

Association for Information Systems AIS Electronic Library (AISeL)

Wirtschaftsinformatik Proceedings 2009

Wirtschaftsinformatik

2009

EIN FORMALER ANSATZ ZUR AUSWAHL VON KENNZAHLEN AUF BASIS EMPIRISCHER ZUSAMMENHÄNGE

Maximilian Röglinger
Universität Augsburg

Dieter Reinwald
Universität Augsburg

Marco C. Meier
Universität Augsburg

Follow this and additional works at: <http://aisel.aisnet.org/wi2009>

Recommended Citation

Röglinger, Maximilian; Reinwald, Dieter; and Meier, Marco C., "EIN FORMALER ANSATZ ZUR AUSWAHL VON KENNZAHLEN AUF BASIS EMPIRISCHER ZUSAMMENHÄNGE" (2009). *Wirtschaftsinformatik Proceedings 2009*. 116.
<http://aisel.aisnet.org/wi2009/116>

This material is brought to you by the Wirtschaftsinformatik at AIS Electronic Library (AISeL). It has been accepted for inclusion in Wirtschaftsinformatik Proceedings 2009 by an authorized administrator of AIS Electronic Library (AISeL). For more information, please contact elibrary@aisnet.org.

EIN FORMALER ANSATZ ZUR AUSWAHL VON KENNZAHLEN AUF BASIS EMPIRISCHER ZUSAMMENHÄNGE

Maximilian Röglinger¹, Dieter Reinwald, Marco C. Meier²

Kurzfassung

Ein noch immer nicht befriedigend gelöstes Problem bei der Gestaltung von Planungs- und Kontrollsystemen (PuK-Systemen) besteht in der Festlegung relevanter Inhalte, insbes. Kennzahlen. Als teilautomatisierte Ergänzung zu existierenden Ansätzen der Informationsbedarfsanalyse wird in diesem Beitrag ein formaler Algorithmus zur Auswahl von Kennzahlen auf Basis empirischer Zusammenhänge für abgegrenzte Bereiche von PuK-Systemen entwickelt und anhand eines vereinfachten Beispiels angewendet.

1. Motivation und Forschungsgegenstand

Betriebliche Entscheidungsträger können aufgrund der komplexen inner- und außerbetrieblichen Strukturen nahezu unmöglich alle Problemfelder mit potenziellem Handlungsbedarf permanent überwachen [4] [5]. Ein zentrales Problem bei der Einführung und Weiterentwicklung von PuK-Systemen liegt daher in der Auswahl von Entscheidungsobjekten und den zu deren Steuerung eingesetzten Kennzahlen. Hier sind die beschränkte kognitive Informationsverarbeitungskapazität von Entscheidungsträgern und konzeptionelle Limitationen, z. B. von Management Cockpits, Dashboards oder Balanced Scorecards, zu berücksichtigen [8]. Grundsätzliche Hilfestellungen bieten Ansätze der Informationsbedarfsanalyse wie die Methode der Kritischen Erfolgsfaktoren [14] oder vorgefertigte Bausteine („Templates“ / „Business Content“), z. B. in Systemen wie SAP[®] BI[®] [11].

Jedoch bestehen bez. der Auswahl von Kennzahlen, auf die sich dieser Beitrag konzentriert, noch Mängel; insbes. hinsichtlich einer intersubjektiven Nachvollziehbarkeit, der Partizipation von Entscheidungsträgern sowie der Berücksichtigung von Zusammenhängen zwischen Kennzahlen. Existierende Verfahren beruhen meist auf qualitativen Einschätzungen, was in der Praxis dazu führen kann, dass Auswahlentscheidungen bei der Gestaltung und „Entschlackung“ von Berichtssystemen überwiegend nach „Bauchgefühl“ getroffen werden, hoher personeller Aufwand durch Befragungen entsteht und viele Kennzahlen ausgewählt werden, deren Nutzen oft nebulös bleibt.

¹ Lehrstuhl für BWL, Wirtschaftsinformatik, Informations- & Finanzmanagement, Universität Augsburg

² Professur für Wirtschaftsinformatik und Management Support, Universität Augsburg

Innerhalb von Kennzahlensystemen unterscheidet Küpper [9] logische, empirische und hierarchische Zusammenhänge. Logische entstehen durch Definition (z. B. Gewinn = Erträge – Aufwendungen) oder mathematische Transformation (z. B. ROI = Kapitalumschlag * Umsatzrendite). Empirische Zusammenhänge ergeben sich aus Beobachtung der Realität und sind deterministisch oder stochastisch (z. B. Zusammenhang zwischen Produktpreis und Absatzmenge). Hierarchische Zusammenhänge definieren Rangordnungen, die sachlich (z. B. Jahresgewinn = Summe der Monatsgewinne) oder subjektiv sein können (z. B. Liquidität ist wichtiger als Rentabilität).

Oft denkt man bei Kennzahlensystemen, wozu im weiteren Sinne auch Wertreiberbäume zählen, an baum- oder pyramidenartige Artefakte, in denen eine Spitzenkennzahl durch mathematische Transformationen hierarchisch-sachlich zerlegt wird. Jedoch sind logische und hierarchische Zusammenhänge ab einer bestimmten Zerlegungsstufe nicht mehr eindeutig [9], sodass die Existenz von Zusammenhängen durch Expertenbefragung und deren Stärke durch Analyse von Vergangenheitsdaten empirisch ermittelt werden müssen. Wegen der fehlenden hierarchischen Struktur nennt man eine Zusammenfassung empirisch zusammenhängender Kennzahlen auch *Kennzahlennetz* [4]. Während das hierarchische Kennzahlenteilsystem häufig monetäre und vergangenheitsorientierte Kennzahlen, wie z. B. Umsatz oder Deckungsbeitrag, umfasst, bestehen Kennzahlennetze auch aus nichtmonetären und z. T. zukunftsorientierten Kennzahlen, wie z. B. Anzahl der Vertriebsschulungen oder Kundenzufriedenheitsindizes. Wegen der fehlenden logischen und hierarchischen Struktur sind die Zusammenhänge innerhalb von Kennzahlennetzen tendenziell komplexer, was die Auswahl von Kennzahlen zusätzlich erschwert.

Somit stellt sich die Forschungsfrage: *Welche Kennzahlen sollen aus einem bestehenden Kennzahlennetz ausgewählt werden, um Entscheidungsträger über einen abgegrenzten betrieblichen Sachverhalt zweckmäßig zu informieren?*

Dem Beitrag liegt ein gestaltungsorientierter, formal-deduktiver Forschungsansatz zugrunde. Kapitel 2 stellt bisherige Arbeiten zur Kennzahlenauswahl einander gegenüber und arbeitet die Forschungslücke anhand eines Anforderungsgerüsts heraus. Kapitel 3 schlägt einen Ansatz zur Kennzahlenauswahl auf Basis empirischer Zusammenhänge vor. Dieser wird in Kapitel 4 anhand der Anforderungen aus Kapitel 2 und mithilfe eines vereinfachten Anwendungsbeispiels evaluiert. Kapitel 5 fasst die zentralen Ergebnisse zusammen, unterzieht diese einer kritischen Würdigung und gibt einen Ausblick auf weiteren Forschungsbedarf.

2. Bisherige Arbeiten zur Auswahl von Kennzahlen

Tabelle 1 Anforderungen an den Prozess der Kennzahlenauswahl

Anforderung	Erläuterung bez. des Prozesses der Kennzahlenauswahl
Vollständigkeit (R1)	Alle zur Steuerung erforderlichen Kennzahlen werden ausgewählt.
Intersubjektivität (R2)	Auswahlentscheidungen sind von Sachverständigen nachvollziehbar.
Klarheit (R3)	Eine vom Menschen noch erfassbare begrenzte Menge von Kennzahlen wird systematisch, einheitlich und transparent strukturiert.
Multikausalität (R4)	Zusammenhänge zwischen den Kennzahlen werden berücksichtigt.
Zielorientierung (R5)	Der Bezug zu den oberen Unternehmenszielen wird berücksichtigt.
Partizipation (R6)	Entscheidungsträger beeinflussen die Kennzahlenauswahl an definierten Stellen.

In der Literatur finden sich viele Anforderungen an Kennzahlensysteme, die auf Kennzahlennetze übertragbar sind. So sollten diese einen betrieblichen Sachverhalt vollständig abbilden (Vollständigkeit), intersubjektiv nachvollziehbar sein (Intersubjektivität), eine sinnvolle Ordnung und eine

begrenzte Anzahl von Kennzahlen aufweisen (Klarheit), Zusammenhänge zwischen Kennzahlen explizieren (Multikausalität) sowie an den Unternehmenszielen ausgerichtet sein (Zielorientierung). Zudem sollten fachkundige Mitarbeiter eingebunden werden (Partizipation). Detaillierte Erläuterungen finden sich z. B. in [1] [2] [4] [13]. Die meisten dieser Anforderungen beziehen sich auf Kennzahlennetze als Artefakte und nicht auf den *Prozess* der Kennzahlenauswahl. Letzterer steht hier im Vordergrund, sodass sich die in *Tabelle 1* aufgelisteten Anforderungen ergeben.

Zwischen den Anforderungen bestehen teils komplementäre, teils konfliktäre Beziehungen: z. B. verhalten sich Vollständigkeit und Klarheit konfliktär, Multikausalität und Klarheit komplementär. Zudem sind sie aufgrund ihrer natürlichsprachigen Formulierung mit Unschärfen behaftet. Dennoch bilden sie nach Einschätzung der Autoren eine nützliche Hilfestellung für die Evaluation bisheriger Ansätze und die Herausarbeitung der Forschungslücke. Ein Ansatz soll dabei im Sinne der o. g. Forschungsfrage als zweckmäßig gelten, wenn er die Anforderungen weitgehend erfüllt. Im Folgenden wird eine Auswahl von Quellen aus Fachzeitschriften und Lehrbüchern diskutiert, die konkrete Lösungsvorschläge, z. B. Vorgehensmodelle, beinhalten (siehe *Tabelle 2*).

Tabelle 2 Vergleich bestehender Ansätze zur Kennzahlenauswahl

Quellen	R1	R2	R3	R4	R5	R6
Liebetruh und Otto [10]	Keine Aussage	Inter-subjektivität durch formales Modell	Keine Strukturierung; subjektive Festlegung der Kennzahlenobergrenze	Isolierte Betrachtung	Zielbezug über Werttreiber	Partizipation über Vergabe von Nutzwerten
Neely et al. [12]	Keine Aussage	Eingeschränkte Intersubjektivität über Checklisten	Keine Strukturierung; keine Kennzahlenobergrenze	Eigener Prozessschritt, nicht konkretisiert	Zielbezug über Unternehmensstrategie	Keine Aussage
Reichmann [13]	Keine Aussage	Keine Aussage	Keine Strukturierung; Forderung nach hoher Informationsdichte	Isolierte Betrachtung	Kein expliziter Zielbezug	Keine Aussage
Rockart [14]	Keine Aussage	Subjektive Zuordnung von Kennzahlen zu Erfolgsfaktoren	Strukturierung über Erfolgsfaktoren; keine Kennzahlenobergrenze	Isolierte Betrachtung	Zielbezug über Erfolgsfaktoren	Partizipation über explorative Interviews
Weber [18]	„Operative“ und „strategische“ Kennzahlen	Subjektivität durch Thesenabgabe	Strukturierung über Erfolgsfaktoren; keine Kennzahlenobergrenze	Isolierte Betrachtung	Zielbezug über Erfolgsfaktoren	Partizipation durch Thesenabgabe

Liebetruh und Otto [10] präsentieren ein lineares Optimierungsmodell, das aus einer gegebenen Kennzahlenmenge eine nutzenmaximale Teilmenge auswählt. Neely et al. [12] fordern eine Auswahl von Kennzahlen unter Kosten-Nutzen-Gesichtspunkten. Reichmann [13] versucht, Kennzahlen mit dem Ziel einer hohen „Informationsverdichtung“ auszuwählen. Rockart [14] erläutert im Rahmen der Methode der Kritischen Erfolgsfaktoren, wie der subjektive Informationsbedarf von Entscheidungsträgern auf wenige essentielle Handlungsfelder eingrenzbar ist. Jedem Erfolgsfaktor werden in Interviews Kennzahlen zugeordnet. Weber [18] schlägt mit dem Konzept der selektiven Kennzahlen einen Ansatz vor, in dem Kennzahlen aus von Entscheidungsträgern abgegebenen Thesen abgeleitet werden.

Besonders auffällig ist, dass lediglich der Ansatz von Liebetruh und Otto aufgrund des formalen Modells intersubjektiv nachvollziehbar (R2) ist. Gleichzeitig erlaubt nur er die Festlegung einer Kennzahlenobergrenze (R3). Kein Ansatz berücksichtigt Zusammenhänge zwischen Kennzahlen

(R4). Entscheidungsträger haben kaum definierte Eingriffspunkte (R6). Folglich lässt sich insbesondere hinsichtlich der Anforderungen Intersubjektivität (R2), Klarheit (R3), Multikausalität (R4) und Partizipation (R6) eine Forschungslücke identifizieren.

3. Auswahl von Kennzahlen auf Basis empirischer Zusammenhänge

Die Idee des vorgeschlagenen Ansatzes wird zunächst konzeptionell vorgestellt und anhand eines Beispiels veranschaulicht.

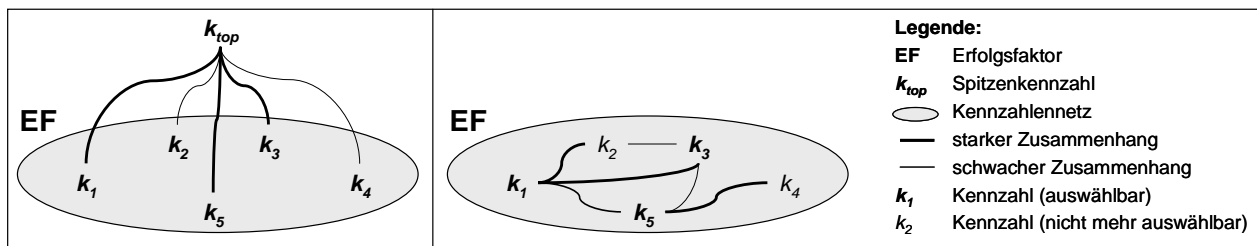


Abbildung 1 Zusammenhänge innerhalb eines Kennzahlennetzes und mit der Spitzenkennzahl

Wir gehen – analog zu existierenden Ansätzen – davon aus, dass der Informationsbedarf eines Entscheidungsträgers im Rahmen einer Erfolgsfaktorenanalyse vorstrukturiert wurde und für jeden Erfolgsfaktor eine Menge potenziell sinnvoller Kennzahlenkandidaten in Form eines Kennzahlennetzes vorliegt. *Abbildung 1* zeigt einen Erfolgsfaktor mit einem Kennzahlennetz bestehend aus fünf Kennzahlen k_1 bis k_5 . Zwischen den Kennzahlen bestehen empirische Zusammenhänge, wobei hier vereinfachend nur „stark“ und „schwach“ unterschieden werden. So existiert z. B. zwischen k_1 und k_2 ein starker, zwischen k_1 und k_5 ein schwacher und zwischen k_1 und k_4 kein (direkter) Zusammenhang. Jede Kennzahl beeinflusst zudem die Spitzenkennzahl des Unternehmens k_{top} ; z. B. k_1 stark, k_2 schwach. Für den Erfolgsfaktor stellt sich die Frage, welche Kennzahlen ausgewählt werden sollen. Der Mehrwert des Ansatzes ergibt sich v. a. durch Anwendung für mehrere Erfolgsfaktoren.

Empirische Zusammenhänge werden in zweierlei Hinsicht genutzt: Denjenigen mit k_{top} kommt eine initiale Filterfunktion zu, d. h. nur solche Kennzahlen sind später auswählbar, die stark auf k_{top} wirken. Im Beispiel würden k_2 und k_4 nicht weiter betrachtet. Anhand der Zusammenhänge innerhalb des Kennzahlennetzes werden die Kennzahlen ausgewählt, die gemeinsam möglichst stark mit vielen anderen Kennzahlen zusammenhängen. Denn je stärker zwei Kennzahlen zusammenhängen, desto zuverlässiger lässt sich der Wert der einen bei Kenntnis der anderen schätzen. Um solche Kennzahlen unter der gegebenen Anzahlrestriktion zu selektieren, wird nach dem Prinzip des abnehmenden Grenzzusammenhangs – analog zum abnehmenden Grenznutzen [17] – vorgegangen, d. h. jeweils die Kennzahl mit dem stärksten zusätzlichen Zusammenhang wird als nächste gewählt. Im Beispiel sollen zwei Kennzahlen gewählt werden. Im zweiten Schritt sind k_1 , k_3 und k_5 auswählbar. Als erste Kennzahl würde k_1 berücksichtigt, weil sie durch die starken Zusammenhänge mit k_2 und k_3 sowie den schwachen Zusammenhang mit k_5 die initial stärkste Einbettung aufweist. Bei der Wahl der zweiten Kennzahl ist der Grenzzusammenhang zu betrachten: Für k_5 umfasst dieser den starken Zusammenhang mit k_4 sowie die Differenz zwischen dem schwachen Zusammenhang k_1 mit k_5 und dem perfekten Zusammenhang von k_5 mit sich selbst (Autokorrelation). Der Zusammenhang mit k_1 zählt nicht, da k_1 bereits bekannt ist. Der Zusammenhang mit k_3 zählt nicht, da zwischen k_1 und k_3 ein stärkerer Zusammenhang besteht. Der Grenzzusammenhang von k_3 resultiert lediglich aus der Differenz zwischen dem starken Zusammenhang k_1 mit k_3 und dem perfekten Zusammenhang von k_3 mit sich selbst (Autokorrelation). Die Zusammenhänge mit k_1 , k_2 und k_5 werden durch k_1 abgedeckt. Wegen des höheren Grenzzusammenhangs wird k_5 als zweite Kennzahl gewählt.

Die Güte einer Kennzahl hängt naturgemäß nicht nur von ihrer empirischen Einbettung ab. Manche Kennzahlen sind z. B. verhältnismäßig einfach aus einem operativen System extrahierbar, andere müssen personell erfasst und aufbereitet werden. Solch basale Anforderungen beeinflussen die Güte der auszuwählenden Kennzahlen und sind daher ebenfalls zu berücksichtigen. Im vorgeschlagenen Ansatz geschieht das im Folgenden, indem von zwei Kennzahlen mit gleich starkem (Grenz-) Zusammenhang diejenige bevorzugt wird, welche die basalen Anforderungen besser erfüllt.

Zur rechnerischen Verknüpfung des (Grenz-) Zusammenhangs mit dem Erfüllungsgrad basaler Anforderungen und um Präferenzen hinsichtlich einzelner Kennzahlen ausdrücken zu können, liegt – analog zu Liebetruth und Otto – das Konzept des ordinalen Nutzens zugrunde [17]. Aus Konsistenzgründen wird auch der Zusammenhang mit der Spitzenkennzahl als Nutzen ausgedrückt.

Im Folgenden werden in Kapitel 3.1 und 3.2 zunächst die Annahmen des Ansatzes dargelegt und eine Formalisierung der drei Nutzenkomponenten vorgeschlagen. In Kapitel 3.3 wird das eben skizzierte Vorgehen in einen Algorithmus überführt.

3.1 Annahmen

A1. Gegeben seien eine Menge von Kennzahlen $K = \{k_1, k_2, \dots, k_m\}$ und eine Spitzenkennzahl k_{top} als metrisch skalierte Merkmale. K ist ein Kennzahlennetz. Zwischen manchen Kennzahlen bestehen unmittelbare, paarweise, symmetrische und sinnvoll interpretierbare empirische Zusammenhänge. Diese seien durch eine $m \times m$ -Matrix C^K repräsentiert. Dabei steht c_{ij} für die Stärke des Zusammenhangs zwischen k_i und k_j mit $c_{ij} = 0$ genau dann, wenn k_i und k_j unabhängig sind bzw. deren Zusammenhang nicht sinnvoll interpretiert werden kann ($1 \leq i, j \leq m, i \neq j$). Jede Kennzahl k_i hängt mit k_{top} unmittelbar, paarweise und symmetrisch empirisch zusammen. Die Zusammenhänge mit k_{top} seien durch einen m -elementigen Vektor $\vec{C}^{k_{top}}$ repräsentiert.

A2. Alle empirischen Zusammenhänge seien im betrachteten Zeitraum approximativ linear und konstant. Der betrachtete Zeitraum umfasst den Zeitraum, auf dessen Grundlage die Stärke der Zusammenhänge ermittelt wird, und den Zeitraum, in dem Berichte auf Basis der ausgewählten Kennzahlen verwendet werden.

A3. Eine Kennzahl k_i stifte Nutzen. Dabei soll gelten: Je besser k_i basale Anforderungen erfüllt, desto mehr Nutzen stiftet sie. Je stärker k_i mit k_{top} zusammenhängt, desto mehr Nutzen stiftet sie. Wurde noch keine Kennzahl gewählt, so gilt: Je stärker k_i mit den anderen Kennzahlen aus K zusammenhängt, desto mehr Nutzen stiftet sie. Wurde bereits mindestens eine Kennzahl gewählt, so gilt: Je stärker k_i mit solchen Kennzahlen zusammenhängt, mit denen die bisher gewählten Kennzahlen nicht oder schwächer zusammenhängen, desto mehr (Grenz-) Nutzen stiftet sie.

Den empirischen Zusammenhängen aus A1 geht eine Validierung im Sinne einer sinnvollen Interpretierbarkeit durch Domänenexperten voraus. Dies ist sinnvoll, weil eine ausschließliche Untersuchung statistischer Zusammenhänge aufgrund von Scheinkorrelationen zu falschen Interpretationen führen mag. Prominente Beispiele hierfür finden sich u. a. in [6]. Vereinfachend werden Zusammenhänge zwischen mehr als zwei Kennzahlen und transitive Zusammenhänge nicht betrachtet; genauso wie exogene dritte Einflussgrößen. Obwohl in der betrieblichen Realität durchaus asymmetrische Zusammenhänge im Sinne von Ursache und Wirkung vorkommen, werden hier im Rahmen einer Interdependenzanalyse vereinfachend symmetrische Zusammenhänge angenommen. Damit lassen sich einfachere und verständlichere Zusammenhangsmaße nutzen. Die in A2 untersuchte Linearität ist vertretbar, da sie für viele ökonomische Anwendungsfälle eine hinreichend gute

Approximation für nichtlineare Zusammenhänge darstellt [15] – insbesondere bei abgegrenztem Untersuchungszeitraum. A3 wurde bereits durch die konzeptionelle Erläuterung oben motiviert.

Aufgrund der Annahmen lässt sich die Zusammenhangsmatrix C^K wie folgt befüllen: Im Rahmen der Erfolgsfaktorenanalyse wird ermittelt, zwischen welchen Kennzahlen aus K ein sinnvoll interpretierbarer Zusammenhang besteht. Die Stärke (nur) dieser Zusammenhänge wird auf Basis von Vergangenheitswerten anhand des Bravais-Pearson-Korrelationskoeffizienten r , einem in der Statistik häufig eingesetzten Maß für lineare Zusammenhänge, bestimmt. Allerdings reichen die Absolutbeträge aus, da nach A3 lediglich die Stärke, nicht die Richtung, relevant ist. Der zweite Schritt gilt analog für den Zusammenhangsvektor $\vec{C}^{k_{top}}$.

3.2 Formalisierung der Nutzenkomponenten

Jeder Kennzahl sind drei Nutzenkomponenten zugeordnet: Nutzen durch Zusammenhang mit der Spitzenkennzahl, Nutzen durch Zusammenhang mit anderen Kennzahlen aus K und Basisnutzen. Diese werden hier formal eingeführt, die Art ihres Zusammenwirkens in Kapitel 3.3.

NUTZEN DURCH ZUSAMMENHANG MIT DER SPITZENKENNZAHL

Zunächst wird der Nutzen $U_{k_i}^{k_{top}}$ durch Zusammenhang einer Kennzahl k_i mit der Spitzenkennzahl k_{top} formalisiert. Dadurch kann k_i später aussortiert werden, falls diese eine definierte Untergrenze unterschreitet. Nach A3 ist der Nutzen umso höher, je stärker dieser Zusammenhang ist. Die betragsmäßigen Korrelationskoeffizienten des Zusammenhangsvektors $\vec{C}^{k_{top}}$ erfüllen diese Bedingung, sodass $U_{k_i}^{k_{top}}$ dem i -ten Element gleichgesetzt werden kann.

NUTZEN DURCH ZUSAMMENHANG MIT ANDEREN KENNZAHLEN

Der Nutzen $\vec{U}_{k_i}^K$ durch Zusammenhang einer einzelnen Kennzahl k_i mit den anderen Kennzahlen aus K lässt sich als Vektor darstellen und kann nach A3 dem i -ten Spaltenvektor von C^K gleichgesetzt werden. Die isolierte Betrachtung einer Kennzahl ist nur bei der Wahl der ersten Kennzahl aussagekräftig. Die interessantere Frage lautet, welchen Grenznutzen $\Delta\vec{U}_{k_i|K_{selected}}^K$ eine Kennzahl k_i stiftet, wenn bereits eine Menge von Kennzahlen $K_{selected}$ gewählt wurde. Zunächst mag die Differenz $\vec{U}_{k_i}^K - \vec{U}_{K_{selected}}^K$ zur Formalisierung des Grenznutzens geeignet erscheinen. Falls k_i mit einer anderen Kennzahl k_j schwächer zusammenhängt als die Kennzahlen aus $K_{selected}$, würde sich der Nutzen diesbez. dann jedoch verschlechtern. Das ist unplausibel, weil auf die bisher gewählten, stärker mit k_j zusammenhängenden Kennzahlen aus $K_{selected}$ zurückgegriffen werden kann. Folglich muss der Grenznutzen durch die Hinzunahme von k_i mindestens null sein. Für $\Delta\vec{U}_{k_i|K_{selected}}^K$ ergibt sich mit $u_{K_{selected},k_j}^K$ als Nutzen durch Zusammenhang der bisher gewählten Kennzahlen mit k_j :

$$\Delta\vec{U}_{k_i|K_{selected}}^K = \begin{pmatrix} \max\left(r_{k_i,k_1} \mid -u_{K_{selected},k_1}^K, 0\right) \\ \max\left(r_{k_i,k_2} \mid -u_{K_{selected},k_2}^K, 0\right) \\ \dots \\ \max\left(r_{k_i,k_m} \mid -u_{K_{selected},k_m}^K, 0\right) \end{pmatrix} \quad (1)$$

Soll der Grenznutzen als Skalar ausgedrückt und in jedem Auswahlsschritt auf das Intervall $[0;1]$ normiert werden, so ergibt sich folgende Formel. Der Nenner gibt dabei an, welcher maximale Grenznutzen bez. $K_{selected}$ möglich ist.

$$\Delta U_{k_i|K_{selected},norm.}^K = \frac{\vec{1}^T \cdot \Delta \vec{U}_{k_i|K_{selected}}^K}{\sum_{o=1}^m (1 - u_{K_{selected},k_o}^K)} = \frac{\sum_{l=1}^m \max(r_{k_i,k_l} | -u_{K_{selected},k_l}^K, 0)}{\sum_{o=1}^m (1 - u_{K_{selected},k_o}^K)} \quad (2)$$

Wird k_i gewählt, so ergibt sich für $\vec{U}_{K_{selected} \cup k_i}^K$:

$$\vec{U}_{K_{selected} \cup k_i}^K = \vec{U}_{K_{selected}}^K + \Delta \vec{U}_{k_i|K_{selected}}^K \quad (3)$$

BASISNUTZEN

Der Basisnutzen $U_{k_i}^{basis}$ einer Kennzahl k_i gibt an, wie „gut“ diese eine vorgegebene Menge von basalen Anforderungen $A = \{a_1, a_2, \dots, a_z\}$ erfüllt. Beispiele für solche Anforderungen sind Beeinflussbarkeit, Verständlichkeit, Messbarkeit und Manipulationsfreiheit [4]. Über die Anforderungen lassen sich positive wie negative Effekte bewerten. So gibt ein hoher Wert für Verständlichkeit an, dass eine Kennzahl intuitiv interpretierbar ist. Ein niedriger Wert für Messbarkeit hingegen zeigt, dass die Verwendung der Kennzahl mit hohem Erhebungsaufwand verbunden ist. Es wird daher darauf verzichtet, dem Nutzen einer Kennzahl Kosten explizit gegenüber zu stellen, zumal diese einer Kennzahl im Sinne des Identitätsprinzips kaum verursachungsgerecht zuordenbar sind [7]. Jeder Kennzahl wird für jede Anforderung über eine Funktion $Score_{basis}: K \times A \rightarrow [0;1]$ ein Wert aus dem Intervall $[0;1]$ zugeordnet. Die Ermittlung dieser Funktion erfolgt vor der Kennzahlenauswahl z. B. auch bei einer Erfolgsfaktorenanalyse und ist nicht Bestandteil dieses Ansatzes. Des Weiteren bietet es sich an, den Basisnutzen mittels Division durch die Anzahl der basalen Anforderungen z auf das Intervall $[0;1]$ zu normieren, um dessen Interpretierbarkeit und Vergleichbarkeit über Auswahlvorgänge mit unterschiedlicher Anzahl von Anforderungen zu gewährleisten. Daraus ergibt sich:

$$U_{k_i}^{basis} = \frac{\sum_{l=1}^z Score_{basis}(k_i, a_l)}{z} \quad (4)$$

3.3 Algorithmus zur Kennzahlenauswahl

Der Algorithmus verknüpft die Nutzenkomponenten in zwei Schritten (siehe *Abbildung 2*). Hilfsvariablen sind $K_{residual}$ und $K_{selected}$: erstere umfasst die Menge der noch zur Auswahl stehenden Kennzahlen und entspricht initial K , zweitere beinhaltet die bereits ausgewählten Kennzahlen in Form einer Liste und ist initial leer. Die Listeneigenschaft ermöglicht die Bildung einer Kennzahlen-Rangfolge nach abnehmendem Grenznutzen.

Im ersten Schritt werden sämtliche Kennzahlen aussortiert, deren Nutzen durch Zusammenhang mit der Spitzenkennzahl eine definierte Untergrenze $U_{MIN}^{k_{top}}$ unterschreitet. Im zweiten Schritt werden Kennzahlen mit einer Kombination aus beschränkter Tiefensuche und Bestensuche ausgewählt [16]. Die beschränkte Tiefensuche bricht den Suchvorgang ab, nachdem eine definierte Obergrenze von Kennzahlen $|K_{selected}|_{MAX}$ erreicht wurde. Die Bestensuche mit Greedy-Heuristik wählt jeweils die Kennzahl mit dem höchsten Grenznutzen als nächste aus. Dies erscheint sinnvoll, weil das Kennzahlenauswahlproblem analog dem Rucksackproblem ist, welches anhand der Greedy-Heuristik approximativ lösbar ist [3]. Dabei soll eine nutzenmaximale Menge verschiedener Gegenstände in einen Rucksack aufgenommen werden, wobei jeder Gegenstand unterschiedlich schwer ist, einen unterschiedlich hohen Nutzen stiftet und insgesamt eine Gewichtsobergrenze nicht überschritten werden darf. Die Analogie besteht darin, dass hier eine nutzenmaximale Menge verschiedener Kennzahlen in ein Kennzahlennetz aufgenommen werden soll, wobei jede Kennzahl gleich „schwer“ ist, unterschiedlich hohen Nutzen stiftet und eine Obergrenze $|K_{selected}|_{MAX}$ nicht überschritten werden darf.

Der zweite Schritt läuft im Detail wie folgt ab: Für jede Kennzahl $k_i \in K_{residual}$ wird der Grenznutzen bestimmt, indem man den Grenznutzen durch Zusammenhang mit den anderen Kennzahlen und den Basisnutzen addiert. Der isolierte Nutzen für die Auswahl der ersten Kennzahl lässt sich als Grenznutzen bez. der leeren Menge (\emptyset) darstellen. Der Basisnutzen fließt immer voll ein, da er nicht von den zuvor gewählten Kennzahlen abhängt. Der additiven Verknüpfung liegt die Idee zugrunde, dass Basisnutzen und Nutzen durch Zusammenhang mit anderen Kennzahlen substituierbar sind [17]. Beide Summanden liegen stets zwischen $[0;1]$ und werden mit α bzw. $(1 - \alpha)$ mit $0 \leq \alpha \leq 1$ gewichtet, damit sie unterschiedlich stark einfließen können. In jedem Auswahlschritt wird die Kennzahl mit dem höchsten Grenznutzen aus $K_{residual}$ entfernt und zu $K_{selected}$ hinzugefügt (mit „+“ als Listen-Einfügeoperator). Sollte es mehrere Kennzahlen mit gleich hohem Nutzen geben, so bietet sich bspw. an, eine zu wählen, für die andere(n) einen erneuten Suchlauf durchzuführen und schließlich die Kennzahlenliste mit dem höchsten Gesamtnutzen zu verwenden. Darüber hinaus mag man Kennzahlen vorgeben, die aus Sicht der Entscheidungsträger zwingend zu berücksichtigen sind. Der Algorithmus terminiert sobald $|K_{selected}|_{MAX}$ erreicht wurde und/oder keine weitere Kennzahl mehr zur Verfügung steht. $K_{selected}$ enthält dann die ausgewählten Kennzahlen aufgelistet nach abnehmendem Grenznutzen.

```

/* Initialisierung */
Kresidual ← K
Kselected ← ∅

/* Schritt 1: Auswahl bez. Nutzen durch Zusammenhang mit der Spitzenkennzahl */
Für alle  $k_i \in K_{residual}$ : Wenn  $U_{k_i}^{k_{top}} < U_{MIN}^{k_{top}}$  Dann  $K_{residual} \leftarrow K_{residual} \setminus \{k_i\}$ 

/* Schritt 2: Auswahl bez. Nutzen durch Zusammenhang im Kennzahlennetz und Basisnutzen */
Solange ( $|K_{selected}| < |K_{selected}|_{MAX}$  und  $|K_{residual}| > 0$ ) {
  Für alle  $k_i \in K_{residual}$ : Berechne  $\Delta U_{k_i|K_{selected}} = \alpha \cdot \Delta U_{k_i|K_{selected},norm.}^K + (1 - \alpha) \cdot U_{k_i}^{basis}$ 

  Wähle  $k_i$  mit dem höchsten  $\Delta U_{k_i|K_{selected}}$ 

   $K_{residual} \leftarrow K_{residual} \setminus \{k_i\}$ 
   $K_{selected} \leftarrow K_{selected} + k_i$ 
}

```

Abbildung 2 Algorithmus zur Kennzahlenauswahl

4. Evaluation und Anwendungsbeispiel

Der Ansatz hatte zum Ziel, die Forschungslücke bez. der Anforderungen Intersubjektivität (R2), Klarheit (R3), Multikausalität (R4) und Partizipation (R6) aus Kapitel 2 zu schließen: Durch die formale Darstellung der Nutzenkomponenten und des Algorithmus sind Vorgehen und Bewertungskriterien intersubjektiv nachvollziehbar. Während die korrelationsbasierten Nutzenkomponenten weitgehend frei von subjektiven Einflüssen sind, hängt der Basisnutzen von der Expertise der Entscheidungsträger ab (R2). Empirische Zusammenhänge mit der Spitzenkennzahl haben eine initiale Filterfunktion, Zusammenhänge innerhalb des Kennzahlennetzes dienen der Kennzahlenauswahl derart, dass möglichst zuverlässige Schätzungen der anderen Kennzahlen möglich sind (R4). Zudem ist die Anzahl der Kennzahlen im Sinne der Klarheit (R3) begrenzt. Entscheidungsträger können über definierte „Stellschrauben“ – wie z. B. Kennzahlenobergrenze, Mindestnutzen durch Zusammenhang mit der Spitzenkennzahl, Gewichtungsparemeter α , Vorgabe von Kennzahlen – die Kennzahlenauswahl systematisch und nachvollziehbar beeinflussen (R6). Der Ansatz leistet somit einen gewissen Beitrag zur Schließung der identifizierten Forschungslücke.

Um die Anwendbarkeit des Ansatzes zu zeigen, wird das eingangs konzeptionell eingeführte Beispiel nochmals aufgegriffen. Dieses Mal werden nicht nur „starke“ und „schwache“ Zusammenhänge unterschieden, sondern die in *Abbildung 3* links dargestellten Werte zugrunde gelegt. Nun wird auch der Basisnutzen berücksichtigt, in den analog zu oben vereinfachend nur die Erhebbarkeit (a_1) einfließt; bspw. ist k_3 einfach zu erheben, k_5 schwer. Nach wie vor sind zwei Kennzahlen zu wählen, d. h. $|K_{selected}|_{MAX} = 2$. Zudem soll der Nutzen durch Zusammenhang mit anderen Kennzahlen stärker gewichtet werden als der Basisnutzen; daher $\alpha = 0,7$. Der Mindestnutzen durch Zusammenhang mit der Spitzenkennzahl sei $U_{MIN}^{k_{top}} = 0,7$. Im ersten Schritt werden k_2 und k_4 aussortiert, da sie diesen Mindestnutzen unterschreiten. Folglich sind k_1 , k_3 und k_5 im zweiten Schritt auswählbar. Der detaillierte Ablauf lässt sich anhand der textuellen Ausgabe eines bereits implementierten Prototyps in *Abbildung 3* rechts nachvollziehen: k_1 stiftet den höchsten initialen Nutzen und wird als erste Kennzahl ausgewählt. Man erkennt, dass k_1 eine stärkere empirische Einbettung, jedoch einen geringeren Basisnutzen aufweist als k_3 . Aufgrund der Wahl von α ist der Gesamtnutzen von k_1 – wenn auch nur geringfügig – höher als der von k_3 . Für die Wahl der zweiten Kennzahl stehen k_3 und k_5 zur Verfügung. Hier zeigt sich die Grenznutzenbetrachtung. Während k_3 und k_5 vor der Auswahl von k_1 noch denselben Nutzen durch empirische Einbettung stiften, ergeben sich diesbezüglich Unterschiede. k_5 stiftet hier zwar höheren Grenznutzen durch empirische Einbettung, jedoch wesentlich geringeren Basisnutzen als k_3 . Dieser wird nicht durch die stärkere empirische Einbettung kompensiert, sodass k_3 als zweite Kennzahl gewählt wird. Dieses Ergebnis stimmt aufgrund des nun zusätzlich berücksichtigten Basisnutzens nicht mit dem des eingangs skizzierten Beispiels überein.

U^K	k_1	k_2	k_3	k_4	k_5	$U^{k_{top}}$	k_{top}	U^{basis}	a_1
k_1	1,00	0,90	0,51	0,00	0,25	k_1	0,80	k_1	0,80
k_2	0,90	1,00	0,30	0,00	0,00	k_2	0,30	k_2	0,60
k_3	0,51	0,30	1,00	0,00	0,30	k_3	0,70	k_3	1,00
k_4	0,00	0,00	0,00	1,00	0,55	k_4	0,40	k_4	0,60
k_5	0,25	0,00	0,30	0,55	1,00	k_5	0,70	k_5	0,20

Es gilt: $|K_{selected}|_{MAX} = 2$; $U_{MIN}^{k_{top}} = 0,7$; $\alpha = 0,7$

Select figure #1

Utility of $k_1 = 0.7 * 0.53 + 0.3 * 0.8 = 0.61$
Utility of $k_3 = 0.7 * 0.42 + 0.3 * 1.0 = 0.59$
Utility of $k_5 = 0.7 * 0.42 + 0.3 * 0.2 = 0.35$
=> Figure k_1 has been selected!

Select figure #2

Utility of $k_3 = 0.7 * 0.23 + 0.3 * 1.0 = 0.46$
Utility of $k_5 = 0.7 * 0.56 + 0.3 * 0.2 = 0.45$
=> Figure k_3 has been selected!

Abbildung 3 Nutzentabellen und Ausschnitt der Ausgabe des Prototyps

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die vorgeschlagene Formalisierung die eingangs entwickelte Idee zur Kennzahlenauswahl geeignet umsetzt und zu konsistenten Auswahlentscheidungen führt.

5. Zusammenfassung, kritische Würdigung und Ausblick

Der vorgeschlagene Ansatz dient der Auswahl von Kennzahlen auf Basis empirischer Zusammenhänge. Ziel war es, auf den Ergebnissen einer Erfolgsfaktorenanalyse aufbauend aus einem gegebenen Kennzahlennetz diejenigen Elemente auszuwählen, die gemeinsam einen Entscheidungsträger zweckmäßig informieren. Dazu werden Kennzahlen anhand von drei Nutzenkomponenten bewertet und in einem zweistufigen Algorithmus nach abnehmendem Grenznutzen ausgewählt. Die Nutzenkomponenten drücken aus, wie „gut“ eine Kennzahl basale Anforderungen – z. B. Erhebbarkeit – erfüllt, wie stark – gemessen über den Bravais-Pearson-Korrelationskoeffizienten – sie mit den anderen Kennzahlen des Kennzahlennetzes bzw. mit der Spitzenkennzahl des Unternehmens zu-

sammenhängt. Aktuell ist der Ansatz prototypisch implementiert und konnte im Rahmen zweier Kooperationsprojekte mit Unternehmen aus der Telekommunikations- und der Elektrobranche erstmals angewandt werden. Folgende Erweiterungen sind geplant:

1. Der Begriff des Zusammenhangs beschränkt sich auf direkte, paarweise und symmetrische Beziehungen zwischen Kennzahlen. Künftig soll untersucht werden, welche dieser Restriktionen aufgehoben und in den Ansatz integriert werden können.
2. Der Algorithmus unterliegt den Einschränkungen einer Bestensuche auf Basis der Greedy-Heuristik [16]. Demnach werden nicht zwingend die Kennzahlen mit dem global höchsten Gesamtnutzen gewählt. Dieses Problem könnte durch eine Breitensuche vermieden werden, was zu einem Verlust der Rangordnung im Sinne des abnehmenden Grenznutzens führen würde. Zudem ist das Abbruchkriterium über die Kennzahlenobergrenze exogen vorgegeben, was ebenfalls zu suboptimalen Entscheidungen führen kann. Bspw. ist es möglich, dass der Erbungsaufwand einer weiteren Kennzahl den Grenznutzen ökonomisch nicht rechtfertigt. Benötigt wird also eine Trade-Off-Betrachtung. Es ist geplant, den Algorithmus hinsichtlich beider genannter Probleme zu erweitern.
3. Ferner gilt es, den Ansatz mit bestehenden Methoden der Informationsbedarfsanalyse formal zu verknüpfen, zusätzliche strukturierende Elemente (z. B. die Perspektiven der Balanced Scorecard) zu berücksichtigen und – mit Blick auf Analytische Informationssysteme – um einen Ansatz zur Auswahl von Dimensionselementen (Entscheidungsobjekten) zu erweitern.
4. Des Weiteren ist zu untersuchen, wie logisch und hierarchisch zusammenhängende Kennzahlen berücksichtigt werden können.

Literatur

- [1] CAPLICE, C., SHEFFI, Y., A review and evaluation of logistics metrics, in: The International Journal of Logistics Management. Heft 2 (1994).
- [2] DINTER, B., BUCHER, T., Business Performance Management, in: P. Chamoni, P. Gluchowski (Hrsg.), Analytische Informationssysteme. Business Intelligence-Technologien und -Anwendungen, 3. Auflage, Springer, Berlin 2006.
- [3] DEMPE, S., SCHREIER, H., Operations Research, Teubner, Wiesbaden 2006.
- [4] GLADEN, W., Performance Management. Controlling mit Kennzahlen, 3. Auflage, Gabler, Wiesbaden 2005.
- [5] GLUCHOWSKI, P., GABRIEL, R., DITTMAR, C., Management Support Systeme und Business Intelligence, 2. Auflage, Springer, Berlin 2008.
- [6] HILBERT, A., Zur Theorie der Korrelationsmaße, Josef Eul Verlag, Lohmar 1998.
- [7] HORVATH, P., Controlling, 10. Auflage, Vahlen, München 2006.
- [8] KEMPER, H.-G., MEHANNA, W., UNGER, C., Business Intelligence, 2. Auflage, Vieweg, Wiesbaden 2006.
- [9] KÜPPER, H.-U., Controlling, 4. Auflage, Schäffer-Poeschel, Stuttgart 2005.
- [10] LIEBETRUTH, T., OTTO, A., Ein formales Modell zur Auswahl von Kennzahlen, in: Controlling. Heft 1 (2006).
- [11] MERTENS, P., MEIER, M. C., Integrierte Informationsverarbeitung – Band 2, 10. Auflage, Gabler, Wiesbaden 2008, im Druck.
- [12] NEELY, A., GREGORY, A., PLATTS, K., Performance measurement systems design. A literature review and research agenda, in: International Journal of Operations and Production Management. Heft 4 (1995).
- [13] REICHMANN, T., Controlling mit Kennzahlen und Management-Tools. Die systemgestützte Controlling-Konzeption, 7. Auflage, Vahlen, München 2006.
- [14] ROCKART, J., Chief executives define their own data needs, in: Harvard Business Review. Heft 2 (1979).
- [15] RÖNZ, B., FÖRSTER, E., Regressions- und Korrelationsanalyse. Grundlagen, Methoden, Beispiele, Gabler, Wiesbaden 1992.
- [16] RUSSEL, S., NORVIG, P., Artificial Intelligence. A Modern Approach, 2. Auflage, Prentice Hall, Upper Saddle River 2003.
- [17] VARIAN, H. R., Grundzüge der Mikroökonomik, 7. Auflage, Oldenbourg, München 2007.
- [18] WEBER, J., Kennzahlen für die Logistik, Schäffer-Poeschel, Stuttgart 1995.