte indes auf eine mangelhafte Einflussnahme einer Größe auf eine andere hindeuten.

Außerdem ist es möglich, unbekannte Beziehungen zwischen Kennzahlen, die bisher nicht bei der Steuerung des Unternehmens berücksichtigt wurden, zu identifizieren: Zeigen zwei Kennzahlen eine hinreichend starke Korrelation, sollte diese Beziehung hinsichtlich ihrer Eignung zur zukünftigen Steuerung untersucht werden. Ferner ist die Analyse großer Datenmengen möglich, sodass durch das versuchsweise Hinzufügen weiterer Kennzahlen möglicherweise neue Erkenntnisse bezüglich bereichs- und hierarchieübergreifende UWB gewonnen werden. So können auch diverse Zeiträume untersucht werden, um bspw. saisonal bedingte UWB zu erkennen.

Dies bietet Potentiale für die Schaffung von mehr Transparenz und die Verbesserung des Verständnisses für die Vernetztheit von UWB. Die folgende Reduktion von Silodenken im Unternehmen dient der Ausrichtung von Maßnahmen und Zielen auf die Unternehmensstrategie. Auch können Lücken im Kennzahlennetzwerk erkannt, neue Kennzahlen zielgerichtet ergänzt und das dynamische Verhalten bestehender Kennzahlen abgeschätzt werden. Insbesondere letzteres vermindert den statischen Charakter bestehender BI-Lösungen. Somit wird entscheidend zur Komplexitätsbewältigung durch effizientere Kommunikation verschiedener Bereiche beigetragen und durch das Abwägen von Handlungsalternativen Unsicherheiten reduziert.

Zusammenfassend stellt dieser in der Praxis validierte Beitrag eine Möglichkeit zur datenbasierten und systemgestützten, deskriptiven Analyse von Kennzahlenrelationen dar, dessen Ergebnisse für Personen ohne Analytikkenntnisse verständlich und anwendbar sind. Zu berücksichtigen ist, dass das dargestellte Kennzahlennetzwerk auf paarweisen Korrelationen basiert, wodurch kombinierte UWB nicht abgebildet und „What-if“-Analysen nicht ermöglicht werden. Eine Lösung dafür wird im zweiten Schritt des entwickelten Modells mittels einer Multiplen Regression realisiert werden.

Außerdem stammen die genutzten Daten aus nur einem Produktionsunternehmen. Da aber keine Spezifika dessen in den Beitrag eingeflossen sind, wird die

Übertragbarkeit auf andere Unternehmen und Prozesse angenommen. Dies wird dadurch gestützt, dass auch aus operativen Daten und Fragestellungen bereits wertvolle Erkenntnisse erlangt wurden.

Auch wenn ein hohes Maß an Objektivität der Analyseergebnisse erreicht wird, ist durch die notwendige Datenbereinigung und die Auswahl der eingebrachten Daten ein subjektiver Einfluss unumgänglich. Gleichmaßen unterliegt die Analyse der Resultate dem individuellen Wissensstand des Anwenders. Dabei ist wichtig, dass sie hinsichtlich möglicher Kausalitäten geprüft werden, da eine Korrelation keine Aussage diesbezüglich treffen kann; der Anwender trägt die Verantwortung, ob die Ergebnisse zur Entscheidungsunterstützung genutzt werden.

Zukünftig wäre zu prüfen, ob die Methode einer verbesserten mathematischen Beschreibung der Beziehungen von Elementen in SD-Modellen (z. B. [5]) und Ansätzen wie MAUT [22] dient. Auch könnte eine Übertragung auf kennzahlenorientierte Prozessmodellierungen wie Visual PPINOT [30] interessante Erkenntnisse liefern. Darüber hinaus bildet die Methode die Grundlage für die prädiktive Analyse und die statistische Betrachtung von Kausalitäten als nächste Schritte des Modells zur datenbasierten Analyse von Kennzahlenrelationen.

5 Quellen

1. Gladen, W.: Performance Measurement. Controlling mit Kennzahlen. Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden (2014)
2. Schwaninger, M.: Systemtheorie. Eine Einführung für Führungskräfte, Wirtschafts- und Sozialwissenschaftler (2004)
3. Halford, G.S., Baker, R., McCredden, J.E., Bain, J.D.: How many variables can humans process? *Psychological science* 16, 70–76 (2005)
4. Forrester, J.W.: Some Basic Concepts in System Dynamics. Sloan School of Management MIT, Massachusetts (2009)
5. Sterman, J.D.: System Dynamics Modeling. Tools for Learning in a Complex World. *California Management Review* 43, 8–25 (2001)
6. Aalst, Wil M. P. van der: Process Mining. Discovery, Conformance and Enhancement of Business Processes. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg (2011)
7. Peral, J., Maté, A., Marco, M.: Application of Data Mining techniques to identify relevant Key Performance Indicators. *Computer Standards & Interfaces* 50, 55–64 (2017)
8. BMW Group: Kennzahlen im Überblick, <https://www.bmwgroup-werke.com/leipzig/de/unser-werk.html>
9. Kemper, H.-G., Baars, H., Mehanna, W.: Business Intelligence – Grundlagen und praktische Anwendungen. Eine Einführung in die IT-basierte Managementunterstützung. Vieweg+Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden, Wiesbaden (2010)
10. Österle, H.: Entwurfstechniken. Springer, Berlin (1995)
11. Alt, R., Puschmann, T.: Digitalisierung der Finanzindustrie. Grundlagen der Fintech-Evolution (2016)
12. Krallmann, H. (ed.): Systemanalyse im Unternehmen. Prozessorientierte Methoden der Wirtschaftsinformatik. Oldenbourg, München, Wien (2007)
13. Schmalzried, D., Cundius, C., Franke, R., Lambeck, C., Alt, R., Zimmermann, W. and Groh, R.: In-Memory basierte Real-Time Supply Chain Planung. Leipzig, 197–211 (2013)

14. Kaplan, R.S., Norton, D.: The Balanced Scorecard. Measures that Drive Performance. *Harvard Business Review* 70, 71–79 (1992)
15. Hammer, M., Hershman, L.W.: *Faster, cheaper, better. The 9 levers for transforming how work gets done.* New York (2010)
16. Rodriguez, R.R., Saiz, J.J.A., Bas, A.O.: Quantitative relationships between key performance indicators for supporting decision-making processes. *Computers in Industry* 60, 104–113 (2009)
17. Strohhecker, J.: Factors influencing strategy implementation decisions. An evaluation of a balanced scorecard cockpit, intelligence, and knowledge. *J Manag Control* 27, 89–119 (2016)
18. Hügens, T.: *Balanced Scorecard und Ursache-Wirkungsbeziehungen. Kausale Modellierung und Simulation mithilfe von Methoden des Qualitative Reasoning.* Gabler Verlag / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden, Wiesbaden (2008)
19. Malina, M., Nørreklit, H., Selto, F.: Relations among Measures, Climate of Control, and Performance Measurement Models. *Contemporary Accounting Research* 24, 935–982 (2007)
20. Cleff, T.: *Deskriptive Statistik und Explorative Datenanalyse.* Gabler Verlag, Wiesbaden (2015)
21. Norreklit, H.: The balance on the balanced scorecard a critical analysis of some of its assumptions. *Management Accounting Research* 11, 65–88 (2000)
22. Youngblood, A.D., Collins, T.R.: Addressing Balanced Scorecard Trade-off Issues Between Performance Metrics Using Multi-Attribute Utility Theory. *Engineering Management Journal* 15, 11–17 (2015)
23. Kotzanikolaou, P., Theoharidou, M. and Gritzalis, D.: Interdependencies between Critical Infrastructures. Analyzing the Risk of Cascading Effects. Springer, Berlin, Heidelberg, 104–115 (2013)
24. Rupprecht, M., Schweinberger, A.: Kausale Zusammenhänge in der Ökonometrie - Die Granger-Kausalität am Beispiel von Immobilienvermögen und Konsum. *WIST* 37, 666–668 (2008)
25. Hesse, S., Spehr, M., Gumhold, S., Groh, R.: Visualizing time-dependent key performance indicator in a graph-based analysis. In: Grau, A., Martinez, H. (eds.) *ETFA'2014. 19th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation : September 16-19, 2014 : Barcelona, Spain*, pp. 1–7. IEEE, [Piscataway, N.J.] (2014)
26. Witten, I.H., Frank, E., Hall, M.A.: *Data mining. Practical machine learning tools and techniques* (2011)
27. Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., Smyth, P.: From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI Magazine* 17, 37–54 (1996)
28. Field, A.: *Discovering statistics using IBM SPSS statistics. And sex and drugs and rock 'n' roll.* Sage, Los Angeles, London, New Delhi (2013)
29. Linden, M., Navrade, F.: Effektive Planung und Steuerung erfolgskritischer Komponenten eines Geschäftsmodells. In: Gluchowski, P., Chamoni, P. (eds.) *Analytische Informationssysteme. Business Intelligence-Technologien und -Anwendungen*, pp. 325–349. Springer, Berlin, Heidelberg (2015)
30. del-Río-Ortega, A., Resinas, M., Durán, A., Bernárdez, B., Ruiz-Cortés, A., Toro, M.: Visual ppinot. A Graphical Notation for Process Performance Indicators. *Bus Inf Syst Eng* 5, 28 (2017)