

Gestaltung kundenzentrischer Informationssysteme

**Beiträge zur Planung und Bewertung von Datenqualitätsmaßnahmen und
Kommunikationsstandards**

Dissertation

der Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät

der Universität Augsburg

zur Erlangung des Grades eines Doktors

der Wirtschaftswissenschaften

(Dr. rer. pol.)

vorgelegt

von

Mathias Klier

(Diplom-Wirtschaftsmathematiker)

Augsburg, Dezember 2007

Erstgutachter:

Prof. Dr. Hans Ulrich Buhl

Zweitgutachter:

Prof. Dr. Axel Tuma

Vorsitzender der mündlichen Prüfung:

Prof. Dr. Dr. h. c. Günter Bamberg

Datum der mündlichen Prüfung:

7. Februar 2008

Inhaltsverzeichnis

Verzeichnis der Beiträge

I. Einleitung

I.1. Zielsetzung und Aufbau der Dissertationsschrift

I.2. Fachliche Einordnung und fokussierte Forschungsfragen

II. Beitrag: „Ein Optimierungsansatz für ein fortlaufendes Datenqualitätsmanagement und seine praktische Anwendung bei Kundenkampagnen“

III. Beiträge zur zielorientierten Quantifizierung von Datenqualität

III.1. Beitrag: „Datenqualitätsmetriken für ein ökonomisch orientiertes Qualitätsmanagement“

III.2. Beitrag: „Metriken zur Bewertung der Datenqualität – Konzeption und praktischer Nutzen“

IV. Beitrag: „Unternehmensweite Anwendungsintegration – Zentrale Anreizsetzung zur Realisierung von Netzwerkeffekten bei dezentralen Entscheidungsstrukturen“

V. Fazit und Ausblick

V.1. Fazit

V.2. Ausblick

Anmerkung: Eine fortlaufende Seitennummerierung wird pro Kapitel beziehungsweise pro Unterkapitel des jeweiligen Beitrags vorgenommen. Ein Literaturverzeichnis sowie die Anhänge werden jeweils am Ende eines jeden Beitrags aufgeführt.

Verzeichnis der Beiträge

In dieser Dissertation werden die folgenden veröffentlichten und zur Veröffentlichung angenommenen Beiträge vorgestellt:

- B.1 Heinrich, B.; Klier, M.; Bewernik, M.-A. (2006): Unternehmensweite Anwendungsintegration – Zentrale Anreizsetzung zur Realisierung von Netzwerkeffekten bei dezentralen Entscheidungsstrukturen. In: WIRTSCHAFTSINFORMATIK 48 (2006) 3, S. 158-168. (VHB-Ranking 7,7 Punkte, Kategorie B)
- B.2 Heinrich, B.; Klier, M. (2006): Ein Optimierungsansatz für ein fortlaufendes Datenqualitätsmanagement und seine praktische Anwendung bei Kundenkampagnen. In: Zeitschrift für Betriebswirtschaft 76 (2006) 6, S. 559-587. (VHB-Ranking 7,4 Punkte, Kategorie B)
- B.3 Klier, M. (2008): Metriken zur Bewertung der Datenqualität – Konzeption und praktischer Nutzen. Erscheint in: Informatik Spektrum 30 (2008) 2. (VHB-Ranking 6,4 Punkte, Kategorie C)
- B.4 Heinrich, B.; Klier, M. (2008): Datenqualitätsmetriken für ein ökonomisch orientiertes Qualitätsmanagement. Erscheint in: Hildebrand, K; Mielke, M.; Gebauer, M.; Hinrichs, H. (Hrsg.): Daten- und Informationsqualität – Auf dem Weg zur Information Excellence. Wiesbaden 2008.

I. Einleitung

Eine wertorientierte Unternehmensführung fordert eine konsequente Ausrichtung aller Unternehmensteile und -aktivitäten an vorhandenen oder noch zu schaffenden Werten und sieht die Steigerung des Unternehmenswertes als zentrale Zielsetzung (Bruhn et al., 2000; Burmann, 2003; Strack, Villis, 2000). Sie wird als Konkretisierung und Weiterentwicklung des Shareholder-Value-Konzepts, das auf die grundlegenden Veröffentlichungen von Rappaport in den achtziger Jahren zurückgeht (Rappaport, 1986; Rappaport, 1991), verstanden und schlägt sich darin nieder, dass alle Unternehmensaktivitäten und Entscheidungen auf Basis definierter, ökonomischer Zielgrößen getroffen werden müssen. Demzufolge gilt es, nach Lösungen zu suchen, wie der Unternehmenswert durch Investitionen in die entscheidenden Werttreiber langfristig gesteigert werden kann (Doyle, 2000; Copeland et al., 2000). Aktuell stellt dabei der Dienstleistungssektor in allen bedeutenden Industrienationen den größten und am stärksten wachsenden Wirtschaftszweig dar (Maglio et al., 2006). Mit der in diesem Bereich naturgemäß stärkeren Einbindung des Kunden in die Leistungserstellung¹ soll hier nur ein Grund dafür angeführt werden, warum der seit langem angekündigte Trend – weg von der Produkt- und hin zur Kundenorientierung – immer häufiger beobachtet werden kann (Rust et al., 2005; Hogan et al., 2002). In diesem Zuge ist die Kundenbeziehung als erfolgsrelevantes „Investitionsobjekt“ (wieder)entdeckt und der Kunde als entscheidender Werttreiber beziehungsweise „asset“ identifiziert worden (Srivastava et al., 1998; Kumar et al., 2004; Dwyer, 1997; Krafft, 1999). Damit rückt auch die Beziehung zum Kunden mehr und mehr in den Mittelpunkt der unternehmerischer Entscheidungen. Dies spiegelt sich nicht nur in aktuellen Geschäftsberichten zahlreicher Unternehmen wider (vgl. z. B. AXA Konzern AG, 2007; Deutsche Telekom AG, 2007; Commerzbank AG, 2007; Siemens AG, 2007). Vielmehr verdeutlicht eine ganze Reihe großer, unternehmensweiter Projekte, dass Unternehmen eine strategische Neuausrichtung auf den Kunden nicht nur propagieren, sondern die kundenzentrische Ausgestaltung ihres Geschäftsmodells wirklich vorantreiben. So startete beispielsweise die Allianz AG bereits im Jahr 2005 ein Customer Focus Projekt, um eine konsequente Kundenorientierung innerhalb der

¹ So kann beispielsweise eine Dienstleistung – gemäß ergebnisorientierter Definition (vgl. z. B. Corsten, 1997; Meyer, 1998) – erst durch die Integration des Dienstleistungsnehmers beziehungsweise Kunden (als externen Faktor) in den Erstellungsprozess „entstehen“.

gesamten Organisation zu etablieren (vgl. hierzu und zu weiteren Beispielen Schröder, 2005). Auch der AXA Konzern arbeitet an einer konsequenten Umsetzung des „strategischen Kurses, der die permanente Überprüfung aller Maßnahmen und Prozesse unter dem Gesichtspunkt der Kundenorientierung und der Rentabilität vorgibt“ (AXA Konzern AG, 2007). Dieses Beispiel unterstreicht, dass die Kundenorientierung nicht nur als Selbstzweck begriffen wird, sondern Investitionsentscheidungen im Hinblick auf eine wertorientierte Unternehmensführung unter ökonomischen Gesichtspunkten zu treffen sind. Zudem wird thematisiert – wie beispielsweise in der Literatur zur Customer-Integration (vgl. z. B. Kleinaltenkamp, 1996; Reichwald, Piller, 2002), die eine Etablierung integrierter, kundenorientierter Prozesse fordert –, dass mit der Neuausrichtung des Geschäftsmodells auch eine Anpassung der Geschäftsprozesse auf den Kunden hin verbunden ist. Demzufolge sind beispielsweise zunächst die Prozesse aus der Sicht des Kunden im Hinblick auf die Befriedigung seiner Bedürfnisse zu analysieren. Diese Erkenntnisse können dann in einem zweiten Schritt dazu genutzt werden, die unternehmenseigene oder -übergreifende Wertschöpfungsleistung stärker in diesen Prozessen zu verankern. Dies reicht jedoch nicht aus: Erstens müssen auch die Daten und Informationen der Unternehmung integriert werden, um so eine einheitliche, gesamtheitliche Sicht auf den Kunden zu ermöglichen und die angesprochenen kundenzentrischen Prozesse in allen Phasen des Kundenlebenszyklus adäquat zu unterstützen. In diesem Zusammenhang gilt es z. B. die Kundendaten unabhängig von den verschiedenen Vertriebskanälen, den Geschäftsbereichen oder den Applikationen der Unternehmung zentral vorzuhalten. Zweitens sind die informationstechnisch realisierten Funktionalitäten der Unternehmung auf die kundenzentrischen Prozesse hin anzupassen und applikationsübergreifend zu vernetzen. Diese Thematik wird aktuell auch unter dem Stichwort Enterprise Application Integration (EAI) diskutiert, welche die Schaffung einer syntaktischen und semantischen Interoperabilität zum Ziel hat, damit Anwendungen und die von ihnen unterstützten Prozesse durchgängig und zeitnah integriert werden können (vgl. auch Holten, 2003).

Zusammenfassend bleibt festzuhalten, dass die Ausrichtung der Unternehmensführung auf den Werttreiber Kunde eine ganze Reihe neuer Herausforderungen im Hinblick auf die Gestaltung entsprechender Informationssysteme schafft. Wie oben bereits dargestellt, ergeben sich dabei nicht nur Implikationen auf der Geschäftsmodell-

ebene, sondern ebenso auf der Ebene der Geschäftsprozesse sowie der Daten und Funktionen.² Eine graphische Illustration dieses Zusammenhangs liefert Abb. I-1.

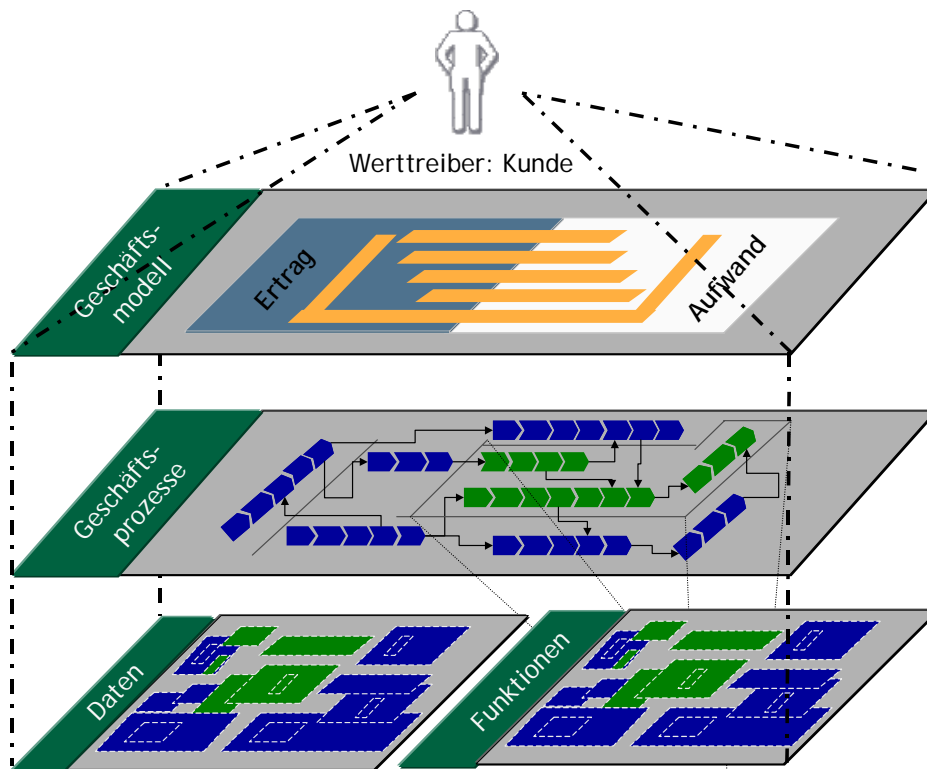


Abb. I-1: Gestaltungsebenen kundenzentrierter Informationssysteme

Um diesen Herausforderungen gerecht zu werden, wurde von (Fridgen, Heinrich, 2004) die Idee kundenzentrierter Informationssysteme entwickelt. Dabei steht die Erarbeitung neuer betriebswirtschaftlicher Konzepte und Kalküle im Vordergrund, die anschließend in Form von kundenzentrischen Prozessen, Daten und Funktionen umzusetzen sind. Dies bedeutet nicht nur, die (strategische) Neuausrichtung der Unternehmung zu unterstützen. Vielmehr soll durch die Betrachtung der verschiedenen Ebenen auch ein Beitrag zur konkreten Umsetzung und Ausgestaltung der Konzepte in der Unternehmenspraxis geleistet werden. Dieser Gestaltungsgedanke liegt auch

² Neben der Geschäftsmodell- und der Geschäftsprozessebene sowie der Ebene der Daten und Funktionen zählt die Infrastrukturebene zu den Gestaltungsebenen eines Informationssystems. Auch hier hat die Ausrichtung auf den Werttreiber Kunde Implikationen. Allerdings steht diese Ebene im Rahmen der weiteren Ausführungen nicht im Fokus. Deswegen werden im Folgenden lediglich die drei oben genannten Gestaltungsebenen betrachtet.

der vorliegenden Dissertationsschrift zugrunde, sodass sich die einzelnen Beiträge in das Gesamtkonzept kundenzentrierter Informationssysteme einordnen lassen.

Nachdem nun einleitend die Idee kundenzentrierter Informationssysteme motiviert und erläutert wurde, beschreibt der folgende Abschnitt I.1 die konkrete Zielsetzung sowie den Aufbau der Arbeit. Anschließend wird in Abschnitt I.2 auf die fachliche Einordnung der einzelnen Beiträge und die untersuchten Forschungsfragen im Detail eingegangen.

I.1. Zielsetzung und Aufbau der Dissertationsschrift

Ziel der in dieser Dissertationsschrift vorgestellten Beiträge ist die ökonomische Gestaltung kundenzentrierter Informationssysteme in ausgewählten Themenbereichen. Dabei stehen die Planung von Datenqualitätsmaßnahmen, die zielorientierte Quantifizierung von Datenqualität sowie die unternehmensweite Anwendungsintegration im Mittelpunkt der Betrachtung. Abb. I-2 strukturiert die im Einzelnen verfolgten Ziele und legt den Aufbau der Arbeit offen:

I. Einleitung – Gestaltung kundenzentrierter Informationssysteme

- Ziel I.1: Darstellung der Zielsetzung und des Aufbaus der Arbeit
- Ziel I.2: Fachliche Einordnung der Dissertationsschrift und Vorstellung der zentralen Forschungsfragen

II. Beitrag: „Ein Optimierungsansatz für ein fortlaufendes Datenqualitätsmanagement und seine praktische Anwendung bei Kundenkampagnen“

- Ziel II.1: Entwicklung eines quantitativen Optimierungsmodells zur mehrperiodigen Planung des Einsatzes von Datenqualitätsmaßnahmen
- Ziel II.2: Ableitung von allgemeinen Investitionsmustern und Handlungsempfehlungen für ein fortlaufendes Datenqualitätsmanagement
- Ziel II.3: Operationalisierung des Ansatzes am Beispiel des Kampagnenmanagements eines Mobilfunkanbieter

III. Beiträge zur zielorientierten Quantifizierung von Datenqualität (B.3, B.4)

- Ziel III.1: Definition von Anforderungen an Datenqualitätsmetriken
- Ziel III.2: Entwicklung von Metriken und Messverfahren für ausgewählte Datenqualitätsdimensionen als Grundlage für ein ökonomisch orientiertes Datenqualitätsmanagement
- Ziel III.3: Veranschaulichung des Einsatzes der Metriken im Rahmen eines ökonomisch orientierten Datenqualitätsmanagements am Beispiel eines Mobilfunk-anbieters

IV. Beitrag „Unternehmensweite Anwendungsintegration – Zentrale Anreizsetzung zur Realisierung von Netzwerkeffekten bei dezentralen Entscheidungsstrukturen“

- Ziel IV.1: Formale Modellierung des Entscheidungsproblems bei Einführung einer Middleware aus der Sicht einzelner Netzwerkakteure
- Ziel IV.2: Entwicklung eines Algorithmus zur Ermittlung der auszahlungsminimalen Anreizsetzung bei Koordination der Einzelentscheidungen durch eine zentrale Instanz
- Ziel IV.3: Veranschaulichung des Algorithmus zur Koordination der Einzelentscheidungen mittels zentraler Anreizsetzung am Beispiel eines Finanzdienstleisters

V. Fazit und Ausblick

- Ziel V.1: Zusammenfassung der Ergebnisse
- Ziel V.2: Identifikation von zukünftigem Forschungsbedarf

Abb. I-2: Struktur der Dissertationsschrift

Nach diesem Überblick über den Aufbau der Arbeit werden im folgenden Abschnitt I.2 die auf die Ziele der Kapitel II, III und IV bezogenen Forschungsfragen sowie die fachliche Einordnung der Arbeit in das Gesamtkonzept kundenzentrierter Informationssysteme dargestellt.

I.2. Fachliche Einordnung und fokussierte Forschungsfragen

Die vorliegende Arbeit greift die Idee kundenzentrierter Informationssysteme auf und hat zum Ziel, ökonomische Konzepte und Methoden zu liefern, die bei der Gestaltung der einzelnen Ebenen – im Hinblick auf eine wertorientierte Unternehmensführung – notwendig sind.

Im Fokus der Arbeit steht insbesondere das Thema Datenqualität, das seit einigen Jahren – unter anderem bedingt durch den verstärkten Einsatz von Data Warehouse-Systemen im Bereich des Customer Relationship Managements – sowohl in der Wissenschaft als auch in der Praxis immer mehr an Bedeutung gewinnt. Die zunehmende Relevanz, die dieser Thematik beigemessen wird, überrascht dabei nicht, da der Nutzen, welcher aus der Versorgung von Entscheidungsträgern und Mitarbeitern mit Daten resultiert, mit der Vollständigkeit, Korrektheit, Konsistenz oder Aktualität der Daten steigt beziehungsweise fällt. Für zahlreiche Unternehmungen stellt dabei die Sicherstellung und Verbesserung der Datenqualität ein großes Problem dar (Ballou et al., 1998; Jiang et al., 2007). Vor allem im Bereich des Customer Relationship Managements ist schlechte Datenqualität einer der am häufigsten angeführten Gründe für gescheiterte Projekte (Eager, 2001). Dies verwundert nicht, wenn man bedenkt, dass im Durchschnitt zwischen 15 und 20 Prozent der Datenwerte in typischen Kundendatenbanken fehlerhaft sind (English, 1999). Darüber hinaus geben 67 Prozent beziehungsweise 76 Prozent der Marketingleiter in einer Umfrage der SAS Institute GmbH an, dass die Zufriedenheit ihrer Kunden beziehungsweise die Profitabilität von Kundenkampagnen aufgrund schlechter Datenqualität stark leide (SAS, 2003). Die Auswirkungen einer schlechten Datenqualität sind dabei vielfältig: Sie reichen von der Belastung der Kundenbeziehung und -zufriedenheit durch falsche Ansprache über die Verhinderung von strategischen Wettbewerbsvorteilen bis hin zu einer schlechten Entscheidungsunterstützung des Managements.

Datenqualität wird demnach als kritischer Erfolgsfaktor bei der Einführung von Customer Relationship Management-Lösungen gesehen (Friedmann, 2004; Heijkers, 2003). Dies wird umso deutlicher, wenn man bedenkt, dass sich bei Data Warehouse-Projekten der Anteil am Budget für (geplante und vor allem ungeplante) Datenqualitätsmaßnahmen auf mehr als 50 Prozent beläuft (Matzer, 2004; Alt, 2003). Dennoch wird die Frage, ob die ergriffenen Datenqualitätsmaßnahmen ökonomisch

überhaupt gerechtfertigt sind und wann und in welchem Umfang in Datenqualitätsmaßnahmen investiert werden soll, in der Literatur bisher nicht näher untersucht. Deshalb widmet sich Kapitel II diesem Thema:

- *Kapitel II: Beitrag: „Ein Optimierungsansatz für ein fortlaufendes Datenqualitätsmanagement und seine praktische Anwendung bei Kundenkampagnen“*

Ein wertorientiertes Qualitätsmanagement erfordert eine fortlaufende Betrachtung der Datenqualität. Deshalb wird in diesem Beitrag ein mehrperiodiges, quantitatives Entscheidungsmodell entwickelt, das den durch Datenqualitätsmaßnahmen generierten Einzahlungen den entsprechenden bewerteten Ressourceneinsatz gegenüberstellt. Dabei stehen unter anderem folgende Forschungsfragen im Mittelpunkt:

- Wie wirkt sich die Durchführung von Datenqualitätsmaßnahmen auf das Qualitätsniveau aus und inwiefern kann die gesteigerte Datenqualität in den Folgeperioden zur Intensivierung von Kundenbeziehungen beitragen?
- In welchem Umfang soll ein Unternehmen unter ökonomischen Gesichtspunkten in Datenqualitätsmaßnahmen investieren?
- Welchen Einfluss auf den Zeitpunkt und die Höhe der Investition in Datenqualitätsmaßnahmen haben dabei beispielweise der Umfang der bereits vorhandenen Daten und das Qualitätsniveau dieser Daten? Inwiefern sind darüber hinaus auch der Wirkungsgrad der Maßnahmen und die Auswirkungen qualitätsgesicherter Daten beispielsweise beim Kundenkontakt zu berücksichtigen?

Obwohl mit der steigenden Bedeutung der Datenqualität auch die Notwendigkeit geeigneter Mess- und Bewertungsverfahren deutlich wird, haben sich bisher in Wissenschaft und Praxis keine entsprechenden Ansätze durchgesetzt. Diese sind jedoch nicht nur unverzichtbar bei der Operationalisierung des in Kapitel II entwickelten Entscheidungsmodells, sondern allgemein bei der Planung von Datenqualitätsmaßnahmen unter Kosten-Nutzen-Gesichtspunkten (Naumann, 2007; Pipino et al., 2002). Daher wird in Kapitel III thematisiert, wie Datenqualität zielorientiert quantifiziert werden kann:

- *Kapitel III: Beiträge zur zielorientierten Quantifizierung von Datenqualität*

Die Umsetzung eines ökonomisch orientierten Datenqualitätsmanagements erfordert geeignete Messverfahren für das jeweilig aktuelle Qualitätsniveau der Daten. Deshalb werden in Kapitel III, das insgesamt zwei Beiträge umfasst, Metriken für die Datenqualitätsdimensionen Vollständigkeit, Korrektheit, Aktualität und Konsistenz entwickelt sowie deren Anwendung im Rahmen des Kampagnenmanagements eines Mobilfunkanbieters beschrieben. In diesem Zusammenhang werden insbesondere folgende Forschungsfragen untersucht:

- Wie kann Datenqualität mittels Metriken zielgerichtet und unter Berücksichtigung allgemeiner Anforderungen quantifiziert werden?
- Wie können die entwickelten Datenqualitätsmetriken im Rahmen eines ökonomisch orientierten Datenqualitätsmanagements eingesetzt werden?
- Inwiefern kann der Einsatz von Datenqualitätsmetriken zu einem effizienten Datenqualitätsmanagement und einer wertorientierten Unternehmensführung beitragen?

Über den Bereich der Datenqualität hinaus wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit näher auf die unternehmensweite Integration von Anwendungen eingegangen. Neben eher technisch ausgerichteten Fragestellungen stellt hierbei insbesondere die ökonomische Bewertung einer Einführung von Middleware ein wichtiges Thema dar (Gilpin, 1999; Heinrich, Fridgen, 2005). Kapitel IV nimmt sich dieser Thematik an, wobei dezentrale Entscheidungsstrukturen unterstellt werden:

- *Kapitel IV: Beitrag: „Unternehmensweite Anwendungsintegration – Zentrale Anreizsetzung zur Realisierung von Netzwerkeffekten bei dezentralen Entscheidungsstrukturen“*

Entscheiden einzelne Geschäftsbereiche dezentral über die Einführung einer Middleware bei der Integration von Anwendungen, so führt dies oftmals zu einer aus Gesamtunternehmenssicht suboptimalen Lösung. Deshalb wird im Beitrag ein Algorithmus entwickelt, mit dessen Hilfe eine zentrale Instanz die auszahlungsm minimale Anreizsetzung bestimmen kann, um – unter Beibehaltung der de-

zentralen Entscheidungsstrukturen – die optimale Lösung herbeizuführen und ineffiziente Lösungen zu vermeiden. Für die Beibehaltung dezentraler Entscheidungsstrukturen spricht beispielweise eine klare Budgetverantwortung der Geschäftsbereiche sowie eine Zurechenbarkeit der Ergebnisse zu diesen Bereichen. In diesem Fall ist es häufig nicht sinnvoll, diese klaren Zuständigkeiten aufzubrechen – insbesondere, wenn man bedenkt, dass es sich hier lediglich um ein spezifisches Problem aus dem Spannungsfeld zwischen zentral und dezentral handelt und bei vielen der anderen Probleme eine rein dezentrale Entscheidung durchaus sinnvoll ist. Im Beitrag stehen dabei unter anderem folgende Forschungsfragen im Fokus:

- Wie können aus Gesamtunternehmenssicht suboptimale dezentrale Lösungen bei der Einführung einer Middleware durch zentrale Anreizsetzung vermieden werden?
- Wie kann eine zentrale Instanz auszahlungsminimal Anreize setzen, um die dezentralen Entscheidungen der Akteure zu koordinieren und so die optimale Lösung aus Gesamtunternehmenssicht herbeiführen?
- Inwiefern lassen sich durch zentrale Anreizsetzung Investitionshemmnisse, die bei dezentraler Entscheidungsfindung auftreten, überwinden und Netzwerkeffekte realisieren?

Nach der Darstellung der fokussierten Forschungsfragen wird im Folgenden aufgezeigt, wie sich die einzelnen Beiträge der Arbeit in das anfangs vorgestellte Gesamtkonzept kundenzentrierter Informationssysteme einordnen lassen.

Die in Kapitel II und III thematisierten Fragestellungen zur Planung von Datenqualitätsmaßnahmen und zur zielorientierten Quantifizierung von Datenqualität betreffen dabei neben der Geschäftsmodellebene auch die Geschäftsprozessebene sowie die Ebene der Daten und Funktionen. Hier liegt – wegen der Fokussierung auf den Kunden – die Domäne des Customer Relationship Managements zugrunde. Die ökonomischen Implikationen sowie die praktische Anwendung der vorgeschlagenen Konzepte werden jeweils am Beispiel des Kampagnenmanagementprozesses eines großen deutschen Mobilfunkanbieters veranschaulicht. Im Gegensatz dazu widmet sich

Kapitel IV der Thematik der unternehmensweiten Anwendungsintegration. Hier geht es insbesondere um die Schaffung einer syntaktischen und semantischen Interoperabilität, damit Anwendungssysteme und die von ihnen unterstützten Prozesse durchgängig und zeitnah integriert werden können. Einen Überblick darüber, welche Ebenen kundenzentrierter Informationssysteme in den einzelnen Kapiteln der Arbeit fokussiert werden, gibt Abb. I-3.

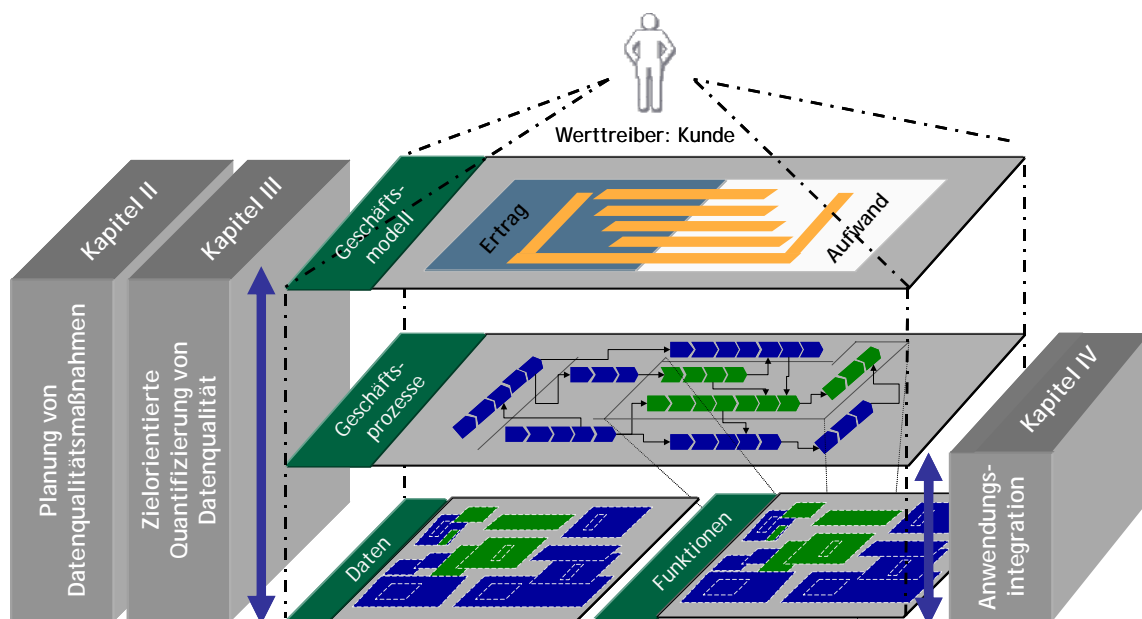


Abb. I-3: Gestaltungsebenen kundenzentrierter Informationssysteme

Nach der Einleitung, der Darstellung der Zielsetzung sowie der fachlichen Einordnung der Arbeit werden im Folgenden die einzelnen Beiträge vorgestellt. Im Anschluss daran gibt Kapitel V eine Zusammenfassung der Ergebnisse sowie einen Ausblick auf zukünftigen Forschungsbedarf.

Literaturverzeichnis (Kapitel I)

- Alt, G. (2003): Sehr geehrter Frau Müller – Falsche Daten sind nicht nur peinlich, sondern verursachen auch hohe Kosten. In: FAZ Nr. 244 vom 21.10.2003, S. B2.
- AXA Konzern AG (2007): Geschäftsbericht 2006. <http://www.axa.de> (Abruf: 05.12.2007)
- Ballou, D. P.; Wang, R.; Pazer, H.; Tayi, G. K. (1998): Modeling Information Manufacturing Systems to Determine Information Product Quality. In: Management Science 44 (1998) 4, S. 462-484.
- Bruhn, M.; Georgi, T.; Treyer, M.; Leumann, S. (2000): Wertorientiertes Relationship Marketing: Vom Kundenwert zum Customer Lifetime Value. In: Die Unternehmung 54 (2000) 3, S. 167-187.
- Burmann, C. (2003): „Customer Equity“ als Steuerungsgröße für die Unternehmensführung. In: Zeitschrift für Betriebswirtschaft, 73 (2003) 2, S. 113-138.
- Commerzbank AG (2007): Geschäftsbericht 2006. <http://www.commerzbank.de> (Abruf: 05.12.2007)
- Copeland, T.; Koller, T.; Murrin, J. (2000): Valuation. Measuring and managing the value of companies. New York 2000.
- Corsten, H. (1997): Dienstleistungsmanagement. München 1997.
- Deutsche Telekom AG (2007): Geschäftsbericht 2006. <http://deutsche-telekom.de> (Abruf: 05.12.2007)
- Doyle, P. (2000): Value-Based Marketing. Marketing Strategies for Corporate Growth and Shareholder Value. West Sussex 2000.
- Dwyer, F. R. (1997): Customer Lifetime Valuation to Support Marketing Decision Making. In: Journal of Direct Marketing 11 (1997) 4, S. 6-13.
- Eager, A. (2001): CRM data needs to come clean. In: Computer Business Review 9 (2001) 11, S. 40.
- English, L. (1999): Improving Data Warehouse and Business Information Quality. New York 1999.

- Fridgen, M.; Heinrich, B. (2004): Investitionen in die unternehmensweite Anwendungssystemintegration - Der Einfluss der Kundenzentrierung auf die Gestaltung der Anwendungslandschaft. Diskussionspapier des Lehrstuhls WI-IF der Universität Augsburg. Augsburg 2004.
- Friedmann, K. (2004): BI: Richtige Informationen zur richtigen Zeit. In: Computerwoche Nr. 20 vom 14.05.2004.
- Gilpin, M. (1999): Planning Assumption – How to Select an Enterprise Application Solution. Giga Information Group, Cambridge 1999.
- Heijkers, M. (2003): Ohne Datenhygiene kein CRM. In: Computerwoche Nr. 41 vom 10.10.2003, S. 40.
- Heinrich, B.; Fridgen, M. (2005): Enterprise Application Integration – Ein Modell zur Bewertung von IT-Investitionen in die Integration von Anwendungssystemen. In: Die Betriebswirtschaft 65 (2005) 1, S. 43-61.
- Hogan, J. E.; Lehmann, D. R.; Merino, M.; Srivastava, R. K.; Thomas, J. S.; Verhoef, P. C. (2002): Linking Customer Assets to Financial Performance. In: Journal of Service Research 5 (2002) 1, S. 26-38.
- Holten, R. (2003): Integration von Informationssystemen. In: Wirtschaftsinformatik 45 (2003) 1, S. 41-52.
- Jiang, Z.; Sarkar, S.; De, P.; Dey, D. (2007): A Framework for Reconciling Attribute Values from Multiple Data Sources. In: Management Science 53 (2007) 12, S. 1946-1963.
- Kleinaltenkamp, M. (1996): Customer Integration: von der Kundenorientierung zur Kundenintegration. Wiesbaden 1996.
- Krafft, M. (1999): Der Kunde im Fokus: Kundennähe, Kundenzufriedenheit, Kundenbindung – Kundenwert? In: Die Betriebswirtschaft, 59 (1999) 4, S. 511-530.
- Kumar, V.; Ramani, G.; Bohling, T. (2004): Customer Lifetime Value Approaches and Best Practice Applications. In: Journal of Interactive Marketing 18 (2004) 3, S. 60-72.

- Maglio, P. P.; Srinivasan, S.; Kreulen, J. T.; Spohrer, J. (2006): Service Systems, Service Scientists, SSME, and Innovation. In: Communications of the ACM 49 (2006) 7, S. 81-85.
- Matzer, M. (2004): Datenqualität frisst die Hälfte des Data-Warehouse-Etats. In: Computerzeitung Nr. 3 vom 12.01.2004, S. 12.
- Meyer, A. (Hrsg.) (1998): Handbuch Dienstleistungs-Marketing. Band 1. Stuttgart 1998.
- Naumann F. (2007): Aktuelles Schlagwort: Datenqualität. In: Informatik Spektrum 30 (2007) 1, S. 27-31.
- Pipino, L.; Lee, Y.; Wang, R. (2002): Data quality assessment. In: Communications of the ACM 45 (2002) 4, S. 211-218.
- Rappaport, A. (1986): Creating Shareholder Value. New York 1986.
- Rappaport, A. (1991): Selecting Strategies that Create Shareholder Value. In Montgomery, C. A.; Porter, M. (Hrsg.): Strategy: Seeking and Securing Competitive Advantage. Boston: Harvard Business Review 1991, S. 379-401.
- Reichwald, R.; Piller, F. (2002): Der Kunde als Wertschöpfungspartner. Formen und Prinzipien. In: Albach, H.; Kaluza, B.; Kersten, W. (Hrsg.): Wertschöpfungsmanagement als Kernkompetenz. Wiesbaden 2002, S. 27-52.
- Rust, R. T.; Lemon, K. N.; Narayandas, D. (2005): Customer Equity Management. Upper Saddle River 2005.
- SAS Institute (2003): Europäische Unternehmen leiden unter Profitabilitätseinbußen und niedriger Kundenzufriedenheit durch schlechte Datenqualität. Studie der SAS Institute GmbH. Heidelberg 2003.
- Schroeder, N. (2006): Kundenwert als zentrale Größe zur wertorientierten Unternehmenssteuerung. Dissertation. Hamburg 2006.
- Siemens AG (2007): Geschäftsbericht 2006. <http://www.siemens.com> (Abruf: 07.12.2007)

Srivastava, R. K.; Shervani, T. A.; Fahey, L. (1998): Market-Based Assets and Shareholder Value: A Framework for Analysis. In: Journal of Marketing, 62 (1998) 1, S. 2-18.

Strack, R.; Villis, U. (2001): RAVETM: Die nächste Generation im Shareholder Value Management. In: Zeitschrift für Betriebswirtschaft, 71 (2001) 1, S. 67-83.

II. Beitrag: „Ein Optimierungsansatz für ein fortlaufendes Datenqualitätsmanagement und seine praktische Anwendung bei Kundenkampagnen“

Autoren: PD Dr. Bernd Heinrich und Mathias Klier,
beide Lehrstuhl WI-IF, Universität Augsburg,
Universitätsstraße 16, D-86135 Augsburg,
Email: bernd.heinrich@wiwi.uni-augsburg.de und
mathias.klier@wiwi.uni-augsburg.de,
<http://www.wi-if.de>.

Erschienen in: Zeitschrift für Betriebswirtschaft 76 (2006) 6, S. 559-587.

Zusammenfassung:

Die Verbesserung der Datenqualität (DQ) wird in Wissenschaft und Praxis intensiv diskutiert. Ob die ergriffenen Datenqualitätsmaßnahmen (DQM) jedoch ökonomisch überhaupt gerechtfertigt sind und wann und in welchem optimalen Umfang investiert werden soll, wird oftmals nicht analysiert. Zur Untersuchung dieser Fragestellungen entwickeln die Autoren ein Optimierungsmodell, mit dem die Umfänge und Zeitpunkte für Investitionen in ein fortlaufendes DQ-Management ermittelt werden können. Hierdurch lassen sich vier Investitionsszenarien mit allgemeinen Handlungsempfehlungen identifizieren. So ist beispielsweise bei ehemals intensiven Kundenbeziehungen, die sich inzwischen verschlechtert haben (nur wenige Geschäftstransaktionen), zwar über mehrere Perioden zu investieren, jedoch bei einem sich nicht verändernden, geringen Transaktionsanteil, in abnehmender Höhe. Daneben lässt sich u. a. zeigen, dass der Umfang der existierenden Kundendatenmenge und nicht, wie oftmals angeführt, ein schlechtes existierendes DQ-Niveau maßgeblich für die Entscheidung ist, ob überhaupt in DQ investiert werden soll. Anhand einer Fallstudie wird abschließend nicht nur die praktische Anwendbarkeit des Optimierungsmodells verdeutlicht, sondern es soll zudem aufgezeigt werden, wie sich für einen konkreten

Sachverhalt detaillierte Empfehlungen hinsichtlich des DQM-Einsatzes ermitteln lassen.

Überblick:

- Die Sicherstellung und Verbesserung der Qualität von Daten beispielsweise für ein Kundenbeziehungsmanagement (KBM) werden in Wissenschaft und Praxis intensiv diskutiert. Ob die ergriffenen DQM jedoch ökonomisch überhaupt gerechtfertigt sind und wann und in welchem Umfang investiert werden soll, wird oftmals nicht analysiert.
- Im Beitrag wird zuerst die Frage nach den optimalen Umfängen und Zeitpunkten für Investitionen in ein fortlaufendes DQ-Management mittels modelltheoretischen Überlegungen untersucht, wobei die Domäne des KBM zugrunde gelegt wird. Zur Ableitung allgemeiner Ergebnisse wird auf eine mathematische Simulation mit numerischen Optimierungsverfahren zurückgegriffen. Neben der Entwicklung des Entscheidungsmodells, dessen praktische Anwendbarkeit eine Fallstudie verdeutlicht, werden so allgemeine Handlungsempfehlungen zur Planung von DQM gegeben, die neben informationstechnischen Aspekten vor allem die ökonomische Prüfung berücksichtigen.

1. Einleitung

Seit einigen Jahren gewinnt – insbesondere im Zuge von stark wachsenden Datenbeständen, dem verstärkten Einsatz von Data Warehouse (DW)-Systemen und der Relevanz, die dem KBM beigemessen wird – DQ sowohl in der Wissenschaft als auch in der Praxis immer mehr an Bedeutung. Dies überrascht nicht, denn der Nutzen einer Versorgung von Entscheidungsträgern und Mitarbeitern mit Daten steigt und fällt mit deren Vollständigkeit, Korrektheit, Konsistenz oder Aktualität, d. h. den Eigenschaften, die als Qualitätskriterien bekannt sind (vgl. z. B. Wang et al., 1995, S. 632) und deren Überprüfung einer spezifikationsorientierten Beurteilung der DQ zugrunde liegt. Im Gegensatz zur Ermittlung oder Verbesserung der Datenspezifikation im Rahmen oftmals diskutierter Datenbedarfsanalysen (vgl. Helfert, 2002), werden hierbei dem spezifizierten Datenangebot des Informationssystems (Datenschema) die tatsächlich enthaltenen Daten gegenüber gestellt. Für sehr viele Unternehmen stellt dabei die Sicherstellung der DQ ein Problem dar (Helfert, 2000, S. 13; Ballou et al., 1998; Ballou, Tayi, 1999). Eine häufig zitierte Studie des DW Institute ergab, dass der US-Wirtschaft aufgrund von mangelhafter DQ ein jährlicher Schaden von über 600 Milliarden Dollar entsteht (Heijkers, 2003). Andere Zahlen, die leichter nachzuprüfen sind, besagen, dass im Durchschnitt zwischen 15% und 20% der Datenwerte in typischen Kundendatenbanken fehlerhaft sind (English, 1999, S. 9). Des Weiteren geben 67% der Marketingleiter in einer Umfrage der SAS Institute GmbH an, dass die Zufriedenheit ihrer Kunden durch schlechte DQ stark leide (SAS Institute, 2003). Deswegen ist es zum einen wenig überraschend, dass sich bei DW-Projekten der Anteil am Budget für (geplante und vor allem ungeplante) DQM auf mehr als 50% beläuft (Matzer, 2004; Alt, 2003). Zum anderen ist es nicht verwunderlich, dass die Sicherstellung und Verbesserung der DQ in DW-Systemen in Wissenschaft und Praxis diskutiert werden. Dabei werden zwar der positive Beitrag, der durch DQ entsteht, und die Kosten, die mit einer schlechten DQ einhergehen, generell untersucht. Ob die deshalb ergriffenen DQM jedoch ökonomisch überhaupt gerechtfertigt sind, d. h. wann und in welchem optimalen Umfang in DQM investiert werden soll, wird oftmals nicht betrachtet.

Deshalb wird im vorliegenden Beitrag die Fragestellung nach einem effizienten und über mehrere Perioden fortlaufenden DQ-Management modellbasiert untersucht, wobei das Anwendungsgebiet des KBM zugrunde gelegt wird. Zur Bestimmung des optimalen Einsatzes von DQM und zur Ableitung allgemeiner Investitionsmuster und Handlungsempfehlungen wird dabei ein mehrperiodiges, quantitatives Entscheidungsmodell entwickelt, das den durch die Maßnahmen kreierte Einzahlungen den entsprechenden bewerteten Ressourceneinsatz gegenüberstellt. Um die Anwendbarkeit und die Operationalisierung des Modells zu verdeutlichen, wird zudem eine praktische Umsetzung detailliert beschrieben.

Im Kapitel 2 werden der State-of-the-Art und ausgewählte Ansätze zur ökonomischen Analyse von DQM vorgestellt, bevor im darauf folgenden Kapitel ein quantitatives, mehrperiodiges Optimierungsmodell zur Planung des Einsatzes von DQM entwickelt wird, das die Grundlage eines effizienten, fortlaufenden DQ-Managements darstellen soll. Im Kapitel 4 werden anhand des Modells allgemeine Ergebnisse und Handlungsempfehlungen abgeleitet und erläutert, bevor im darauf folgenden Teil ausführlich die Operationalisierung und praktische Umsetzung des Modells am Beispiel des Kampagnenmanagements eines großen deutschen Mobilfunkanbieters dargestellt werden. Das letzte Kapitel fasst die Ergebnisse zusammen und würdigt diese kritisch.

2. Bisherige Beiträge zur ökonomischen Analyse von Datenqualitätsmaßnahmen

In der Literatur findet sich bereits eine ganze Reihe von Veröffentlichungen, in denen ökonomische Auswirkungen von DQ-Mängeln und Maßnahmen zu deren Behebung diskutiert werden (vgl. z. B. Cappiello et al., 2003; Fisher et al., 2003; Feigenbaum, 1991; Helfert, 2002; Kreutzberg, 2000; Machowski, Dale, 1998; Shank, Govindarajan, 1994). Dabei wird i. d. R. das Ziel verfolgt, die Ursachen, insbesondere aber auch die Folgekosten, einer schlechten DQ zu analysieren, um somit die Höhe der Investitionen in DQM zu bestimmen und zu rechtfertigen.

In diesem Zusammenhang werden verschiedene Kategorien von Qualitätskosten unterschieden. Zum einen sind hier die sog. *internal* und *external failure costs* zu nennen, welche die Fehlerkosten für die Unternehmung infolge schlechter DQ, beispielsweise bei internen Abläufen oder bei der Zusammenarbeit mit Kunden, betreffen. Fehler in den Adress- und Kundendaten sind hier als einfache Beispiele zu nennen, die nicht nur Verärgerung beim Kunden und Korrekturbedarf nach sich ziehen, sondern ebenfalls den Erfolg einer Kampagne – beispielsweise durch Datendubletten oder falsch gespeicherte Produktdaten und einer damit verbundenen falschen Zielgruppenzuordnung – schmälern. DQM sollen hier die Interaktion mit dem Kunden verbessern und dadurch einen zusätzlichen Wertbeitrag generieren. Die *failure costs* sind in diesem Fall als Opportunitätskosten für einen nicht realisierten Wertbeitrag zu interpretieren. Den *failure costs* sind im Weiteren die Kosten gegenüber zu stellen, die für die Konzeption und Durchführung der DQM anfallen, um die Qualitätsmängel aufzudecken und zu bereinigen (*appraisal costs*), bzw. zu vermeiden (*prevention costs*). So fallen bei einer Intensivierung der DQM zwar einerseits die Fehlerkosten – andererseits steigen zugleich die Kosten, die den ergriffenen Maßnahmen zuzurechnen sind (vgl. z. B. Campanella, 1999; Krishnamoorthi, 1989).

Auf Basis dieses grundlegenden Zusammenhangs findet sich zudem eine Reihe von Beiträgen, die den positiven Beitrag einer verbesserten DQ untersuchen. So diskutieren (Cappiello et al., 2003) die Notwendigkeit korrekter und interpretierbarer Daten, um Anwendungssysteme und Datenbanken überbetrieblich zu koppeln und damit eine IT-gestützte Zusammenarbeit zwischen Unternehmungen zu ermöglichen. Demgegenüber wird in (Fisher et al., 2003) das zweckmäßige Qualitätsniveau entscheidungsrelevanter Daten sowie von Metadaten im Kontext von Managementinformationssystemen analysiert.

Daneben existieren Veröffentlichungen, die sich mit der ökonomischen Wirkung von DQM im KBM-Bereich beschäftigen (vgl. z. B. Arndt, Langbein, 2002; Khalil, Harcar, 1999; Redman, 1996). Hier wird häufig unterstellt, dass eine erhöhte DQ per se – beispielsweise durch die Ermöglichung einer Individualisierung der Produkte und der Kundenansprache – die Zufriedenheit der Kunden steigert und somit die Geschäftsbeziehung mit diesem verbessert. Problematisch ist dabei, dass die Beeinflussung

durch die Möglichkeiten zur Produktindividualisierung, zur gezielten Kundenansprache oder gar zur höheren Arbeitsmotivation des Verkaufspersonals an Beispielen argumentiert wird (wie z. B. in Redman, 1996) – auf eine konkrete Darstellung von Wirkungszusammenhängen oder eine modellgestützte Argumentation wird dagegen verzichtet.

In (Heinrich, Helfert, 2003a) und (Heinrich, Helfert, 2003b) werden die Wirkungen einer höheren DQ zur Verbesserung der Kundenbeziehung erstmals modellbasiert untersucht. Eine verbesserte Beziehung bedeutet dabei, ob und in welchen Fällen ein Kunde infolge von DQM die Geschäftsbeziehung mit der Unternehmung intensiviert, d. h. mehr Transaktionen in einem Zeitraum tätigt. Transaktionen werden deshalb verwendet, da diese im Gegensatz zu vielen anderen, sog. weichen Faktoren der Beziehung, wie beispielsweise Vertrauen oder Commitment, direkt und bewertungsunabhängig messbar sind und der Erfolg der DQM so ex post auch nachvollziehbar ist. Letztlich sollen die weichen Faktoren – unbenommen ihrer Bedeutung in der qualitativen Argumentation für die Ergreifung von DQM – auch zu einer intensiveren und längeren Geschäftsbeziehung führen, die sich in einer stärkeren Transaktionstätigkeit der Kunden widerspiegelt. Bei begrenztem Transaktionsvolumen des Kunden (z. B. Anlagevolumen im Finanzdienstleistungskontext) hat dies eine Verlagerung des Volumens zwischen den Anbietern zur Folge. Als Zielgröße wird dementsprechend der Transaktionsanteil λ bei der Unternehmung und dessen Veränderung infolge der Realisierung von DQM und einer damit verbundenen höheren DQ herangezogen. Ziel ist es dabei, DQM nicht als Selbstzweck zu begreifen, sondern um dadurch – messbar und nachvollziehbar – zusätzliche Geschäftstransaktionen zu generieren. Die Frage, wann und in welchem Umfang unter ökonomischen Gesichtspunkten investiert werden soll, wird dagegen auch in diesen Beiträgen nicht untersucht, so dass eine Reihe wichtiger Fragestellungen unbeantwortet bleibt. Zudem ist zu berücksichtigen, dass die in einer Periode aufgebaute DQ natürlich in den Folgeperioden ebenso zur Verfügung steht. Dies ist schon vor dem Hintergrund wichtig, dass DQ-Probleme nicht in einem Schritt nachhaltig zu lösen sind, sondern vielmehr in übereinstimmender Literaturmeinung ein fortlaufendes DQ-Management notwendig ist. Deshalb sind insbesondere die folgenden Aspekte zu untersuchen:

- Wie wirkt sich die Durchführung von DQM auf das Qualitätsniveau aus und inwiefern kann die gesteigerte DQ in Folgeperioden zu zusätzlichen Geschäftstransaktionen beitragen?
- Zu welchen Zeitpunkten und wie viel soll eine Unternehmung unter ökonomischen Gesichtspunkten in DQM investieren?
- Welchen Einfluss auf den Zeitpunkt und die Höhe der Investitionen in DQM haben beispielsweise das bereits bestehende DQ-Niveau, die bereits vorhandene sowie die neu hinzukommende Kundendatenmenge und der Wirkungsgrad der Maßnahmen?
- Existieren Indikatoren und Richtlinien, die eine Unternehmung im Rahmen eines fortlaufenden DQ-Managements beachten sollte?

Diesbezüglich finden sich in der Literatur allerdings meist nur relativ vage formulierte Ausführungen. English führt beispielsweise aus, dass bei Einführung eines DQ-Managements meist einmalige Bereinigungsaktionen geeignet sind, wogegen für häufig stattfindende Prozesse Maßnahmen zur kontinuierlichen Verbesserung der DQ abzuleiten und umzusetzen sind (vgl. English, 1999). Eine ähnliche Argumentation wird auch von Redman dargestellt, der den Anteil der neu hinzukommenden Daten sowie den zeitlichen DQ-Verfall als Indikatoren dafür anführt, ob die Daten eher einmalig bereinigt oder deren Qualität fortlaufend mit Hilfe von Methoden der Prozesskontrolle und -verbesserung sichergestellt werden soll (vgl. Redman, 1996). Die wissenschaftliche Fundierung der Aussagen ist dabei jedoch problematisch, da oftmals Plausibilitäten verwendet werden, ohne Rahmenbedingungen, Ausgangssituationen oder ökonomische Zielsetzungen in notwendigem Umfang zu berücksichtigen. Zur Beantwortung der obigen Investitionsfragestellung und der Ableitung von allgemeinen Investitionsmustern und Handlungsempfehlungen für ein fortlaufendes DQ-Management wird im nächsten Abschnitt ein mehrperiodiges Optimierungsmodell entwickelt.

3. Entwicklung eines quantitativen, mehrperiodigen Optimierungsmodells zur Planung des Einsatzes von Datenqualitätsmaßnahmen

Um den optimalen DQM-Einsatz bestimmen zu können, wird ein quantitatives Entscheidungsmodell entwickelt, das den durch die Maßnahmen kreierten Einzahlungen den entsprechenden bewerteten Ressourceneinsatz gegenüberstellt. Dabei werden im allgemeinen Modell bewusst keine einzelnen DQM und deren Kosten-/Nutzenwirkungen zugrunde gelegt. Vielmehr wird davon abstrahiert, da diese erst jeweils für die praktische Anwendung (wie auch das Fallbeispiel in Kapitel E verdeutlicht) zu operationalisieren und in der Höhe zu konkretisieren sind. Für das Modell werden dabei die folgenden Annahmen und Definitionen getroffen:¹

- A.1 Ein Kunde tätigt bei der Unternehmung in Periode t einen Anteil λ_t seines gesamten Transaktionsvolumens (mit $\lambda_t \in [0; 1]$), das auch das transaktionsorientierte, noch nicht realisierte Kundenpotenzial berücksichtigt². Da die Höhe des Kundenanteils λ durch DQM beeinflussbar ist, setzt sich dieser aus dem qualitätsinduzierten Anteil $\lambda_{DQM,t}$ und einem auch ohne DQM zu Stande kommenden, exogen vorgegebenen Anteil $\lambda_{-DQM,t}$ zusammen ($\lambda_{DQM,t}, \lambda_{-DQM,t} \in [0; 1]$ mit $\lambda_{-DQM,t} + \lambda_{DQM,t} = \lambda_t \leq 1$).
- A.2 Zahlungsorientierte Betrachtungsweise der Unternehmung: d. h. Verrechnung der diskontierten, DQ-induzierten Einzahlungen $E_t \in \mathbb{R}^+$, die durch die Kunden-transaktionen $\lambda_{DQM,t}$ generiert werden und der aus den DQM resultierenden Auszahlungen $K_t \in \mathbb{R}^+$, bei gegebenem Zinsfuß $i_{kalk} \in \mathbb{R}^+$.

¹ Für den Fall, dass bei der Optimierung ein Kundensegment betrachtet wird, sind die einzelnen Parameter für das Segment zu bestimmen.

² Um das gesamte Transaktionsvolumen für verschiedene Kundengruppen zu ermitteln, kann beispielsweise auf allgemeine Studien und Umfragen, wie die Allensbacher Computer- und Technik-Analyse (ACTA), die Allensbacher Markt- und Werbeträger-Analyse (AWA) oder auf Online-Offline 2 des Spiegel-Verlags zurück gegriffen werden. Darüber hinaus führen viele Unternehmen im Rahmen einer Potenzialanalyse für Märkte und Kundengruppen Erhebungen hierzu durch bzw. lassen diese erstellen.

-
- A.3 Die Einzahlungen E_t werden jeweils am Periodenende zahlungswirksam, wogegen die Auszahlungen K_t für die entsprechenden DQM bereits zu Beginn der Periode t anfallen.
- A.4 Abgesehen vom initialen Datenbestand ($D_{sup,1}$) resultieren alle Kundendaten der Unternehmung ($D_{sup,t}$) aus der Transaktions- bzw. Interaktionstätigkeit zwischen Kunde und Unternehmung. Externe Datenquellen werden folglich nicht berücksichtigt. Insofern handelt es sich neben Stamm- vor allem um Transaktionsdaten des Kunden. Da diese unterschiedliche Transaktionsvolumina besitzen, existiert ein exogen vorgegebenes $\tau_t \in [0; 1]$, welches festlegt, wie viele Daten ein Kunde bei der Durchführung des gesamten Transaktionsvolumens in Periode t maximal weitergibt. $D_{sup,t}$ bezeichnet im Folgenden die vorhandene Kundendatenmenge zu Beginn der Periode t , wohingegen $\Delta D_{sup,t}$ die Datenmenge beschreibt, die während Periode t hinzukommt. Sowohl $D_{sup,t}$ als auch $\Delta D_{sup,t}$ zielen auf die Vollständigkeit der Daten in Bezug auf die Datenspezifikation ab, wobei $D_{sup,t}$ bzw. $\Delta D_{sup,t} \in [0; 1]$ gilt. $D_{sup,t} = 0$ bedeutet dabei, dass zu Beginn der Periode t keine der in der Spezifikation geforderten Kundendaten vorhanden sind. Dagegen liegen bei $D_{sup,t} = 1$ alle laut Spezifikation benötigten Daten in der Datenbank vor (analog für $\Delta D_{sup,t}$).
- A.5 Aus Überschneidungen der Datenmengen $D_{sup,t}$ und $\Delta D_{sup,t}$ kann für die Unternehmung kein Mehrwert generiert werden, da beide Variablen jeweils nur auf die Vollständigkeit der Daten abzielen.
- A.6 Als weiteres Qualitätskriterium neben Vollständigkeit wird die Korrektheit der vorhandenen Daten zu Beginn der Periode t betrachtet. Diese drückt sich im Anteil der qualitätsgesicherten Daten $DQ_t \in [0; 1]$ aus.
- A.7 Die Unternehmung trifft zu Beginn jeder Periode t eine Entscheidung über den Umfang der eingesetzten reaktiven³ Maßnahmen DQM_t und setzt diese ohne

³ Reaktive Maßnahmen besitzen analytischen Charakter (Qualitätssicherung „im nachhinein“) und beeinflussen die DQ bereits vorhandener Kundendaten.

Zeitverzögerung um. Die Variable DQM_t ist dabei auf das Intervall $[0; 1]$ normiert und stellt die Intensität der Maßnahmen dar.

A.8 In jeder Periode steht ein unbegrenztes Budget zur Realisierung der DQM zur Verfügung.

A.9 Für DQM_t , $D_{sup,t}$, $\Delta D_{sup,t}$, $\lambda_{DQM,t}$ und $\lambda_{-DQM,t}$ gilt jeweils die Eigenschaft der beliebigen Teilbarkeit.

Unter den obigen Annahmen gilt es durch ein geeignetes DQ-Management – d. h. durch die richtige Wahl der Maßnahmenintensitäten in den einzelnen Perioden – den Kapitalwert für die Unternehmung zu maximieren. Zweck der Ermittlung des optimalen Umfangs von reaktiven DQM ist es dabei, Software und Werkzeuge zur DQ-Sicherung mit diesen Werten zu konfigurieren, um damit beispielsweise den effizienten Umfang an Assoziationsregeln zu generieren. Werden Assoziationsregeln als DQM auf die Datenmenge der Unternehmung angewendet, so kann die Konsistenz der Daten überprüft und erhöht werden, indem identifizierte Fehlerkandidaten gezielt evaluiert und korrigiert werden. Unmittelbare Vorteile ergeben sich hier durch die Berichtigung von Fehlern bei Adress- und Kontaktdaten des Kunden, d. h. dieser kann nun fehlerlos angesprochen werden (z. B. für die Versendung von Produktinformationen). Daneben verbessert die Anwendung der Assoziationsregeln auch mittelbar die Beratungsqualität, da falsche Daten korrigiert werden können, die ansonsten zu Fehleinschätzungen geführt hätten. Für das Optimierungsmodell ergibt sich folgende Zielfunktion, wobei sich die Betrachtung auf $T \in \mathbb{N}$ Perioden bezieht:

$$(1) \quad \sum_{t=1}^T \left(\frac{E_t}{(1+i_{kalk})^t} - \frac{K_t}{(1+i_{kalk})^{t-1}} \right) = \max!$$

E_t bildet dabei die DQ-induzierten Einzahlungen ab, die gemäß der Annahmen A.2 und A.3 mit den entsprechenden Auszahlungen K_t , die für die Maßnahmen anfallen, verrechnet werden. Der Kapitalwert der getätigten DQ-Investitionen im betrachteten Zeitraum ergibt sich durch Summation der abgezinsten DQ-induzierten Einzahlungen abzüglich der abgezinsten Maßnahmenkosten je Periode (vgl. Annahme A.3).

Da die Einzahlungen E_t durch den qualitätsinduzierten Transaktionsanteil generiert werden, lassen sich diese in Abhängigkeit von $\lambda_{DQM,t}$ angeben. Dabei lässt sich die

Steigerung des qualitätsinduzierten Transaktionsanteils für die Unternehmung ökonomisch bewerten. Diese Bewertung wird mit dem Faktor $u \in \mathbb{R}^+$ vorgenommen⁴, der dem monetären Wertbeitrag entspricht, den die Unternehmung nach Abzug aller sonstigen Kosten außer den DQ-Kosten bei Erhöhung des Transaktionsanteils von null auf eins realisiert. Der Faktor u ist dabei, wegen der Betrachtung des einzelnen Kunden(segments) und den damit einhergehenden begrenzten Auswirkungen auf die Struktur der Leistungserstellung, konstant. Alternativ könnte der Faktor u bei steigendem Transaktionsanteil wegen der Fixkostendegression und den damit verbundenen fallenden Grenzkosten der Leistungserstellung stetig ansteigen. Dies würde jedoch zu keiner grundsätzlichen Änderung der Ergebnisse führen, sondern lediglich die Komplexität der Darstellung erhöhen. Folglich lassen sich die Einzahlungen, die aufgrund des (verbesserten) DQ-Niveaus und den durchgeführten DQM in Periode t entstehen, wie folgt beschreiben:

$$(2) \quad E_t = u \cdot \lambda_{DQM,t}$$

Für das Zustandekommen des qualitätsinduzierten Transaktionsanteils der Periode t ($\lambda_{DQM,t}$) ist zu berücksichtigen, dass bei der Wirkung der DQM auf das Transaktionsverhalten des Kunden(segments) ceteris paribus (c. p.) ein abnehmender Grenzbeitrag vorliegt. Dies ist damit zu begründen, dass erste DQM, welche beispielsweise die größten Mängel beseitigen, vom Kunden stärker wahrgenommen und honoriert werden, als eine weitere Intensivierung bereits relativ starker Bemühungen. Um dies im Modell zu berücksichtigen wird der Exponent $(1 - \eta)$ mit dem Wirkungsgrad der Maßnahmen $\eta \in]0; 1[$ eingeführt. Zudem ist die Wirkung der DQM zur Steigerung des Transaktionsanteils umso stärker, je größer die zugrunde liegende, betroffene Datenmenge ist. Dies ist unmittelbar deshalb einsichtig, da zum einen reaktive DQM in Form von Assoziationsregeln „besser“ werden, je größer die Datenmenge ist, anhand derer sie generiert werden. Zum anderen ist bei einer größeren (noch nicht qualitätsgesicherten) Datenmenge und deren Sicherung die Kundenwahrnehmung

⁴ Der Parameter kann hierbei durchaus auch zeit- bzw. periodenabhängig als u_t ins Modell eingehen, falls wirtschaftliche Entwicklungen des Kunden dies erfordern. Dadurch ändern sich die allgemeinen Ergebnisse nicht wesentlich.

stärker. So kann für den Kunden durch die Anwendung von DQM auf bisher nicht qualitätsgesicherte Daten ein Mehrwert entstehen, wogegen deren Anwendung auf bereits korrekte Daten vom Kunden nicht positiv wahrgenommen wird und somit keinen zusätzlichen Wertbeitrag erzeugt. Eine Anwendung von Assoziationsregeln auf bereits qualitätsgesicherte Daten hätte beispielsweise zur Folge, dass keine potenziellen Fehlerkandidaten identifiziert werden oder sich zumindest kein solcher Fehlerverdacht bestätigt. Deshalb wird die Intensität der durchgeführten Maßnahmen, neben der Verknüpfung mit den kundensegmentspezifischen Parametern m und η , in Verbindung mit der bisher nicht qualitätsgesicherten Datenmenge gebracht: $m \cdot (1 - DQ_t) \cdot D_{sup,t} \cdot DQM_t (1 - \eta)$. Der lineare Faktor m ist dabei aus dem Intervall $]0; 1]$ und drückt aus, inwiefern ein Kunden(typ) die Durchführung von DQM honoriert.

Aber nicht nur aus der direkten Wirkung der Maßnahmen können zusätzliche Transaktionsanteile für die Unternehmung resultieren – vielmehr kann auch das bestehende DQ-Niveau genutzt werden. Die Auswirkungen einer guten DQ hinsichtlich des Transaktionsanteils sind dabei insbesondere vom Transaktionsanteil $\lambda_{-DQM,t}$ abhängig, der auch ohne DQ zustande kommt. Dies liegt daran, dass eine weitere Steigerung eines ohnehin schon hohen Transaktionsanteils, im Vergleich zu einem niedrigen oder mittleren Anteil, schwieriger ist. Mit dem kundensegmentspezifischen Parameter $\beta \in [0; 1]$ wird zudem berücksichtigt, inwiefern auf Basis des bereits zu Periodenbeginn bestehenden qualitätsgesicherten Datenbestands zusätzliche Transaktionsanteile generiert werden können – d. h. wie ein Kunde(ntyp) die (verbesserte) DQ beim Kontakt mit der Unternehmung (z. B. individuellere Beratung und Kampagnen) schätzt: $\beta \cdot (1 - \lambda_{-DQM,t}) \cdot D_{sup,t} \cdot DQ_t$.

Insgesamt ergibt sich folgender funktionaler Zusammenhang, der im Weiteren den qualitätsinduzierten Transaktionsanteil $\lambda_{DQM,t}$ repräsentiert:

$$(3) \quad \lambda_{DQM,t} = \min \left\{ \left(m \cdot (1 - DQ_t) \cdot D_{sup,t} \cdot DQM_t^{(1-\eta)} + \beta \cdot (1 - \lambda_{-DQM,t}) \cdot D_{sup,t} \cdot DQ_t \right), (1 - \lambda_{-DQM,t}) \right\}$$

Dieser setzt sich dabei zum einen aus einem Anteil zusammen, der auf der direkten Maßnahmenwirkung beruht (erster Summand). Zum anderen können auf Basis der bereits in den Vorperioden qualitätsgesicherten Daten zusätzliche Transaktionen ge-

neriert werden (zweiter Summand). Die Minimumfunktion in (3) stellt sicher, dass der gesamte Transaktionsanteil gemäß Annahme A.1 im Bereich $[0; 1]$ bleibt.

Mit Ausdruck (3) sind die DQ-induzierten Einzahlungen E_t konkretisiert. Deshalb werden im Folgenden die Kosten K_t , welche für die in Periode t ergriffenen Maßnahmen resultieren, genauer spezifiziert. Dabei wird zwischen fixen und variablen Kostenanteilen unterschieden, da mit DQM einerseits Kosten K_{fix} verbunden sind, die vom Umfang der ergriffenen Maßnahmen unabhängig sind (z. B. für die Institutionalisierung eines DQ-Projektteams). Diese fallen dann an, wenn das Projekt überhaupt durchgeführt wird (d. h. $DQM_t > 0$). Andererseits werden variable Kosten berücksichtigt, die abhängig vom Umfang der Maßnahmen und der zugrunde liegenden Datenmenge $D_{sup,t}$ sind (z. B. für die Überprüfung und Anwendung von Assoziationsregeln). Für die Bestimmung der variablen Kosten stellt dabei k_{var} den linearen Kostenfaktor dar. Dass die variablen Maßnahmenkosten in Abhängigkeit von der Maßnahmenintensität überproportional ansteigen beruht darauf, dass erste DQ-Verbesserungen im Verhältnis schneller und kostengünstiger realisiert werden können, wohingegen die Beseitigung der letzten, latenten Qualitätsmängel kostenintensiver ist. Den steigenden Grenzkosten bei zunehmender Maßnahmenintensität wird deshalb mittels des Exponenten $\mu \in]1; \infty[$ im Modell Rechnung getragen. Insgesamt ergibt sich somit folgender funktionaler Zusammenhang, wobei $\text{sgn}(DQM_t)$ die Signumfunktion darstellt, die den Fixkostenanteil genau dann berücksichtigt, wenn in der betrachteten Periode DQM ergriffen werden:

$$(4) \quad K_t = \text{sgn}(DQM_t) \cdot K_{fix} + k_{var} \cdot DQM_t^\mu \cdot D_{sup,t}$$

Für eine mehrperiodige, dynamische Betrachtung werden des Weiteren Übergangsfunktionen für die Zustandsvariablen $D_{sup,t}$ und DQ_t benötigt, die beschreiben, wie sich die vorhandene Datenmenge der Unternehmung sowie der Anteil der qualitätsgesicherten Daten von einer Periode zur nächsten entwickeln.

Deshalb wird eine Funktion hergeleitet, die den Übergang von der Datenmenge $D_{sup,t}$ nach $D_{sup,t+1}$ in Abhängigkeit von den während der Periode t (neu) hinzukommenden Daten $\Delta D_{sup,t}$ schafft. Eine graphische Illustration liefert Abb. II-1:

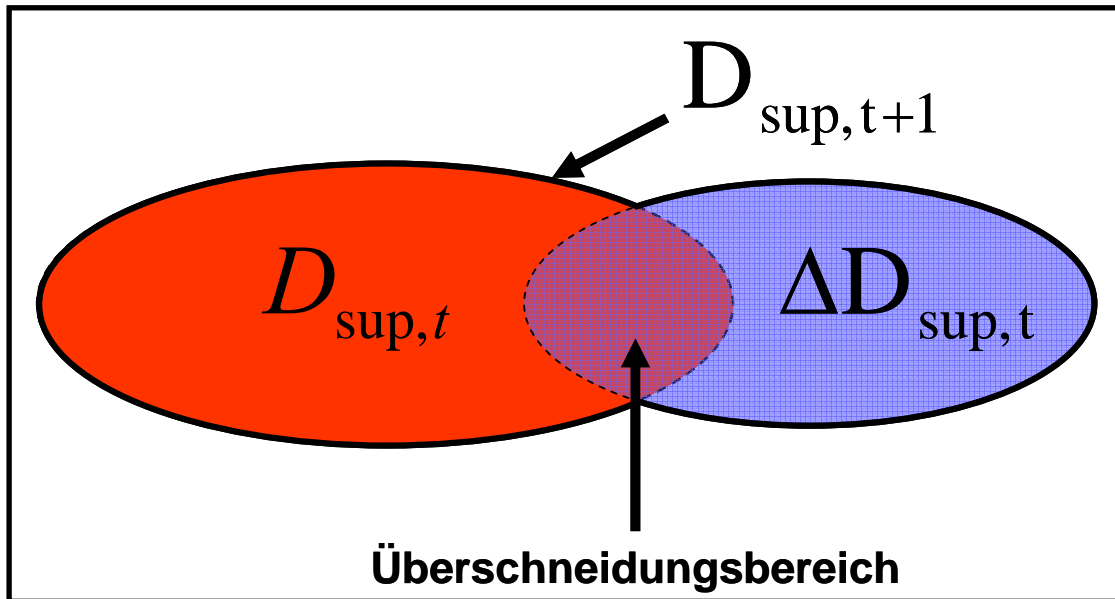


Abb. II-1: Zusammenhang zwischen den Datenmengen $D_{sup,t}$, $\Delta D_{sup,t}$ und $D_{sup,t+1}$

Die Datenmengen $D_{sup,t}$ und $\Delta D_{sup,t}$ sind dabei als Mengen im mathematischen Sinne zu verstehen, d. h. jede ist für sich gesehen duplikatfrei – allerdings kann es sehr wohl Überschneidungen zwischen den beiden Datenmengen geben. Im Überschneidungsbereich befinden sich die Daten, die der Unternehmung bereits zu Beginn der Periode t zur Verfügung standen und während den Transaktionen der laufenden Periode erneut erfasst worden sind. Da beide Variablen auf die Vollständigkeit des Datenbestands hinsichtlich der Spezifikation abzielen, lässt sich aus diesen Duplikaten kein Mehrwert generieren (vgl. Annahme A.5). Im Gegensatz dazu erweitern die restlichen Daten aus $\Delta D_{sup,t}$ die Kundendatenmenge $D_{sup,t}$, wobei dieser Anteil abhängig von der Größe der bereits vorhandenen Kundendatenmenge $D_{sup,t}$ ist. Dies ist damit zu begründen, dass bei einer kleinen Datenbasis noch verhältnismäßig viele der hinzukommenden Daten diese Ausgangsdatenbasis erweitern, wohingegen bei einer großen Datenmenge tendenziell viele bereits bekannt und somit in obigem Überschneidungsbereich anzusiedeln sind. Je mehr Daten $D_{sup,t}$ demnach bereits vorhanden sind, desto weniger sind von den neu hinzukommenden Daten $\Delta D_{sup,t}$ im Sinne der Datenspezifikation als neu anzusehen ($\frac{\partial(D_{sup,t+1} - D_{sup,t})}{\partial D_{sup,t}} < 0$) und umgekehrt. Dies

soll an den beiden Extrembeispielen $D_{sup,t} = 0$ und $D_{sup,t} = 1$ verdeutlicht werden: Sind zu Beginn der Periode t keinerlei Kundendaten im System (d. h. $D_{sup,t} = 0$), so

gilt $D_{sup,t+1} = \Delta D_{sup,t}$, da alle hinzukommenden Daten für die Unternehmung neu sind. Dagegen tragen bei $D_{sup,t} = 1$ die hinzukommenden Daten nicht zur Erweiterung der Datenbasis bei ($D_{sup,t+1} = D_{sup,t}$), da schon vorher alle benötigten Daten im System vorhanden sind. Der mit (5) gewählte Ausdruck für die vorhandene Kundendatenmenge zu Beginn der Periode $t+1$ erfüllt dabei nicht nur die obigen Anforderungen. Vielmehr gewährleistet er implizit ebenfalls $D_{sup,t+1} = f(D_{sup,t}, \Delta D_{sup,t}) \rightarrow [0; 1]$ für $D_{sup,t}, \Delta D_{sup,t} \in [0; 1]$:

$$(5) \quad D_{sup,t+1} = D_{sup,t} + (1 - D_{sup,t}) \cdot \Delta D_{sup,t}$$

Diese ist demnach mindestens so groß wie die zu Beginn der Vorperiode vorhandene sowie die während der Periode durch die Kundeninteraktionen hinzukommende Datenmenge ($D_{sup,t+1} \geq \max\{D_{sup,t}, \Delta D_{sup,t}\}$), da ein Datenverlust, beispielsweise bedingt durch einen technischen Defekt, ausgeschlossen wird. Zudem gilt $D_{sup,t+1} \leq D_{sup,t} + \Delta D_{sup,t}$, da externe Datenquellen, wie z. B. der Zukauf von Daten, im Modell gemäß Annahme A.4 nicht berücksichtigt werden.

Die während der Periode t hinzukommende Datenmenge $\Delta D_{sup,t}$ kann dabei aufgrund von Annahme A.4 als funktionaler Zusammenhang in Abhängigkeit von τ_t , $\lambda_{DQM,t}$ und $\lambda_{-DQM,t}$ dargestellt werden. Dies bedeutet, dass Daten aus der Interaktionstätigkeit mit dem Kunden gewonnen werden. Da hier vor allem Transaktionsdaten fokussiert werden, steigt die hinzukommende Datenmenge je mehr Transaktionen der Kunde bei der Unternehmung in Periode t tätigt. Da die Kunden(segmente) unterschiedliche absolute Transaktionsvolumina und verschiedene Präferenzen für die Datenweitergabe besitzen, wird durch τ_t festgelegt, wie viele Daten bei der Durchführung des gesamten Transaktionsvolumens eines Kunden in Periode t maximal hinzukommen können. Insofern soll der Zusammenhang folgendermaßen beschrieben werden⁵:

$$(6) \quad \Delta D_{sup,t} = \tau_t \cdot (\lambda_{-DQM,t} + \lambda_{DQM,t})$$

⁵ Der Faktor τ_t geht hier vereinfachend linear ein, könnte jedoch auch als Exponent Berücksichtigung finden. Dies würde jedoch an den Modellergebnissen nichts Grundlegendes ändern.

Mit den Termen (5) und (6) ist die formale Repräsentation, wie sich die Datenmenge, die der Unternehmung zur Verfügung steht, von einer Periode zur nächsten entwickelt, konkretisiert⁶.

Im Folgenden wird der entsprechende Periodenübergang für den Anteil der qualitätsgesicherten Daten DQ_t betrachtet. Dabei wird berücksichtigt, dass die Maßnahmen lediglich auf nicht qualitätsgesicherte Daten wirken, da eine Anwendung auf bereits korrekte Daten realistischer Weise keinerlei Auswirkungen hinsichtlich DQ_{t+1} hat. Der Tatsache, dass qualitätsgesicherte Daten im Laufe der Zeit inkorrekt werden, wird dabei mittels des Faktors $\theta \in [0; 1]$ Rechnung getragen. Dieser gibt an, welcher Anteil der qualitätsgesicherten Datenmenge pro Periode inaktuell wird:⁷

$$(7) \quad DQ_{t+1} = \frac{(1-\theta) \cdot D_{sup,t} \cdot (DQ_t + (1-DQ_t) \cdot DQM_t)}{D_{sup,t+1}}$$

Der Anteil der qualitätsgesicherten Daten zu Beginn der Periode $t+1$ ist somit – abgesehen vom zeitlichen Verfall – neben der Maßnahmenintensität in Periode t vom

⁶ Neben den Transaktionsdaten können in der neu hinzukommenden Datenmenge $\Delta D_{sup,t}$ ohne Weiteres ebenfalls Interaktionsdaten berücksichtigt werden. Sie sind demnach Teil des spezifizierten Datenschemas (spezifikationsorientierte Datenqualität) und damit auch Teil der Menge $D_{sup,t}$. Hier sind zwei Fälle zu unterscheiden:

- 1) Die Mengen an Transaktionsdaten und Interaktionsdaten korrelieren nicht. Zwar erhöhen dann im ersten Schritt die Interaktionsdaten die Datenmenge $D_{sup,t}$, die mit den DQM gesichert werden, was sich positiv auf den qualitätsinduzierten Anteil $\lambda_{DQM,t}$ auswirkt. Jedoch wird – wegen der fehlenden Korrelation – die Menge an Interaktionsdaten nicht wieder durch $\lambda_{DQM,t}$ erhöht. Es ergibt sich nur ein einmaliger Effekt. Deshalb können die Interaktionsdaten im Ausdruck (6) beispielsweise als Variable γ_t (mit $\gamma_t \in [0; 1]$) in Bezug auf die in einem Schema spezifizierte Interaktionsdatenbasis als Teil der Menge $D_{sup,t}$ eingehen, wobei gilt: $\gamma_t \neq f(\lambda_{DQM,t}, \lambda_{-DQM,t})$ und somit: $\Delta D_{sup,t} = \tau_t \cdot (\lambda_{-DQM,t} + \lambda_{DQM,t}) + \gamma_t$ mit $\tau_t + \gamma_t \leq 1$. Da γ_t im Modell exogen ist, ändern sich dadurch die allgemeinen Ergebnisse nicht.
- 2) Die Mengen an Transaktionsdaten und Interaktionsdaten sind (positiv) korreliert (wie z. B. bei Filialbanken, weswegen diese u. a. auch den Kundenkontakt und eine Beratung aktiv anstreben). Falls dies der Fall ist, können Interaktionsdaten analog zu Transaktionsdaten behandelt werden, d. h. ein höherer Transaktionsanteil führt nicht nur zu mehr neu hinzukommenden Transaktionsdaten, sondern ebenfalls zu mehr neu hinzukommenden Interaktionsdaten. Beide erhöhen die Datenmenge $\Delta D_{sup,t}$ und sind damit Teil der Datenbasis $D_{sup,t}$. Die Menge $D_{sup,t}$ an Transaktions- und Interaktionsdaten steigt – wegen der vorhandenen Korrelation – mit dem Transaktionsanteil (ausgedrückt durch die Variable δ_t), d. h. der bisherige Ausdruck (6) kann folgendermaßen ergänzt werden: $\Delta D_{sup,t} = (1 + \delta_t) \cdot \tau_t \cdot (\lambda_{-DQM,t} + \lambda_{DQM,t}) + \gamma_t$ mit $(1 + \delta_t) \cdot \tau_t + \gamma_t \leq 1$. Die Berücksichtigung der Interaktionsdaten, die nicht in Zusammenhang mit den durchgeführten Transaktionen stehen, können dabei natürlich wieder wie in 1) mit γ_t eingehen.

⁷ Derartige Verfallsparameter lassen sich in der Praxis (siehe Fallbeispiel) relativ gut mittels Stichproben ermitteln.

DQ-Niveau zu Beginn der Periode t sowie den vorhandenen Kundendatenmengen zu Beginn der Perioden t und $t+1$ abhängig. Da DQ_{t+1} den Anteil der qualitätsgesicherten Daten repräsentiert, wird die im Zähler beschriebene qualitätsgesicherte Datenmenge⁸ ins Verhältnis zur insgesamt vorhandenen Datenmenge $D_{sup,t+1}$ gesetzt.

Das dynamische Optimierungsproblem zur Bestimmung des effizienten Einsatzes von DQM unter Berücksichtigung von mehreren Planungsperioden stellt sich basierend auf den Zusammenhängen (1) bis (7) wie folgt dar:

$$\begin{aligned}
 & \text{maximiere } \sum_{t=1}^T \left(\frac{E_t}{(1+i_{kalk})^t} - \frac{K_t}{(1+i_{kalk})^{t-1}} \right) \\
 & \text{unter} \\
 & E_t = u \cdot \lambda_{DQM,t} \\
 & K_t = \text{sgn}(DQM_t) \cdot K_{fix} + k_{var} \cdot DQM_t^\mu \cdot D_{sup,t} \\
 (8) \quad & \lambda_{DQM,t} = \min \left\{ m \cdot (1-DQ_t) \cdot D_{sup,t} \cdot DQM_t^{(1-\eta)} + \beta \cdot (1-\lambda_{-DQM,t}) \cdot D_{sup,t} \cdot DQ_t, (1-\lambda_{-DQM,t}) \right\} \\
 & D_{sup,t+1} = D_{sup,t} + (1-D_{sup,t}) \cdot \Delta D_{sup,t} \\
 & \Delta D_{sup,t} = \tau_t \cdot (\lambda_{-DQM,t} + \lambda_{DQM,t}) \\
 & DQ_{t+1} = \frac{(1-\theta) \cdot D_{sup,t} \cdot (DQ_t + (1-DQ_t) \cdot DQM_t)}{D_{sup,t+1}} \\
 & DQM_t \in [0;1]
 \end{aligned}$$

Alternativ kann im Optimierungsproblem (8) auch ein Endwert für die aufgebaute DQ eingehen, wie in Anhang 1⁹ gezeigt wird. Dieser findet im Basismodell jedoch keine Berücksichtigung, da der Endwert zum einen keinen Vorteil bei der allgemeinen Simulation des Modells bietet (siehe nächstes Kapitel) und zum anderen auch in der praktischen Anwendung problematisch¹⁰ sein kann.

⁸ Die Wirkung des Eingriffs geht hier vereinfachend linear ein. Alternativ könnte ein konkaver Zusammenhang argumentiert werden, was an den Modellergebnissen jedoch nichts Grundlegendes verändern würde.

⁹ Der Anhang dieses Beitrags findet sich am Ende dieses Kapitels II.

¹⁰Stellt sich bei der Modellanwendung in der Praxis unter Berücksichtigung des Endwerts heraus, dass zwar die Investitionen/Auszahlungen in den ersten Perioden erfolgen müssen, jedoch die Nutzenwirkung der DQ (infolge des Endwerts) primär in sehr viel späteren Perioden auftritt, so kann dies trotz Diskontierung schwerlich gegenüber dem Investitionsentscheider argumentiert werden. Hier würde man sich wohl dem Vorwurf des „Schönrechnens“ von Investitionen ausgesetzt fühlen.

Die obige detaillierte Formulierung wurde deshalb gewählt, um das Modell auch für reale Problemstellung einsetzen zu können, wie das Fallbeispiel in Kapitel 5 verdeutlicht.

Zuvor wird jedoch noch auf eine Reihe allgemeiner Ergebnisse eingegangen.

4. Darstellung und Interpretation der Ergebnisse des Modells

Zur Ermittlung allgemeiner Ergebnisse wird aufgrund der Modelldetaillierung auf eine stetige Simulation mit numerischen Optimierungsverfahren zurückgegriffen, da sich das Modell für mehrere Perioden nicht algebraisch lösen lässt. Die Simulation erlaubt es dagegen allgemeine Investitionsszenarien für mehrere Perioden zu ermitteln, die bei gegebenen Rahmenbedingungen darstellen, zu welchem Zeitpunkt und in welcher Höhe in DQM zu investieren ist.

Die Durchführung der Simulation erfolgte mit Hilfe einer Sensitivitätsanalyse mit mehreren Variablen und sollte, unter Abdeckung der Definitionsbereiche der 13 Modellparameter, Auskunft darüber geben, welche Investitionsszenarien eintreten können und welchen Einfluss die einzelnen Modellparameter für das Auftreten eines Szenarios besitzen. Hierzu wurden für die Simulation die Definitionsbereiche eines jeden Modellparameters in Intervalle unterteilt. Hierbei ergaben sich insgesamt 69 Intervalle für die weiteren Untersuchungen (so stellten sich für die Analyse des Einflusses der initialen Datenbasis beispielsweise acht gleich große Intervalle über deren Definitionsbereich als ausreichend heraus). Danach wurde jeweils ein Parameter einzeln herausgegriffen (im Weiteren als Analysevariable bezeichnet) und über den gesamten Definitionsbereich systematisch variiert, um mittels einer Sensitivitätsanalyse zu ermitteln, welche Änderungen sich für den optimalen Umfang von DQM in den verschiedenen Perioden ergeben. Dabei erfolgten für jede Variation der Analysevariable 50 separate Simulationsläufe. Um den Einfluss der restlichen Modellparameter zu analysieren, wurden für jeden Simulationslauf mittels Zufallsoperator einzelne Werte für die Parameter aus den festgelegten Intervallen bestimmt und aufgezeichnet. Die sich dabei ergebende Vielzahl von unterschiedlichen Kombinationen an Intervallen wurde jeweils getrennt untersucht, d. h. es wurden automatisiert eigene Simulations-

läufe durchgeführt. In jedem Simulationslauf wurden die resultierenden dynamischen Optimierungsprobleme mittels numerischer Verfahren (Nelder Mead, Differential Evolution, Simulated Annealing und Random Search) für insgesamt fünf Perioden ($T = 5$) gelöst, um die optimalen DQ-Maßnahmen DQM_t zu bestimmen und zu indizieren. In der Folge werden dabei für die Interpretation jedoch lediglich die Ergebnisse für die Perioden $t \in \{1, 2, 3, 4\}$ zugrunde gelegt. Dies liegt daran, dass bei dynamischen Entscheidungsmodellen die Optimierung der letzten Periode (hier die Höhe von DQM_5) stark davon abhängig ist, ob ein Endwert berücksichtigt wird oder nicht. Für den Fall, dass kein Endwert verrechnet wird, fällt der Umfang der DQM in der letzten Periode c. p. geringer aus, da im Kalkül der monetäre Beitrag der aufgebauten DQ für spätere Perioden nicht eingeht. Wird im Gegensatz dazu ein Endwert berücksichtigt, ergibt sich in der letzten Periode c. p. ein höherer Umfang an DQM, da die Optimierungslogik versucht, die mangelnden Investitionsmöglichkeiten in den Perioden $T+1, T+2, \dots$ (d. h. $DQM_{T+1} = DQM_{T+2} = \dots = 0$) zu kompensieren.

Eine graphische Aufbereitung des Ergebnisses einer systematischen Variation der Analysevariablen $D_{sup,1}$ (entspricht der initialen Datenmenge) bei gegebenen Intervallen der anderen Modellparameter¹¹ zeigt Abb. II-2. In den Graphiken ist auf der Ordinate jeweils der optimale Maßnahmenumfang in den einzelnen Perioden DQM_t^* und auf der Abszisse die Analysevariable $D_{sup,1}$ angetragen.

¹¹Die Parameterkonstellation ist im Beispiel wie folgt: $u \in [1,90 \text{ Mio.}; 1,95 \text{ Mio.}]$; $\lambda_{-DQM,t} = 0,20$; $DQ_1 = 0,30$; $\theta = 0,15$; $m \in [0,12; 0,15]$; $\eta \in [0,70; 0,75]$; $\beta \in [0,08; 0,12]$; $K_{fix} \in [450 \text{ Tsd.}; 500 \text{ Tsd.}]$; $k_{var} \in [1,9 \text{ Mio.}; 2,0 \text{ Mio.}]$; $\mu \in [1,6; 1,7]$; $\tau_t = 1$ ($t = 1, 2, \dots, 5$); $i_{kalk} = 0,10$.

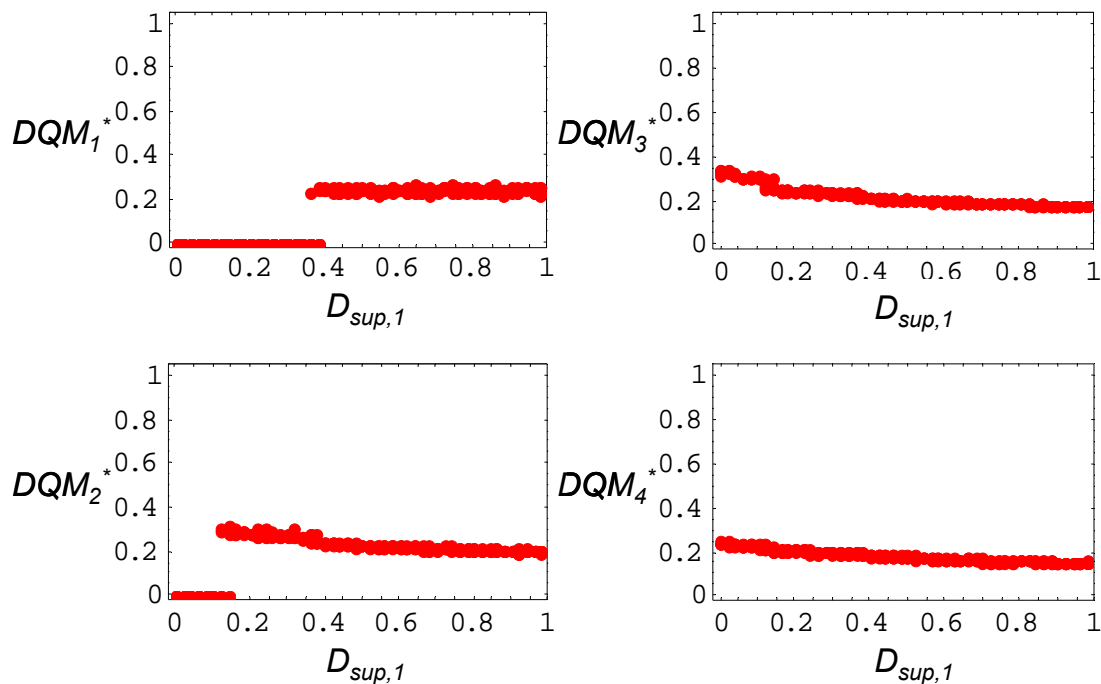


Abb. II-2: Optimaler Maßnahmeneinsatz bei Variation der initialen Datenmenge

Die einzelnen Bilder verdeutlichen dabei die Wahl des optimalen Umfangs an DQM_t^* in den einzelnen Perioden. Sind nur wenige initiale Daten vorhanden (d. h. $D_{sup,1} \in [0; 0,15]$), so ist in den ersten beiden Perioden nicht zu investieren. Erst ab Periode 3 sind DQM zu ergreifen. Demgegenüber ist beispielsweise bei einer mittleren und höheren initialen Datenmenge (d. h. $D_{sup,1} \in [0,5; 1]$) nachhaltig über alle vier Perioden in DQM zu investieren.

Ergänzend ist zu erwähnen, dass aufgrund der unstetigen Kostenfunktion (keine Berücksichtigung der Fixkosten K_{fix} falls $DQM_t = 0$) eine Aufteilung in insgesamt 2^T stetige, differenzierbare Teilprobleme vorzunehmen war, um die Zuverlässigkeit der numerischen Verfahren zu gewährleisten. Aus diesem Grund wurden u. a. die zuvor genannten numerischen Verfahren nebeneinander verwendet.

Bevor detailliert auf die Investitionsszenarien eingegangen wird, lassen sich für eine Reihe von Parametern auf Basis der mittels Simulation vorgenommenen Sensitivitätsanalyse folgende allgemeine Ergebnisse festhalten. Dabei bezeichnet

$\sum_t DQM_t^*$ die Summe über die in den einzelnen Perioden optimalen Maßnahmenintensitäten, d. h. den optimalen Gesamteinsatz an DQM im Betrachtungszeitraum.

Des Weiteren ist im Folgenden der optimale Zielfunktionswert des dynamischen Optimierungsmodells und somit der Kapitalwert, der mit der optimalen Wahl der Maßnahmenintensitäten in den einzelnen Perioden (DQM_t^*) erzielt werden kann, mit ZF^* beschrieben:

- Für den Wertbeitrag u gilt: $\partial\left(\sum_t DQM_t^*\right)/\partial u, \partial(ZF^*)/\partial u \geq 0$, d. h.: Können für den durch DQM induzierten Transaktionsanteil höhere/niedrige Einzahlungen u erzielt werden (ansonsten c. p.), so ergreift die Unternehmung DQM in höherem/niedrigerem Umfang (betrachtet über alle Perioden). Ebenso können auch höhere/niedrigere Kapitalwerte erzielt werden.
- Für den Kostenparameter k_{var} gilt: $\partial\left(\sum_t DQM_t^*\right)/\partial k_{var}, \partial(ZF^*)/\partial k_{var} \leq 0$, d. h. mit steigenden/fallenden variablen Kosten verringern/erhöhen sich in der Summe die ergriffenen DQM sowie der Kapitalwert.
- Für den Kostenparameter μ gilt: $\partial(ZF^*)/\partial \mu \geq 0$, d. h. mit steigendem/fallenden μ erhöht/verringert sich der Kapitalwert. Die Ursache für diesen Zusammenhang ist, dass die Maßnahmenintensität auf das Intervall $[0; 1]$ normiert ist und sich somit der Einsatz von DQM (wegen $(DQM_t)^{\mu_1} \leq (DQM_t)^{\mu_2}$ für $\mu_1 \geq \mu_2$ und $DQM_t \in [0; 1]$) verbilligt/verteuert. Ein weiterer Zusammenhang, der sich zwar bei Investitionsszenarien, in denen nur eine einmalige Investition in DQM erfolgte, nicht bestätigte, ansonsten jedoch regelmäßig beobachtet werden konnte, ist $\partial\left(\sum_t DQM_t^*\right)/\partial \mu \geq 0$, . Folglich wird mit wachsendem μ , aufgrund der Verbilligung der Maßnahmen, deren Ergreifung vorteilhaft. Bei den Einmalinvestitionen ist dagegen zu beobachten, dass die stärker anwachsenden Grenzkosten für steigendes μ c. p. nur bis zu einem gewissen Grad toleriert werden. Danach wird dazu übergegangen, weniger in DQM zu investieren als noch bei kleinerem μ und so geringere DQ-induzierte Einzahlungen in Kauf zu nehmen. Trotzdem wird dabei insgesamt ein höherer Kapitalwert ZF^* erzielt, da die geringeren Kosten für die

Durchführung der Maßnahmen den Rückgang an DQ-induzierten Einzahlungen überkompensieren.

- Für die kundensegmentspezifischen Parameter m und β gilt:

$$\partial\left(\sum_t DQM_t^*\right)/\partial m, \partial(ZF^*)/\partial m, \partial\left(\sum_t DQM_t^*\right)/\partial\beta, \partial(ZF^*)/\partial\beta \geq 0. \text{ Mit den Parametern}$$

wird beschrieben, in welcher Höhe die Durchführung von DQM und das (resultierende) DQ-Niveau zu einer Steigerung des Transaktionsanteils λ_{DQM} beiträgt. Mit steigenden/fallenden Parametern werden der Umfang an ergriffenen DQM im Betrachtungszeitraum sowie der Kapitalwert ZF^* erhöht/verringert.

- Für den Wirkungsgrad η gilt: $\partial(ZF^*)/\partial\eta \geq 0, \partial\left(\sum_t DQM_t^*\right)/\partial\eta \leq 0$, d. h. mit steigendem/fallendem η erhöht/verringert sich der Kapitalwert. Dies ist damit zu begründen, dass die Erhöhung/Verringerung des Parameters η einen besseren/schlechteren Wirkungsgrad der DQM bedeutet. Zudem ist, auf den ersten

Blick überraschend, der Zusammenhang $\partial\left(\sum_t DQM_t^*\right)/\partial\eta \leq 0$ zu beobachten. Als

Begründung hierfür kann die Kompensation eines schlechteren Wirkungsgrads ($\eta \downarrow$) durch einen höheren DQM-Einsatz angeführt werden.

- Für den Verfallsparameter der DQ θ gilt: $\partial\left(\sum_t DQM_t^*\right)/\partial\theta \geq 0, \partial(ZF^*)/\partial\theta \leq 0$,

d. h. bei steigendem/fallendem Verfallsparameter werden höhere/niedrigere DQM induziert, da der DQ-Verfall (für den Fall eines höheren Verfalls) zu kompensieren ist. Eine Ausnahme davon bildet ein sehr geringer Verfall $\theta \in [0; 0,05]$. Hier ist zu beobachten, dass ausschließlich in der ersten Periode (relativ intensiv) investiert wird, um in den folgenden Perioden die (sich kaum oder nicht reduzierende) DQ auszunutzen.

Demgegenüber ist die Interpretation der bisher noch nicht betrachteten Größen D_{sup} (Datenmenge), DQ (DQ-Niveau) und $\lambda_{-DQM,t}$ (nicht DQ-induzierter Transaktionsanteil) hinsichtlich der zu ergreifenden DQM schwieriger. Zugleich ist diese interessant, da die Parameter in wechselseitiger Abhängigkeit die Modellergebnisse beeinflussen.

Es lassen sich hier insgesamt vier allgemeine Investitionsmuster identifizieren, die nachfolgend – wie auch die Parameterkonstellationen, in welchen sie eintreten – beschrieben sind:¹²

- [I] [*Nachhaltige Investition in konstanter Höhe*] Über die untersuchten Perioden hinweg sind Investitionen in DQM in gleicher Höhe vorzunehmen ($0 < DQM_t \cong DQM_{t+1}$ für $t \in \{1, 2, \dots, T-2\}$). Dieses Investitionsszenario tritt dann ein, wenn die Unternehmung zum einen bereits Qualitätssicherungen (konkret $DQ \in [0,3; 0,5]$) durchgeführt hat. Zudem müssen permanent infolge der durchzuführenden Basistransaktionen ($\lambda_{-DQM,t} \in [0,3; 0,6]$) Daten hinzukommen, deren Sicherung die Investitionen rechtfertigt. Die bereits vorhandenen Daten des Kunden D_{sup} beeinflussen hier nicht den Umfang und die Nachhaltigkeit der Investitionen. Interessant ist dieses Szenario beispielsweise für Unternehmungen, die bereits eine etablierte Beziehung zum Kunden besitzen und bis zum Zeitpunkt der Investitionsentscheidung in DQ bereits mäßig investiert hatten.
- [II] [*Nachhaltige Investition in zunehmender Höhe*] Bei diesem Szenario steigen die Investitionen monoton an, d. h. es gilt $0 < DQM_t \leq DQM_{t+1}$ für $t \in \{1, 2, \dots, T-2\}$. Im Gegensatz zu Szenario [I] ist hier keine oder nur eine geringe DQ ($DQ \in [0; 0,3]$) vorhanden, jedoch der Basistransaktionsanteil hoch bis sehr hoch ($\lambda_{-DQM,t} \in [0,6; 0,9]$). Die spezifizierten Kundendaten D_{sup} beeinflussen hier wiederum nicht den Umfang und die Nachhaltigkeit der Investitionen. Bei intensiven Kundenbeziehungen, bei welchen die zugehörigen Daten bisher noch nicht gesichert wurden, ist dieses Investitionsszenario von großem Interesse.
- [III] [*Nachhaltige Investition in abnehmender Höhe*] Bei diesem Szenario nehmen die Investitionen monoton ab, d. h. es gilt $DQM_t \geq DQM_{t+1} > 0$ für $t \in \{1, 2, \dots, T-2\}$. Das Muster tritt auf, wenn eine Unternehmung bereits über eine umfangreiche Kundendatenbasis verfügt ($D_{sup} \in [0,5; 1]$), die jedoch wenig qualitäts-

¹²Bei den Parametern mit nach oben offenem Definitionsbereich wurden bei den Simulationen Obergrenzen festgelegt, um unnötige Simulationsläufe auf Basis unrealistischer Ausprägungen zu vermeiden.

gesichert ist ($DQ \in [0; 0,4]$). Daneben zeichnet sich die Konstellation durch einen niedrigen Anteil an Basistransaktionen ($\lambda_{-DQM,t} \in [0,1; 0,3]$) aus. Zusammen mit der bereits größeren Menge an vorhandenen Daten kommen hierdurch in den späteren Perioden wenig neue Daten hinzu. Dies ist auch so, wenn der qualitätsinduzierte Transaktionsanteil und die daraus resultierenden Kundendaten größeren Umfangs wären. Da jedoch bereits umfangreiche Kundendaten vorhanden sind, wird kontinuierlich (und bei gleich bleibendem Basistransaktionsanteil auch rückläufig) in die Qualitätssicherung investiert. Bei ehemals intensiven Kundenbeziehungen, die sich inzwischen verschlechtert haben (niedriger Basistransaktionsanteil im Zeitverlauf), ist dieses Szenario interessant, da es zwar zukünftige Investitionen vorsieht, jedoch bei einem sich insgesamt nicht verändernden, geringen Kundentransaktionsanteil, die Investitionsrate kontinuierlich zurückgefahren wird.

- [IV] [*Einmalinvestition*] Im Unterschied zu den bisherigen Investitionsmustern findet hier nur eine einmalige Investition statt. Einmalinvestitionen charakterisieren sich dadurch, dass in mindestens einer Vor- und Folgeperiode keine DQM ergriffen werden (DQM_t ist eine Einmalinvestition falls gilt: $DQM_t > 0 \wedge DQM_{t-1} = 0 \wedge DQM_{t+1} = 0$). Im Gegensatz zu den Szenarien [II] und [III] stellt sich der Fall der Einmalinvestition in einer Konstellation mit wenig Kundendaten ($D_{sup} \in [0,15; 0,4]$), einer geringen, vorhandenen DQ ($DQ \in [0; 0,3]$) sowie einem sehr geringen Basistransaktionsanteil mit $\lambda_{-DQM,t} \in [0; 0,15]$ ein. Kennzeichnend für die Einmalinvestition ist dabei insbesondere der Basistransaktionsanteil, der äußerst wenig neu hinzukommende Daten zur Folge hat. Zwar könnte demgegenüber qualitätsinduziert der Umfang an neu hinzukommenden Daten erhöht werden. Allerdings wären hierzu höhere Investitionen in DQM notwendig, um den Transaktionsanteil $\lambda_{DQM,t}$ und damit $\Delta D_{sup,t}$ zu steigern. Diese Investitionen werden jedoch deshalb nicht mehrperiodig getätigt, da in diesem Fall das Kosten-/Nutzenverhältnis der DQM in den einzelnen Perioden zu schlecht wäre und insbesondere die resultierende mehrmalige Fixkostenbelastung nicht erwirtschaftet werden könnte. Somit kommt eine Einmalinvestition und keine nachhaltige DQ-Investition zu Stande. Letztgenannter Fall kann in ei-

nem dynamischen Modell auch (implizit) beim Vergleich von Investitionsmöglichkeiten zwischen Perioden auftreten. Dies bedeutet, dass in einer Periode zwar ein Nettoüberschuss erzielt werden könnte, es jedoch durchaus sinnvoll sein kann, in dieser Periode nicht zu investieren, um in der Folgeperiode eine (dann höhere) Einmalinvestition durchzuführen. Derzeit und auch zukünftig wenig intensive Kundenbeziehungen, über die zudem nur Daten schlechter Qualität verfügbar sind, fallen in dieses Investitionsszenario. Hier ist die Logik, mit einer einmaligen Investition zu versuchen, die Beziehung (ggf. wieder) zu aktivieren, ohne jedoch nachhaltig bei einem sich nicht verändernden, geringen Kundentransaktionsanteil zu investieren.

Analysiert man die genannten Investitionsmuster, so lässt sich Folgendes festhalten:

- Der Umfang der Datenmenge D_{sup} steuert maßgeblich, ob in einer Periode investiert werden soll (und damit den Startzeitpunkt der Investitionen). Nicht eine vorhandene schlechte DQ sollte der Auslöser sein, damit eine Unternehmung DQM ergreift. Vielmehr beeinflusst D_{sup} zusammen mit dem Umfang der Basistransaktionen λ_{-DQM} den Beginn der Investitionen im Zeitverlauf. Gilt $D_{sup,t} \gg \lambda_{-DQM,t}$, $\lambda_{-DQM,t+1}$, $\lambda_{-DQM,t+2}$, usw. (d. h. die vorhandene Datenmenge ist im Vergleich zur zukünftig zu erwartenden Datenmenge viel größer), so sollte c. p. in der Gegenwart (Periode t) investiert werden. Analog gilt für $D_{sup,t} \ll \lambda_{-DQM,t}$, $\lambda_{-DQM,t+1}$, $\lambda_{-DQM,t+2}$, usw., dass die Investitionen erst zukünftig zu tätigen sind.
- Der Umfang der Basistransaktionen λ_{-DQM} gibt Auskunft darüber, ob einmalig oder nachhaltig investiert werden soll. Bei einem geringen Basistransaktionsanteil $\lambda_{-DQM,t}$ wird eine Einmalinvestition getätigt. Bei einem dann kontinuierlich steigenden Anteil wird zuerst nachhaltig abnehmend (Szenario [III]), dann nachhaltig konstant (Szenario [I]) und schließlich nachhaltig zunehmend (Szenario [II]) investiert.
- Das DQ-Niveau ist, wie oben beschrieben, nicht ausschlaggebend dafür, ob Investitionen zu tätigen sind. Jedoch steuert DQ (sozusagen als Abbruchkriterium), wann die Investitionen in DQ eingestellt werden sollen, wobei dies durchaus (im Zusammenwirken mit dem Basistransaktionsanteil λ_{-DQM}) auch schon bei einem mittleren DQ-Niveau erfolgen kann (vgl. Szenario [IV]).

Wenn in der Praxis die Modellanwendung und die damit verbundene Messung und Schätzung aller notwendigen Parameter (beispielsweise aufgrund der Erhebungskosten) nicht durchgeführt wird, so können die obigen Sensitivitäten und Investitionsmuster wichtige Anhaltspunkte und Handlungsempfehlungen für ein fortlaufendes DQ-Management geben und zur Entscheidungsunterstützung dienen. Strebt die Unternehmung dagegen im Rahmen eines ökonomisch orientierten DQ-Managements eine Anwendung des obigen Modells zur effizienten Planung des Einsatzes von DQM an, so sind die einzelnen Modellparameter zu quantifizieren.

Auf diese Messung und Schätzung wird neben der prinzipiellen Operationalisierung des Modells im nächsten Kapitel eingegangen.

5. Operationalisierung und Anwendung des Modells am Beispiel eines deutschen Mobilfunkanbieters

Zur Anwendung des obigen Modells wurden im Kampagnenmanagement-Prozess eines großen deutschen Mobilfunkanbieters spezifische DQ-Probleme in Zusammenarbeit mit der Fachseite und der DW-Abteilung identifiziert.

Dieser Prozess wird unten kurz dargestellt, um die beiden, hier im Weiteren diskutierten DQ-Probleme und die resultierenden ökonomischen Auswirkungen zu verdeutlichen. Danach wird detailliert auf die Operationalisierung und Anwendung des Modells eingegangen. Abschließend wird eine Auswahl an Handlungsempfehlungen diskutiert, die auf Basis des Modells abgeleitet werden konnten. Die im Folgenden verwendeten Zahlen stellen dabei eine Vereinfachung dar.

Der Kampagnenmanagement-Prozess setzt sich aus den einzelnen Teilprozessen *Planung & Design*, *Beauftragung & Durchführung* und *Monitoring & Steuerung* zusammen. Grundsätzlich wurden im Prozess in Zusammenarbeit mit den Fachseiten zwei Hauptansatzpunkte identifiziert, bei welchen insbesondere DQ-Probleme existierten. Zum einen handelt es sich um die *Kundenselektion* und zum anderen um die *Kundenansprache*.

Die *Kundenselektion* ist im Teilprozess *Planung & Design* angesiedelt. Ziel ist es, auf Basis der bisher im Planungssystem vorliegenden Informationen eine oder mehrere

Zielgruppen für die Kampagne zu ermitteln und die entsprechenden Kunden zu selektieren. Dazu werden Auswertungen und Analysen auf den vorhandenen Kundendaten und Kampagneninformationen durchgeführt, um die Selektionskriterien für die Segmente zu bestimmen und zu verfeinern. Sind bei der Selektion relevante Attribute wie beispielsweise das Alter des Kunden, die Laufzeit des Vertrages oder gar der Vertragstyp selbst nicht oder nicht korrekt befüllt, hat dies zur Folge, dass Kunden den falschen Segmenten zugeordnet werden – daraus wiederum resultieren geringere Kampagnenerfolgsquoten, da „falsche“ Kunden dem Kreis der teilnehmenden Kunden zugewiesen werden.

Daneben stellt die vorhandene Kundendatenmenge auch die Grundlage für die *Kundenansprache* dar, d. h. die Kontaktierung des Kunden im Rahmen der Kampagne. Eine mangelhafte DQ führt hier beispielsweise dazu, dass keine oder keine korrekte und individuelle Ansprache des Kunden möglich ist. Die Folgen einer mangelhaften Qualität der Kontaktdaten können dabei von der Verärgerung des Kunden bis zu dessen Nichterreichbarkeit reichen. Insgesamt sind somit weniger (erfolgreiche) Kundenkontakte sowie geringere Erfolgsquoten auf Kampagnenebene das Resultat. Die Einspielung der Daten ist im Teilprozess *Beauftragung & Durchführung*, direkt vor dem Durchführungsstart der Kampagne, angesiedelt.

Zwei konkrete DQ-Probleme, die in den identifizierten Bereichen auftraten, sind zum einen fehlerhafte oder nicht vorhandene Kundenkontaktdaten (z. B. Adressdaten) und zum anderen eine mangelhafte Rollenzuordnung von Vertragspartner und Nutzer, was Probleme beim Kundenkontakt sowie der Kundenselektion nach sich zieht. Bei ersterem handelt es sich um ein allgemein bekanntes DQ-Problem, mit dem viele Unternehmungen branchenübergreifend zu kämpfen haben (vgl. z. B. English, 1999). Demgegenüber stellt das zweite ein Problem dar, das konkret vor Ort identifiziert wurde. So existiert sowohl im Geschäftskunden- (z. B. Rahmenvertragsgeschäft) als auch im Privatkundenbereich (z. B. Prepaidgeschäft) eine große Anzahl von Vertragsverhältnissen, in denen der Vertragspartner und somit Entscheider eines Mobilfunkvertrages nicht mit dem Nutzer der SIM-Karte übereinstimmt. Für den Mobilfunkanbieter sind diese Rolleninformationen deshalb von so großer Bedeutung, da ledig-

lich der Entscheider eines Mobilfunkvertrages das unterbreitete Angebot annehmen kann und deshalb in den Kampagnen zu kontaktieren ist.

Ein Kampagnentyp, der von den vorgestellten DQ-Problemen besonders betroffen war, umfasst die *Prepaid2Postpaid*-Kampagnen, da hier neben den (allgemeinen) Kontaktdaten insbesondere die Rolleninformationen von Bedeutung sind, weil Prepaid-Karten häufig verschenkt, weitergegeben oder verkauft werden. Ziel der Kampagnen ist es, gezielt Prepaid-Kunden zu kontaktieren und dazu zu bewegen, auf Postpaid-Tarife und somit einen Laufzeitvertrag mit festem Mindestumsatz umzusteigen. Bei mangelhaft gepflegten Rolleninformationen ist dabei jedoch keine zielgerichtete Ansprache des Entscheiders des Vertrages möglich, was zwangsläufig zu Angebotsablehnungen führt. Dies spiegelte sich auch relativ deutlich in den Auswertungen des Kampagnenreportings wider: So wurde in einem dreimonatigen Test festgestellt, dass bei bis zu 20% der kontaktierten Personen das Kampagnenangebot nicht angenommen werden konnte, da der entsprechende Vertragspartner nicht bekannt war. Insgesamt konnten die angestrebten Erfolgsquoten bei den Kampagnen nicht erreicht werden.

Da jedoch von Seiten des Mobilfunkanbieters Prepaid-Nutzer als Zielgruppe mit hohem Potenzial angesehen werden, weil diese Verträge einen typischen Einsteigertarif darstellen, sollten DQM durchgeführt werden, um die Erfolgsquote der Kampagnen zu steigern. Wegen der nicht zu unterschätzenden Kosten, die mit DQ-Projekten einhergehen, sollte zuvor untersucht werden, in welchem Ausmaß DQM unter ökonomischen Gesichtspunkten gerechtfertigt werden können.

Im hier dargestellten Teil des Anwendungsfalls wird dabei der Einsatz von Assoziationsregeln betrachtet, um mögliche Fehlerkandidaten im Datenbestand zu identifizieren, diese zu überprüfen und Fehler zu bereinigen (insgesamt wurden jedoch noch weitere DQM mit dem Modell auf ihren Einsatz hin untersucht und in der Wirkung miteinander verglichen). Assoziationsregeln beschreiben häufig auftretende Zusammenhänge zwischen Attributwerten durch Regeln, wie z. B. $a \text{ AND } b \Rightarrow c$, die nach einer Überprüfung als Integritätsbedingungen für den Bestand dienen können: $PLZ \Rightarrow Ort$ und $(Aktuelles\ Datum - Geburtsdatum < 16 \text{ Jahre}) \Rightarrow (Familienstand = \text{„ledig“})$ können hier als einfache Beispiele angeführt werden. Die Intensität der Maß-

nahmen (hier Umfang der Assoziationsregeln) ist dabei variierbar, d. h. es können beispielsweise mehr oder weniger Regeln entwickelt, überprüft und angewendet werden. Somit stellte sich die Frage, wann und in welchem Umfang in DQM bzw. in DQ-Projekte investiert werden soll.

Die Quantifizierung des Wertbeitrags, der mit den DQM und dem verbesserten DQ-Niveau in den einzelnen Perioden einhergeht, wurde mittels der Erfolgsquote λ_t vorgenommen. Der Grund für die Verwendung der Erfolgsquote lag in der direkten Zurechenbarkeit ihrer Verbesserung durch die DQM begründet. So lässt sich aus der erhöhten Erfolgsquote zwar wiederum der Umfang an zusätzlichen Transaktionen und damit die Steigerung des Transaktionsanteils ermitteln (weswegen auch der Beitrag u ohne größere Probleme zu berechnen war). Jedoch sollte der Transaktionsanteil nicht direkt Eingang finden, da im vorliegenden Fall neben den DQM auch andere Maßnahmen zu dessen Veränderung durchgeführt wurden, die nicht mit den Kampagnen in Bezug standen. Somit war es wesentlich geeigneter zu untersuchen, welche zurechenbare Steigerung der Erfolgsquote der Kampagnen aufgrund einer verbesserten Kundenselektion und -ansprache durch DQM erzielt werden kann. Der Beitrag u , der dabei mit einer Erhöhung der Erfolgsquote entsteht, konnte in Zusammenarbeit mit der Vertriebsabteilung ermittelt werden. Diesbezüglich wurde analysiert, welche Überschüsse die Unternehmung (nach Abzug aller sonstigen Kosten außer den DQ-Kosten) generiert, falls 10% der Kunden des fokussierten Segments von Prepaid- auf Postpaid-Verträge umsteigen. Hier wurde ein Wert von 1,9 bis 1,95 Mio. Euro prognostiziert: Kann demzufolge die Erfolgsquote der betrachteten Kampagnen infolge der DQM beispielsweise um 1% gesteigert werden, so ergibt sich ein Wertbeitrag von 190 bis 195 Tsd. Euro. Da in der Praxis bei der Bestimmung der entscheidungsrelevanten Größen i. d. R. auf Schätzungen und Prognosen zurückgegriffen werden muss, wurde bei der Operationalisierung des Modells auf Intervalle abgestellt, in welchen sich die zu quantifizierenden Größen befinden sollen. Mittels Simulation können dann auf Basis dieser Entscheidungsgrundlage praktische Handlungsempfehlungen abgeleitet und der effiziente Einsatz von DQM bestimmt werden.

Für die Erfolgsquote $\lambda_{-DQM,t}$, die auch ohne die Durchführung von DQM und verbesserte DQ im entsprechenden Kundensegment zustande kommt, wurde das Kampag-

nenreporting der zurückliegenden Monate zugrunde gelegt. So ergab sich im Anwendungsbeispiel ein Schätzwert von 15%.

Um eine verbesserte Erfolgsquote zu erreichen, wurde die Anwendung von Assoziationsregeln als DQM fokussiert. Die Maßnahmenintensität und somit der Umfang an Regeln, die im Rahmen der Qualitätssicherung zum Einsatz kommen, können dabei über die Variation von Mindestsupport und Mindestkonfidenz der Regeln variiert werden. Beim Mindestsupport handelt es sich um die Häufigkeit, mit welcher der entsprechende Zusammenhang in der betrachteten Datenbasis enthalten sein muss, um als Assoziationsregel Verwendung finden zu können. Bei der Mindestkonfidenz wird dagegen die Untergrenze für die relative Häufigkeit festgelegt, mit der die entsprechende Implikation erfüllt sein muss – d. h., in wie vielen Fällen aus *a* AND *b* tatsächlich *c* folgen muss. Die Ermittlung von möglichen Assoziationsregeln kann dabei mittels geeigneter Software (z. B. WizRule[®] der Firma Wizsoft) toolbasiert erfolgen. Über die Vorgabe von Mindestsupport und -konfidenz können der Umfang der Assoziationsregeln und somit die Intensität der Maßnahmen DQM_t stufenlos eingestellt werden.

Um den Einsatz von DQM zu planen, sind insbesondere die bereits vorhandene Datenmenge und deren DQ-Niveau zu berücksichtigen. Dabei wurde zum einen die Vollständigkeit des Datenbestandes hinsichtlich der Spezifikation des Datenschemas zweckorientiert untersucht und bewertet. Dies bedeutet, dass mittels einer Metrik für das DQ-Merkmal Vollständigkeit (vgl. z. B. Parssian et al., 2004; Heinrich, Klier, 2005) die vorhandenen den für die Durchführung der Kampagnen benötigten Attributwerten gegenübergestellt wurden, um eine Kennzahl zu berechnen. Der relativen Bedeutung der einzelnen Attribute im Hinblick auf den Kampagnenzweck wurde dabei mittels Gewichtungsfaktoren Rechnung getragen – hier ist insbesondere das Attribut *Rolle* von Bedeutung. In der Anwendung ergab sich erwartungsgemäß ein eher geringer Wert $D_{sup,1}$ von 0,40, da es sich beim Prepaid-Tarif um einen Einsteigertarif handelt und sich demzufolge i. d. R. noch nicht viele Informationen angesammelt haben. Zum anderen müssen bei Abschluss eines Prepaid-Vertrages gewisse Informationen und Stammdaten nicht angegeben werden. Da Kunden mit einer höheren Affinität für die unterbreiteten Angebote i. d. R. mehr telefonieren, höhere Umsätze täti-

gen und häufiger mit dem Mobilfunkanbieter in Kontakt treten, steigt die bekannte Kundendatenmenge, die in den zukünftigen Beratungen und Kampagnen eingesetzt werden kann.¹³

Daneben musste das Qualitätsniveau der bereits vorhandenen Kundendaten quantifiziert werden. Auch hier kann eine DQ-Metrik Verwendung finden (vgl. z. B. Parssian et al., 2004; Heinrich, Klier, 2005), die eine Kennzahl für die Korrektheit des relevanten Datenausschnittes lieferte. Für das in der Kampagne fokussierte Kundensegment ergab sich dabei ein verhältnismäßig geringer Wert von $DQ_1 = 0,35$, da es sich bei der zugrunde liegenden Zielgruppe um ein Jugend- und Einsteigersegment handelt. So besteht mit dieser Kundengruppe i. d. R. nur selten Kundenkontakt, sodass Änderungen, die sich bei den Kundendaten ergeben, nur in Ausnahmefällen nachgepflegt werden können (z. B. veränderte Rolleninformationen).

Dass die vorhandenen Daten im Laufe der Zeit nicht mehr aktuell sind und die DQ demzufolge sinkt, muss in einer mehrperiodigen Planung ebenfalls berücksichtigt werden. Im Anwendungsfall wurde hier ein Schätzwert für den Verfallsparameter der relevanten Datenbasis gebildet. Dazu wurden jeweils Verfallsparameter auf Attributebene geschätzt (auf Basis von Erfahrungswerten und Stichproben) und dann zu einem Schätzer für die betroffene Datengrundlage aggregiert. Hierbei ergab sich ein Wert von 14%, da sich im betrachteten Segment die relevanten Kundendaten (z. B. Vertragsdaten und Rolleninformationen) verhältnismäßig oft ändern. Der Wert von 0,14 drückt dabei aus, dass innerhalb einer Planungsperiode – im Beispiel wurde ein Jahr zugrunde gelegt – ungefähr ein Siebtel der Daten inaktuell und somit inkorrekt werden.

Des Weiteren blieb zu untersuchen, inwiefern sich die DQM bei der Durchführung der Kampagnen auszahlen – d. h. inwiefern sich die Erfolgsquoten der Kampagnen verbessern. Um diesen Zusammenhang zu quantifizieren, wurden Vergangenheits- und Erfahrungswerte bei unterschiedlichen Kundengruppen – mit mehr oder weniger

¹³In diesem Zusammenhang musste auch festgelegt werden, wie viele der relevanten Daten ein Kunde maximal weitergibt. Aus Erfahrungswerten ergab sich hier, dass für das Kampagnenangebot affine Kunden, bereitwillig diese Daten bereitstellten. Deswegen wurde der Parameter τ_t für alle Perioden t jeweils mit eins festgelegt.

vorhandenen und qualitätsgesicherten Daten – analysiert und die jeweiligen Erfolgsquoten verglichen. So konnte eine Abschätzung vorgenommen werden, inwiefern bei Kunden, bei denen die Unternehmung eine umfangreichere und bessere Datenbasis zur Verfügung hat und stärker um die Qualität der Daten bemüht ist, eine höhere Erfolgsquote erzielt werden kann. Für die praktische Anwendung sollte dabei eine gewisse Fehlertoleranz möglich sein, d. h., für die Operationalisierung des Modells konnten Intervalle für die Parameter m , η und β angegeben werden. Folgende Intervalle wurden hier ermittelt: $m \in [0,1; 0,2]$, $\eta \in [0,7; 0,8]$, $\beta \in [0,1; 0,2]$.

Daneben sind Kostenschätzungen für die Umsetzung der DQM vorzunehmen. Dabei sind zum einen die vom Umfang der Maßnahmen unabhängigen Fixkosten K_{fix} zu ermitteln, die bei Projektdurchführung anfallen. Im vorliegenden Beispiel wurden diese mit 450 bis 500 Tsd. Euro veranschlagt, da Kosten in entsprechender Höhe für die Einrichtung und Organisation eines Projektteams zur Umsetzung der DQM kalkuliert wurden. Zum anderen müssen die variablen Kosten, die in Abhängigkeit vom Umfang der Maßnahmen entstehen, quantifiziert werden. In der praktischen Anwendung wurden diesbezüglich die Kostenwirkung einer erhöhten Anzahl von Assoziationsregeln (durch Verminderung von Mindestsupport und -konfidenz) sowie die resultierenden Kosten für deren Evaluierung und Anwendung untersucht. Eine hohe Maßnahmenintensität DQM_t führt dabei dazu, dass relativ komplexe Regeln mit einbezogen werden, die einen relativ geringen Support- und Konfidenzwert besitzen und deren Prüfung und Anwendung demzufolge hohe Zeit- und Mitarbeiterressourcen beanspruchen. Gerade deswegen wird bei der Entwicklung des Modells auch ein konvexer Kostenverlauf gefordert. Im Praxisfall wurde der Parameter μ im Intervall $[1,7; 1,9]$ geschätzt. Der variable Kostensatz k_{var} ergibt sich dabei aus den insgesamt anfallenden Kosten, falls alle Assoziationsregeln umgesetzt werden würden. Im Beispiel resultierte ein Wert von $k_{var} \in [1,8; 2,0]$ (in Mio. Euro).

Mittels der bisherigen Analysen und Ausführungen konnte das Modell für die praktische Anwendung operationalisiert werden¹⁴. Welche Handlungsempfehlungen sich daraus ergaben, wird im Weiteren diskutiert.

Auf Basis des Modells soll bei oben beschriebener Konstellation in der ersten Periode noch nicht in DQ investiert werden ($DQM_1 = 0$). Vielmehr sollen weitere Kundendaten gesammelt werden, um die vorhandene Datenbasis von $D_{sup,1} = 0,4$ zu erweitern und den Beginn von Investitionen in DQM zu rechtfertigen. Dies ist nach Ablauf der ersten Planungsperiode (d. h. nach einem Jahr) der Fall. So soll zu Beginn der zweiten Periode eine stärkere Startinvestition erfolgen ($DQM_2 \approx 0,3$). Danach wird – gemäß Investitionsszenario [III] – kontinuierlich weiter in DQ-Projekte investiert, um dem Datenverfall von $\theta = 0,14$ entgegenzuwirken und den erfolgreichen Einsatz der Daten im Kampagnenmanagement auch in zukünftigen Perioden zu gewährleisten. Die Investitionshöhe ist hierbei aufgrund der relativ geringen Erfolgsquote von $\lambda_{-DQM,t} = 0,15$ leicht rückläufig ($DQM_3 \approx 0,27$, $DQM_4 \approx 0,23$).

Nach der beschriebenen Analyse und der Präsentation der Ergebnisse wurde seitens des Fachbereichs die Frage aufgeworfen, inwiefern sich das Ergebnis der Untersuchung verändern würde, falls man beim betrachteten Segment – wie es bei anderen Zielgruppen der Fall ist – mehr Daten zur Verfügung hätte. Zur Illustration der entsprechenden Konsequenzen wurde die nachfolgende Abb. II-3 erstellt. Hierbei wurde die initiale Datenmenge $D_{sup,1}$, die der Unternehmung zu Beginn der Betrachtung zur Verfügung steht, über den gesamten Definitionsbereich $[0; 1]$ variiert, um den Einfluss dieser Größe auf die zu ergreifenden DQM zu demonstrieren. Alle anderen Modellparameter wurden in den Simulationsläufen per Zufallsstichprobe aus den oben ermittelten Intervallen gezogen. In den Graphiken ist dabei die optimale Maßnahmenintensität in den einzelnen Perioden jeweils auf der Ordinate, die initiale Datenmenge $D_{sup,1}$ auf der Abszisse abgetragen. Der Untersuchung liegen wiederum vier Planungsperioden zugrunde (optimiert wurde wiederum für $T = 5$ Perioden):

¹⁴Der kalkulatorische Zinssatz i_{kalk} wurde dabei vereinfachend mit 0,1 angesetzt.

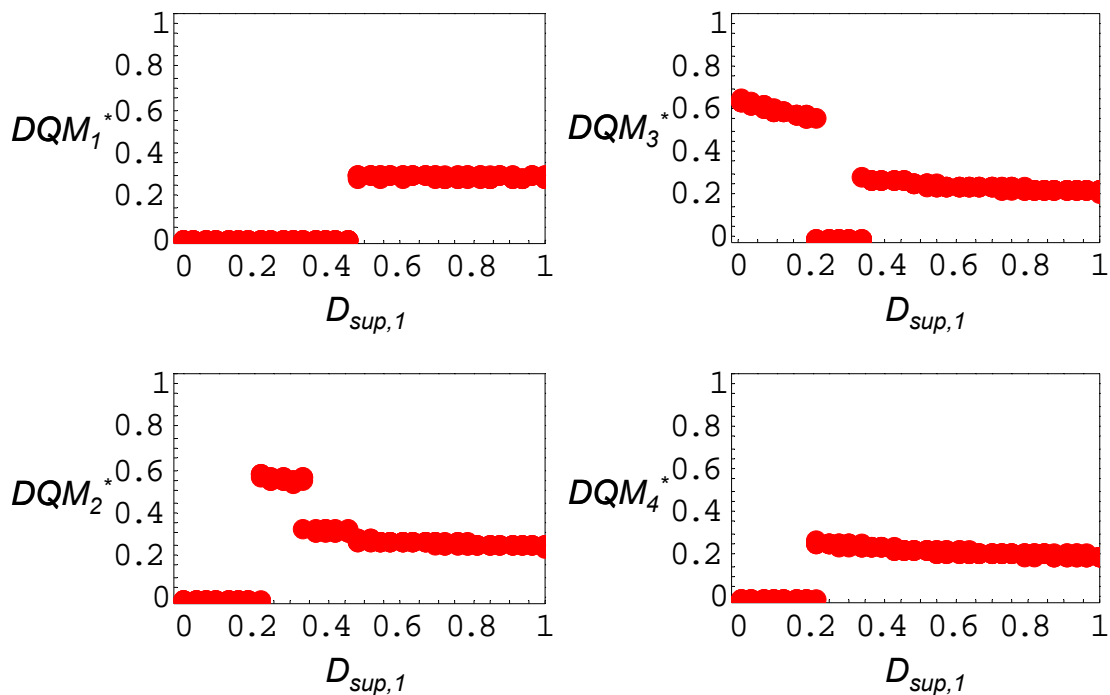


Abb. II-3: Investitionsszenarien in Abhängigkeit von der initialen Datenmenge

Die Graphik zeigt, dass bei einer größeren vorhandenen Ausgangsdatenbasis ($D_{sup,1} > 0,5$) bei sonst gleichen Voraussetzungen sofort mit der Investition in DQM begonnen wird – der Aufbau eines Datenstocks kann somit im Gegensatz zu oben ($D_{sup,1} = 0,4$) entfallen. Stattdessen wird beginnend ab Periode 1 nachhaltig in abnehmender Höhe investiert. Legt die Unternehmung jedoch im Gegensatz dazu statt der Anwendung des Modells die Gestaltungsempfehlungen aus der Literatur zugrunde (vgl. z. B. English, 1999; Redman, 1996), so würde diese aufgrund der großen vorhandenen Datenmenge (z. B. bei $D_{sup,1} = 0,8$), dem relativ geringen DQ-Niveau und dem begrenzten neu hinzukommenden Datenvolumen auf eine einmalige Großinvestition in DQM setzen, um den Datenbestand (einmalig) zu bereinigen. Die tatsächliche Realisierung dieses Vorgehens hätte jedoch einen deutlich geringeren Kapitalwert im Vergleich zur nachhaltigen Investition in DQM zur Folge.

Anhand von Abb. II-3 wird zudem der Einfluss der initialen Datenmenge auf den Startzeitpunkt der Investition deutlich: So erfolgt für $D_{sup,1} \geq 0,5$ die erste Investition schon in Periode 1, wohingegen für eine initiale Datenmenge von $0,2 < D_{sup,1} < 0,5$ erst in der zweiten Periode DQM ergriffen werden. Für $D_{sup,1} \leq 0,2$ ist lediglich eine Einmalinvestition in der dritten Periode zu tätigen, da aufgrund der geringen Wir-

kungsgrundlage der Maßnahmen die Fixkosten, die mit einer nachhaltigen Investition in DQM einhergehen, nicht erwirtschaftet werden können.

Die resultierenden Kapitalwerte ZF^* , die dabei mit der Realisierung der in Abb. II-3 illustrierten Maßnahmen in den Perioden 1 bis 4 einhergehen, sind in Abhängigkeit von der vorhandenen Datenmenge $D_{sup,1}$ in Abb. II-4 (in Mio. Euro) dargestellt:

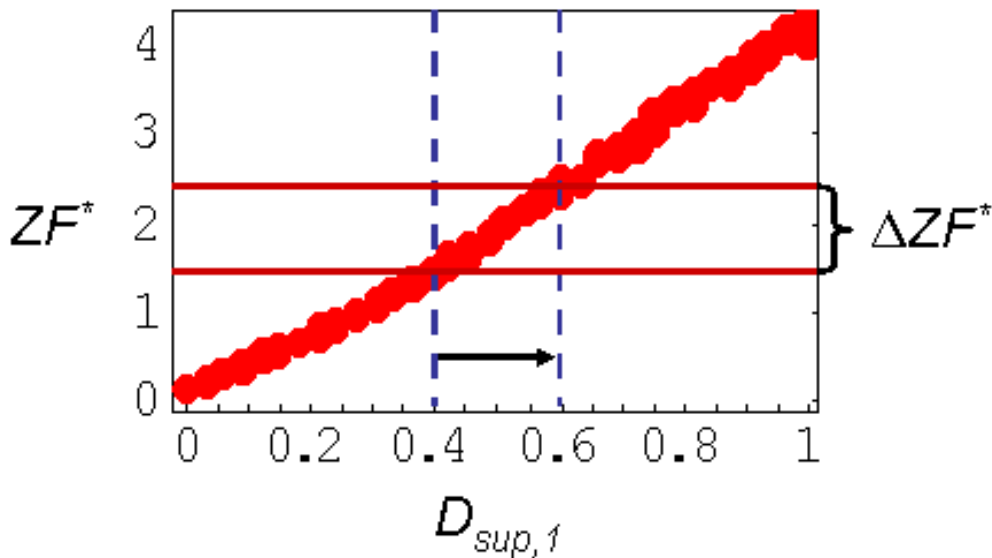


Abb. II-4: Kapitalwert in Abhängigkeit von der initialen Datenmenge

Würde der Unternehmung in diesem Fall c. p. tatsächlich eine breitere Ausgangsdatenbasis zur Verfügung stehen, so könnte mittels des oben dargestellten optimalen Einsatzes von DQM ein deutlich höherer (in Höhe von ΔZF^*) barwertiger Einzahlungsüberschuss erwirtschaftet werden. Gemäß der Graphik hätte beispielsweise eine Erhöhung von $D_{sup,1} = 0,4$ auf $D_{sup,1} = 0,6$ ein ΔZF^* von ca. einer Mio. Euro zur Folge. Wird in diesem Zusammenhang ein Zukauf externer Daten (beispielsweise Adressdaten) in Erwägung gezogen, um die Ausgangsdatenmenge $D_{sup,1}$ zu erhöhen (die Annahme A.4 bleibt davon unbeeinflusst, da es sich um die Ausgangsdatenmenge handelt), so ist zu beachten, dass i. d. R. neue Simulationsläufe durchzuführen sind: So ändert sich in diesem Falle nicht nur die initiale Datenmenge ($D_{sup,1}$), sondern insbesondere auch deren Qualitätsniveau (DQ_1). Aus diesem Grund müssen für derartige Erwägungen überarbeitete Parameterkonstellationen Verwendung finden (vgl. hierzu Heinrich, Klier, 2005).

6. Zusammenfassung

Im Beitrag wurde ein quantitatives Optimierungsmodell zur mehrperiodigen Planung des Einsatzes von DQM entwickelt. Mit Hilfe des Modells wird die Entscheidung über die Investitionshöhen und -zeitpunkte in DQM und damit die Nachhaltigkeit des DQ-Managements unterstützt. Dies ist insofern wesentlich, da sich die in einer Periode aufgebaute DQ in den Folgeperioden natürlich ebenso positiv auswirkt. Um den hohen Bezug zu praktischen Problemstellungen und die Operationalisierung des Modells zu verdeutlichen, wurde seine Anwendung im Kampagnenmanagement bei einem großen deutschen Mobilfunkanbieter erläutert. Wichtige Ergebnisse des Beitrags sind:

- Da das entwickelte Modell wichtige Einflussgrößen für die theoretische und praktische Planung von DQM berücksichtigt, kann eine Operationalisierung und Anwendung auch über das geschilderte Beispiel hinaus erfolgen. Dies bedeutet, dass mit dem Modell ein Instrumentarium zur Verfügung gestellt wird, das neben informationstechnischen auch ökonomische Einflussgrößen berücksichtigt. Wissenschaftliche Untersuchungen können auf Basis der obigen allgemeinen Ergebnisse nunmehr detailliert auf die Analyse einzelner DQM und die Beeinflussung verschiedener Parameter und Zusammenhänge eingehen. In der praktischen Nutzung ist es Unternehmen im Gegensatz zu bisherigen Empfehlungen der Literatur möglich, ihre DQ-Anstrengungen zielorientiert und im Detail durchzuführen, indem die Umfänge einzelner DQM ermittelt werden.
- Bei den allgemeinen Ergebnissen sind vor allem die vier diskutierten Investitionsszenarien zu nennen. Die Einordnung in eines der Szenarien kann dabei anhand der Ausgangssituation der Kundenbeziehungen erfolgen (z. B.: Wie viele Kundendaten sind vorhanden? Wie intensiv sind die Beziehungen, d. h. wie viele neue Daten sind zu erwarten?). Auf dieser Basis können szenariospezifisch Handlungsempfehlungen für ein DQ-Management unter Berücksichtigung von mehreren Planungsperioden gegeben werden. So ist beispielsweise bei ehemals intensiven Kundenbeziehungen, die sich inzwischen verschlechtert haben (nur geringer Basistransaktionsanteil), zwar über mehrere Perioden zu investieren, jedoch bei einem sich nicht verändernden, geringen Transaktionsanteil, in abneh-

mender Höhe. Demgegenüber sollte beispielsweise bei intensiven Kundenbeziehungen, bei welchen die zugehörigen, umfangreichen Daten bisher noch nicht gesichert wurden über mehrere Perioden und in zunehmender Höhe in DQM investiert werden.

- Szenarioübergreifend ließen sich mit dem *Umfang der Datenmenge*, dem *Basistransaktionsanteil* sowie dem *DQ-Niveau* drei wesentliche Faktoren für die Investitionsentscheidung identifizieren. So ist der *Umfang der Datenmenge* (und nicht das existierende DQ-Niveau) maßgeblich für die Entscheidung, ob überhaupt in DQ investiert werden soll. Übersteigt die vorhandene Datenmenge die durch den Basistransaktionsanteil zukünftig hinzukommende Datenmenge, so ist c. p. sofort mit der Investition zu beginnen. Im umgekehrten Fall sind die Investitionen in die Zukunft zu verschieben. Die Fragestellung, inwiefern eine einmal begonnene Investition fortzuführen ist, wird primär durch den *Basistransaktionsanteil* beeinflusst. So ist bei einem sehr geringen Basistransaktionsanteil eine Einmalinvestition zu tätigen, wohingegen mit einem dann kontinuierlich steigenden Anteil zuerst nachhaltig abnehmend, dann nachhaltig konstant und schließlich in der Höhe zunehmend investiert werden sollte. Als geeignetes Abbruchkriterium für die Investitionen ist das *DQ-Niveau* heranzuziehen, wobei die Investitionen in DQ dabei (im Zusammenwirken mit dem Basistransaktionsanteil) durchaus auch schon bei einem mittleren DQ-Niveau eingestellt werden können. Interessanterweise ist das DQ-Niveau jedoch nicht ausschlaggebend dafür, ob Investitionen in DQM überhaupt zu tätigen sind.
- Es gibt eine Reihe von Sensitivitäten, die hinsichtlich des Investitionsumfangs sowie der generierbaren Kapitalwerte allgemein abgeleitet werden können. Insbesondere ist bei höherem zeitlichem DQ-Verfall nicht – wie ggf. erwartet – weniger in DQM zu investieren, da sich die Wirkung der Maßnahmen schneller reduziert. Vielmehr sind i. d. R. umfangreichere DQM zu ergreifen, um dem DQ-Verfall entgegenzuwirken. Des Weiteren ist ein schlechter Wirkungsgrad der Maßnahmen kein Entscheidungskriterium dafür, weniger in DQM zu investieren. Stattdessen soll auch hier eine Kompensation durch einen höheren Maßnahmeneinsatz erfolgen.

- Unternehmungen, die für ihre Problemstellung detaillierte Empfehlungen zum Einsatz einzelner DQM ableiten wollen, können das Modell operationalisieren und anwenden. Damit können spezifische DQM, die im allgemeinen Modell aufgrund der notwendigen Abstraktion nicht berücksichtigt wurden, im Anwendungskontext analysiert werden.

Einen kritischen Punkt der Operationalisierung des Modells stellt die Schätzung der enthaltenen Parameter (insbesondere m , β , η und μ) dar. Bei der praktischen Anwendung wurde dem so begegnet, dass keine Einzelwerte, sondern vielmehr Intervalle für die Parameter zugrunde gelegt wurden, die wegen der Fehlertoleranz besser abgeschätzt werden konnten. Hintergrund war es, zu ermitteln, ob der optimale Umfang an DQM in den betrachteten Perioden (DQM_t^*) über die Parameterintervalle hinweg stark streut (Sensitivitätsanalyse bei Veränderung mehrerer Parameter). Wie die obigen Graphiken belegen, ist das Simulationsergebnis für die zugrunde gelegten Intervalle stabil – d. h., selbst wenn die praktische Schätzung der Parameter mit leichten Fehlern behaftet ist, bleibt das empfohlene Investitionsszenario i. d. R. gleich und der optimale Umfang der DQM schwankt nur gering.

Daneben ist die ex ante Messung der Wirkung der DQ problematisch (für die ex post DQ-Messung vgl. Heinrich, Klier, 2005). Während Größen wie Kosten, positiver Wertbeitrag, Datenmengen oder Transaktionsanteile im Ist abzuschätzen sind, liegt das Hauptproblem in der schwierigen Isolierbarkeit und Zurechenbarkeit der Wirkung der DQM, da in Unternehmungen eine Vielzahl von Eingriffen gleichzeitig stattfindet. So verändert sich beispielsweise der Transaktionsanteil des Kunden(segments), der zudem auch durch nicht zu eliminierende unternehmensexterne Eingriffe (z. B. von Wettbewerbern) beeinflusst wird.

Als kritischer Punkt der Modellierung ist die Annahme A.5 anzuführen, die besagt, dass aus Überschneidungen der bereits vorhandenen ($D_{sup,t}$) und der neu hinzukommenden ($\Delta D_{sup,t}$) Datenmenge kein Mehrwert für die Unternehmung generiert wird. Diese Annahme ist hinsichtlich der Vollständigkeit bzgl. der Spezifikation richtig. Dagegen ist es durchaus vorstellbar, dass aus einer erneuten Erfassung eines bereits im Informationssystem enthaltenen Attributwertes für die Unternehmung insofern Vorteile resultieren können, dass ein Abgleich, bzw. eine Aktualisierung der Da-

ten vorgenommen werden kann – der Mehrwert würde dabei beispielsweise in einer Prüfung der Aktualität bestehen.

Neben der Bearbeitung der kritischen Punkte wird derzeit noch an einer Erweiterung des Modells um proaktive DQM gearbeitet. Dieser Maßnahmentyp unterscheidet sich in der Wirkungsgrundlage von den reaktiven Maßnahmen. Reaktive DQM wirken auf die bereits vorhandene Datenmenge (z. B. Anwendung von Assoziationsregeln), wohingegen sich proaktive DQM auf die Qualität zukünftig zu erfassender Daten auswirken (z. B. Überarbeitung der Erfassungsprozesse der Kundendaten). Daneben werden die Erweiterung des obigen Modells hinsichtlich einer gleichzeitigen Betrachtung mehrerer Kundensegmente untersucht und der praktische Anwendungsfall weiter verfolgt, um die ex post Analyse über mehrere Perioden hinweg durchzuführen.

Anhang 1: Berücksichtigung des Endwertes der Datenqualität im Modell

Will man im entwickelten Modell berücksichtigen, dass die aufgebaute DQ noch in weiteren Folgeperioden genutzt wird (Endwert), so kann dem wie folgt Rechnung getragen werden:

Die Erfolgsbeiträge aus der Umsetzung der DQM resultieren aus der (DQ-induzierten) Erhöhung des Transaktionsanteils $\lambda_{DQM,t}$. Da der Endwert im Fokus steht, sind für die Perioden $T+1$, $T+2$, usw. keine (weiteren) DQM zu berücksichtigen. Somit ergibt sich die Erhöhung des Transaktionsanteils lediglich aus dem zweiten Summanden der Gleichung (3) $\{\beta \cdot (1 - \lambda_{-DQM,t}) \cdot D_{sup,t} \cdot DQ_t\}$, d. h. aus den zum betrachteten Zeitpunkt gesicherten Daten $D_{sup,t} \cdot DQ_t$ ($t = T+1, T+2, \dots$). Der Endwert der aufgebauten DQ lässt sich demnach wie folgt angeben:

$$EW = \sum_{t=T+1}^{\infty} \frac{u \cdot \min\{\beta \cdot (1 - \lambda_{-DQM,t}) D_{sup,t} \cdot DQ_t; (1 - \lambda_{-DQM,t})\}}{(1+i)^t}$$

Da hierbei in den Perioden $T+1$, $T+2$, usw. keine DQM durchgeführt werden, ergibt sich der zu berechnende Term $D_{sup,t} \cdot DQ_t$ mit Gleichung (7) für $t = T+2, T+3$, usw. zu

$$D_{sup,t} \cdot DQ_t = D_{sup,t} \cdot \frac{(1-\theta) \cdot D_{sup,t-1} \cdot (DQ_{t-1} + (1-DQ_{t-1}) \cdot DQM_{t-1})}{D_{sup,t}} = (1-\theta) \cdot D_{sup,t-1} \cdot DQ_{t-1} = \dots = (1-\theta)^{t-(T+1)} \cdot D_{sup,T+1} \cdot DQ_{T+1}$$

Insofern lässt sich der Endwert wie folgt darstellen:

$$EW = \sum_{t=T+1}^{\infty} \frac{u \cdot \min\{\beta \cdot (1 - \lambda_{-DQM,t}) (1-\theta)^{t-(T+1)} D_{sup,T+1} \cdot DQ_{T+1}; (1 - \lambda_{-DQM,t})\}}{(1+i)^t}$$

Dass dieser Ausdruck konvergiert, lässt sich dabei leicht mit Hilfe des Majorantenkriteriums nachweisen. Unterstellt man zusätzlich, dass der nicht DQ-induzierte Transaktionsanteil $\lambda_{DQM,t}$ ab Periode $T+1$ konstant ist und verzichtet wegen $\beta \leq 1$ auf die Minimumfunktion, so lässt sich der Ausdruck noch weiter vereinfachen mit:

$$EW = u \cdot \beta \cdot D_{sup,T+1} \cdot DQ_{T+1} \cdot (1 - \lambda_{-DQM,T+1}) \sum_{t=T+1}^{\infty} \frac{(1-\theta)^{t-(T+1)}}{(1+i)^t} = \frac{u \cdot \beta \cdot D_{sup,T+1} \cdot DQ_{T+1} \cdot (1 - \lambda_{-DQM,T+1})}{(i + \theta) \cdot (1+i)^T}$$

Literatur

- Alt, G. (2003): Sehr geehrter Frau Müller – Falsche Daten sind nicht nur peinlich, sondern verursachen auch hohe Kosten. In: FAZ Nr. 244 vom 21.10.2003, S. B2.
- Arndt, D.; Langbein, N. (2002): Data Quality in the Context of Customer Segmentation. In: Proceedings of the 7th International Conference on Information Quality. Cambridge 2002, S. 47-60.
- Ballou, D. P.; Wang, R.; Pazer, H.; Tayi, G. K. (1998): Modeling Information Manufacturing Systems to Determine Information Product Quality. In: Management Science 44 (1998) 4, S. 462-484.
- Ballou, D. P.; Tayi, G. K. (1999): Enhancing data quality in data warehouse environments. In: Communications of the ACM 42 (1999) 1, S. 73-78.
- Campanella, J. (1999): Principles of quality cost. Milwaukee 1999.
- Cappiello, C.; Francalanci, C.; Pernici, B.; Plebani, P.; Scannapieco, M. (2003): Data Quality Assurance in Cooperative Information Systems: A multi-dimensional Quality Certificate. In: Catarci, T. (Hrsg.): International Workshop on Data Quality in Cooperative Information Systems. Siena 2003, S. 64-70.
- English, L. (1999): Improving Data Warehouse and Business Information Quality. New York 1999.
- Feigenbaum, A. V. (1991): Total Quality Control. New York 1991.
- Fisher, C. W.; Chengalur-Smith, I.; Ballou, D. P. (2003): The Impact of Experience and Time on the Use of Data Quality Information in Decision Making. In: Information Systems Research 14 (2003) 2, S. 170-188.
- Heijkers, M. (2003): Ohne Datenhygiene kein CRM. In: Computerwoche Nr. 41 vom 10.10.2003, S. 40.
- Heinrich, B.; Helfert, H. (2003a): Nützt Datenqualität wirklich im CRM? – Wirkungszusammenhänge und Implikationen. In: Uhr, W; Esswein, W; Schoop, E. (Hrsg.): Wirtschaftsinformatik 2003, Band II. Heidelberg 2003, S. 231-253.

- Heinrich, B.; Helfert, H. (2003b): Analyzing Data Quality Investments in CRM – a model based approach. In: Proceedings of the 8th International Conference on Information Quality. Cambridge 2003, S. 80-95.
- Heinrich, B.; Klier, M. (2005): Metriken und Messverfahren zur Bewertung der Datenqualität als Basis für ein ökonomisch orientiertes Datenqualitätsmanagement. Diskussionspapier des Lehrstuhls WI-IF der Universität Augsburg. Augsburg 2005.
- Helfert, M. (2000): Eine empirische Untersuchung von Forschungsfragen beim Data Warehousing aus Sicht der Unternehmenspraxis. Arbeitsbericht BE HSG/CC DWS/05 des Instituts für Wirtschaftsinformatik der Universität St. Gallen. St. Gallen 2000.
- Helfert, M. (2002): Planung und Messung der Datenqualität in Data-Warehouse-Systemen. Dissertation. Bamberg 2002.
- Khalil, O. E. M.; Harcar, T. D. (1999): Relationship Marketing and Data Quality Management. In: SAM Advanced Management Journal 64 (1999) 2, S. 26-33.
- Krishnamoorthi, K. S. (1989): Predict quality cost changes using regression. In: Quality Progress 22 (1989) 12, S. 52-55.
- Kreutzberg, J. H. (2000): Has Quality Management Any Effect on Quality? – Analysis of Quality Management by a Non-linear Model. In: Proceedings of the 5th International Conference on Information Quality. Cambridge 2000, S. 242-257.
- Machowski, F.; Dale, B. G. (1998): Quality costing: An examination of knowledge, attitudes, and perceptions. In: Quality Management Journal 5 (1998) 3, S. 84-95.
- Matzer, M. (2004): Datenqualität frisst die Hälfte des Data-Warehouse-Etats. In: Computerzeitung Nr. 3 vom 12.01.2004, S. 12.
- Parssian, A.; Sarkar, S.; Jacob, V. S. (2004): Assessing Data Quality for Information Products: Impact of Selection, Projection, and Cartesian Product. In: Management Science 50 (2004) 7, S. 967-982.
- Redman, T. C. (1996): Data Quality for the Information Age. Norwood 1996.

SAS Institute (2003): Europäische Unternehmen leiden unter Profitabilitätseinbußen und niedriger Kundenzufriedenheit durch schlechte Datenqualität. Studie der SAS Institute GmbH. Heidelberg 2003.

Shank, J. M.; Govindarajan, V. (1994): Measuring the cost of quality: A strategic cost management perspective. In: Journal of Cost Management 8 (1994) 2, S. 5-17.

Wang R. Y.; Storey, V. C.; Firth, C. P. (1995): A Framework for analysis of data quality research. In: IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering 7 (1995) 4, S. 623-640.

III. Beiträge zur zielorientierten Quantifizierung von Datenqualität

Eine Quantifizierung der Datenqualität ist nicht nur für die Operationalisierung des mehrperiodigen Entscheidungsmodells aus Kapitel II, sondern allgemein für die praktische Umsetzung eines ökonomisch orientierten Datenqualitätsmanagements unbedingt erforderlich.

Daher werden in diesem Kapitel zwei Beiträge zur zielorientierten Quantifizierung von Datenqualität vorgestellt. Unterkapitel III.1 präsentiert den Beitrag „Datenqualitätsmetriken für ein ökonomisch orientiertes Qualitätsmanagement“. Dieser gibt dem Leser einen Überblick über bestehende Ansätze und schlägt neue Metriken für die Datenqualitätsdimensionen Vollständigkeit, Korrektheit, Konsistenz und Aktualität vor.

Darüber hinaus wird im Unterkapitel III.2 der Beitrag „Metriken zur Bewertung der Datenqualität – Konzeption und praktischer Nutzen“ vorgestellt. Hier werden die Metriken für Korrektheit und Aktualität detaillierter betrachtet. Daneben steht vor allem die praktische Anwendung der Metriken im Rahmen des Kampagnenmanagements eines großen deutschen Mobilfunkanbieters im Mittelpunkt.

III.1. Beitrag: „Datenqualitätsmetriken für ein ökonomisch orientiertes Qualitätsmanagement“

Autoren: PD Dr. Bernd Heinrich und Mathias Klier,
beide Lehrstuhl WI-IF, Universität Augsburg,
Universitätsstraße 16, D-86135 Augsburg,
Email: bernd.heinrich@wiwi.uni-augsburg.de und
mathias.klier@wiwi.uni-augsburg.de,
<http://www.wi-if.de>.

Erscheint in: Hildebrand, K, Mielke, M., Gebauer, M., Hinrichs, H., (Hrsg.): Daten- und Informationsqualität – Auf dem Weg zur Information Excellence. Wiesbaden 2008.

1. Einleitung

Für eine ökonomische Betrachtung der Datenqualität (DQ) und insbesondere die Planung von DQ-Maßnahmen unter Kosten-Nutzen-Aspekten sind DQ-Metriken unverzichtbar (vgl. z. B. Heinrich, Klier, 2006; Naumann, 2007; Pipino et al., 2002). Deswegen wird im Folgenden die Fragestellung aufgegriffen, wie DQ zweckorientiert und adäquat quantifiziert werden kann. Dazu werden Metriken entwickelt und vorgestellt, die zum einen eine quantitative Analyse der zum Messzeitpunkt vorhandenen DQ ermöglichen sollen, um Handlungsbedarfe zu identifizieren. Zum anderen sollen Auswirkungen auf die DQ, wie z. B. zeitlicher Verfall oder die Durchführung von DQ-Maßnahmen, zielgerichtet – durch Vergleich des DQ-Niveaus zu zwei oder mehreren Messzeitpunkten – untersucht werden können.

Die Identifikation und Klassifikation von DQ-Dimensionen wird in einer Vielzahl von wissenschaftlichen und praxisorientierten Veröffentlichungen thematisiert (vgl. z. B. Wang, Strong, 1996; English, 1999; Eppler, 2003; Helfert, 2002; Hinrichs, 2002; Lee et al., 2002; Jarke, Vassiliou, 1997; Redman, 1996). Nachfolgend werden die DQ-Dimensionen Vollständigkeit, Fehlerfreiheit, Konsistenz und Aktualität näher untersucht und mit entsprechenden Metriken versehen. Diese Dimensionen werden zum

einen in wissenschaftlichen Veröffentlichungen besonders intensiv diskutiert. Zum anderen spielen die genannten Dimensionen aber auch in der Praxis eine wichtige Rolle: So fanden sich Vollständigkeit, Fehlerfreiheit, Konsistenz sowie Aktualität beispielsweise in einer Studie von Helfert, die unter 25 größeren Unternehmen in Deutschland, Österreich und der Schweiz durchgeführt wurde, allesamt unter den fünf meist genannten DQ-Dimensionen wieder (vgl. Helfert, 2002).

Neben der Selektion von betrachteten DQ-Dimensionen wird zudem im Folgenden die „fachliche“ DQ fokussiert, die hinsichtlich der Spezifikation des Datenmodells weitgehend automatisiert und objektivierbar gemessen werden soll (vgl. spezifikationsorientierte DQ beziehungsweise Konformitätsqualität nach (Juran, 1999) und (Seghezzi, 1996)). Inwiefern den Anforderungen der Datenverwender bei der Spezifikation des Informationssystems Rechnung getragen wurde, ist dagegen den Bereichen Anforderungsmanagement und Bedarfsanalyse zuzurechnen und kann vor allem mittels Fragebögen und Interviews untersucht werden. Dieser Aspekt wird hier ebenso wie beispielsweise die Qualität der Datenrepräsentation, die eher auf die „technische“ DQ im Sinne von Datenformat und Datenspeicherung abzielt, nicht weiter betrachtet.

Die Zusammenhänge zwischen DQ-Metriken und der Planung von DQ-Maßnahmen im Rahmen eines ökonomisch orientierten DQ-Managements lassen sich anhand des DQ-Regelkreises graphisch veranschaulichen (siehe Abb. III.1-1):

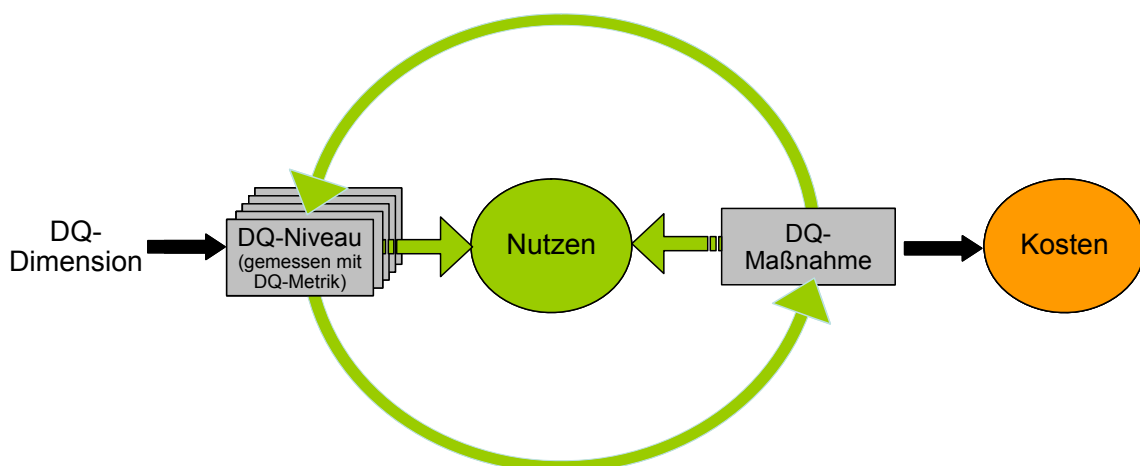


Abb. III.1-1: Datenqualitätsregelkreis

Den Regler, über den in den Regelkreis eingegriffen werden kann, stellen die DQ-Maßnahmen dar. Die Durchführung von DQ-Maßnahmen soll dabei eine Verbesse-

rung der DQ – gemessen anhand der Metriken – zur Folge haben, wodurch ein entsprechender ökonomischer Nutzen resultiert. Ausgehend von einem bestimmten DQ-Niveau kann umgekehrt ebenfalls mithilfe der Metriken ex ante beziehungsweise ex post die Steigerung der DQ durch entsprechende Maßnahmen abgeschätzt beziehungsweise gemessen werden. Werden ökonomische Maßstäbe zugrunde gelegt, muss jedoch die Auswahl der DQ-Maßnahmen unter Berücksichtigung von Kosten-Nutzen-Gesichtspunkten erfolgen (vgl. z. B. Campanella, 1999; Feigenbaum, 1991; Machowski, Dale, 1998; Shank, Govindarajan, 1994). Beispielsweise würde man bei zwei zu bewertenden, sich ausschließenden Maßnahmen, aus denen (annähernd) der gleiche ökonomische Nutzen resultieren würde, nur die kostengünstigere in Betracht ziehen.

Im nächsten Abschnitt werden zunächst die allgemeinen Anforderungen an DQ-Metriken formuliert, bevor im darauf folgenden Abschnitt ein kurzer Überblick über ausgewählte Ansätze zur Quantifizierung von DQ gegeben wird. Im Anschluss daran werden Metriken für die vier oben genannten DQ-Dimensionen entwickelt sowie deren Eigenschaften diskutiert. Bevor abschließend die Ergebnisse zusammengefasst und weiterer Forschungsbedarf identifiziert werden, soll eine kurze Anwendung der Metrik für Aktualität im Customer Relationship Management eines Mobilfunkanbieters einen Einblick geben, wie die Metriken im Rahmen eines ökonomisch orientierten DQ-Managements genutzt werden können.

2. Anforderungen an Datenqualitätsmetriken

Um eine wissenschaftliche Fundierung zu gewährleisten und gleichzeitig eine praktische Anwendung zu ermöglichen, werden nachfolgend Anforderungen an DQ-Metriken definiert (in Teilen ähnliche Anforderungen finden sich auch bei (Even, Shankaranarayanan, 2005) und (Hinrichs, 2002)):

- *[Normierung]* Um die Interpretierbarkeit und Vergleichbarkeit der Metrikergebnisse zu gewährleisten, ist eine geeignete Normierung der Metrikergebnisse zu fordern.

- [*Kardinalität*] Um eine Analyse der zeitlichen Entwicklung der Metrikergebnisse (DQ-Niveau) und eine ökonomische Bewertung von Maßnahmen zu unterstützen, ist die Kardinalität der Metriken erforderlich (vgl. Bamberg et al., 2007).
- [*Sensibilisierbarkeit*] Um das DQ-Niveau zielgerichtet messen zu können, ist es notwendig, dass die Metriken für eine konkrete Anwendung sensibilisiert und für den jeweiligen Zweck, welcher der Messung zugrunde liegt, konfiguriert werden können.
- [*Aggregierbarkeit*] Um bei Zugrundelegung eines relationalen Datenbankschemas einen flexiblen Einsatz zu ermöglichen, soll die Metrik Ergebnisse auf Attributwert-, Tupel-, Relationen- sowie Datenbankebene liefern können. Dabei muss jedoch die Aggregierbarkeit der Metrikergebnisse auf einer Ebene zur nächst höheren Ebene gewährleistet sein.
- [*Fachliche Interpretierbarkeit*] In der praktischen Anwendung reicht in der Regel die bloße Normierung und Kardinalität der Metriken nicht aus. Vielmehr müssen die resultierenden Metrikergebnisse auch *fachlich* interpretierbar und reproduzierbar sein.

Auf Basis dieser Anforderungen lassen sich existierende Beiträge (beispielsweise Ballou et al., 1998; English, 1999; Helfert, 2002; Hinrichs, 2002; Lee et al., 2002; Naumann et al., 2004; Redman, 1996; Wang et al., 1995) analysieren. Im folgenden Abschnitt wird kurz auf ausgewählte Beiträge eingegangen.

3. Bisherige Beiträge zur Messung von Datenqualität

In der Literatur findet sich eine ganze Reihe von Ansätzen zur Quantifizierung von DQ, die sich neben den jeweils fokussierten DQ-Dimensionen vor allem in den zugrunde liegenden Messverfahren unterscheiden (vgl. z. B. Ansätze in Wang et al., 1995). So existieren nach (Helfert, 2002) sowohl Verfahren, die auf der subjektiven Qualitätseinschätzung der Datenverwender beruhen, als auch Ansätze, die auf einer direkten Analyse des Datenbestands oder einer prozessorientierten Betrachtungsweise basieren. In der Folge werden ausgewählte Ansätze vorgestellt.

Am Massachusetts Institute of Technology (MIT), das den Begriff des Total Data Quality Managements geprägt hat, wurde zur Messung der DQ die AIM Quality (AIMQ)-Methode entwickelt (vgl. z. B. Lee et al., 2002). Diese besteht aus drei Komponenten. Die erste ist das Product-Service-Performance-Model, das eine vorgefertigte Menge von DQ-Dimensionen in vier Quadranten aufteilt. Unterschieden wird dabei zum einen auf Grundlage der Messbarkeit des Kriteriums. Dabei wird differenziert, ob die Konformität hinsichtlich einer formalen Spezifikation (z. B. Vollständigkeit) oder einer subjektiven Erwartung des Datennutzers (z. B. Interpretierbarkeit) bestimmt werden kann. Zum anderen wird nach der Qualität des Datenprodukts (z. B. Fehlerfreiheit) und des Services (z. B. Rechtzeitigkeit) unterschieden. Die Messung der DQ erfolgt dann, basierend auf obigem Modell, mittels eines zweiten Bestandteils in Form einer Befragung der Endanwender nach deren Qualitätseinschätzungen. Als dritte Komponente von AIMQ werden mit Benchmark-Gap- und Role-Gap-Analyse eine anwendungsunabhängige sowie eine anwendungsabhängige Qualitätsanalyse der Messergebnisse vorgeschlagen. Problematisch bei der AIMQ-Methode ist, dass die Messung der DQ in der Regel auf einer subjektiven Qualitätseinschätzung basiert und anhand von Befragungen vorgenommen wird. Dieses Vorgehen ermöglicht in der Regel keine automatisierte, objektivierbare und beliebig reproduzierbare Analyse der DQ beziehungsweise der erhaltenen Ergebnisse der Messung. Zudem ist eine zielgerichtete und fokussierte Messung der DQ auf den konkreten Anwendungszweck und -kontext hin nicht explizit vorgesehen, auch wenn diese durch die Befragung der Datennutzer in der Role-Gap-Analyse natürlich implizit berücksichtigt wird. Da die Auswertung der Befragungsergebnisse über alle Datennutzer erfolgt, werden jedoch deren subjektive Qualitätseinschätzungen und somit die Anwendungskontexte vermischt. Dies kann zu Bewertungsproblemen führen, da die Nutzer in der Regel unterschiedliche Zielsetzungen verfolgen.

Ein anderes hier zu nennendes Verfahren ist der Ansatz von Hinrichs. Dieser entwickelt Metriken für ausgewählte DQ-Dimensionen, um die Qualität eines Datenbestandes bewerten zu können (vgl. Hinrichs, 2002). Das zugrunde liegende Verfahren zur Quantifizierung der DQ ist dabei sehr aussichtsreich, da eine objektivierbare, zielgerichtete Bewertung angestrebt und eine weitgehend automatisierte Messung ermöglicht wird. Allerdings können beim Praxiseinsatz durchaus auch Probleme auf-

treten, da die vorgestellten Metriken nur schwer interpretierbar sind, was eine Begründung und Erklärung der Messergebnisse in der Diskussion beispielsweise mit der Fachseite erschweren dürfte. So basieren einige Metriken, wie z. B. diejenige für die DQ-Dimension Fehlerfreiheit, auf der Bildung von Quotienten der Form

$$\frac{1}{\text{Abstandsbewertung} + 1}$$

wobei die Abstandsbewertung aus dem Intervall $[0; \infty]$ angibt, inwieweit ein Attributwert im Informationssystem von der entsprechenden Ausprägung der Realwelt-Entität abweicht. Dadurch wird zwar der Wertebereich der Metrik auf das Intervall $[0; 1]$ beschränkt, jedoch geht durch die Quotientenbildung die Interpretierbarkeit der resultierenden Werte verloren (vgl. im Detail Heinrich et al., 2007). Zudem hängt die Größenordnung der Werte stark vom verwendeten Abstandsmaß und dessen Eigenschaften ab, was zusätzlich eine Vergleichbarkeit der Ergebnisse erschwert.

Der Ansatz von Helfert unterscheidet grundsätzlich – basierend auf den Ausführungen von (Seghezzi, 1996) und (Juran, 1999) – die beiden Qualitätsfaktoren Designqualität und Ausführungsqualität (vgl. Helfert, 2002). Dabei bezeichnet die Designqualität den Grad der Übereinstimmung zwischen den Anforderungen der Datennutzer und der entsprechenden Umsetzung in der Spezifikation des Informationssystems. Die Ausführungsqualität, die Helfert schwerpunktmäßig betrachtet, drückt dagegen aus, in welchem Maße diese Spezifikation durch das Informationssystem (tatsächlich) eingehalten wird. Diese Unterscheidung ist im Hinblick auf die Messung der DQ sinnvoll, da somit die (subjektive) Einschätzung der Konformität zwischen dem spezifizierten Datenangebot und dem Datenbedarf des Nutzers von der (objektivierbaren) Analyse der Übereinstimmung von vorhandenem und spezifiziertem Datenangebot getrennt wird. Den zentralen Aspekt bei Helfert stellt die Integration des DQ-Managements in die Metadatenverwaltung dar, die ein weitgehend automatisiertes und werkzeunterstütztes Management der DQ ermöglichen soll. Die Qualitätsanforderungen sind dabei durch eine Regelmenge repräsentiert. Die Analyse der DQ basiert dann hauptsächlich auf der (automatisierten) Überprüfung derartiger Regeln, d. h. anhand der Analyse werden Qualitätsaussagen im Sinne von

$$\text{Widerspruchsfreiheit} = 1 - \frac{\text{Anzahl verletzter Bedingungen}}{\text{Anzahl spezifizierter Bedingungen}}$$

abgeleitet. Derartige Qualitätsaussagen sollen in aggregierter Form als Größen zur Quantifizierung der DQ Verwendung finden und somit Auskunft über die Qualität des Datenbestands geben. Insgesamt stellt Helfert in seinen Ausführungen jedoch keine konkreten Metriken vor, sondern hat vielmehr den Anspruch, ein ganzheitliches, proaktives DQ-Management auf einer konzeptionellen Ebene zu beschreiben.

Neben den wissenschaftlichen Ansätzen sollen auch die beiden bekannten Konzepte von English und Redman aus der Praxis genannt werden. English verfolgt dabei die Total Quality data Management-Methode (vgl. English, 1999), die an die Konzepte des Total Quality Managements angelehnt ist. Dabei führt er Vorgehensmuster zur Messung der Datendefinitions- und Architekturqualität (das Informationssystem betreffend) sowie der Qualität der Datenwerte und der Datenrepräsentation an. Obwohl das Verfahren in einer Reihe von Praxisprojekten Verwendung gefunden hat, gibt es hier kein allgemeines, dokumentiertes Vorgehen zur Quantifizierung der DQ. Vielmehr wird der gesamte DQ-Regelkreis auf einer konzeptionellen Ebene betrachtet. Redman verfolgt im Gegensatz zu English einen stark prozessorientierten Ansatz und kombiniert Messverfahren für gezielt ausgewählte Abschnitte im Informationsfluss mit dem Konzept der statistischen Qualitätskontrolle (vgl. Redman, 1996). Konkrete Metriken zur Quantifizierung der DQ werden dabei allerdings nicht entwickelt.

Da die bestehenden Ansätze die zuvor definierten Anforderungen jedoch nicht oder nicht vollständig erfüllen – auch infolge unterschiedlicher Zielsetzungen, da sie zum Teil beispielsweise die subjektive Qualitätseinschätzung der Datenverwender fokussieren –, wird im Folgenden ein eigener Ansatz vorgestellt, der einen Beitrag zur wissenschaftlichen Fundierung sowie zur praktischen Einsetzbarkeit von DQ-Metriken leisten will.

4. Metriken und Messverfahren für Datenqualität

Die im Folgenden vorgestellten Metriken für die Dimensionen Vollständigkeit, Fehlerfreiheit, Konsistenz und Aktualität werden – orientiert an der Anforderung der Aggregierbarkeit – jeweils für die Attributwert-, Tupel-, Relationen- sowie Datenbankebene definiert. Dabei wird jede Metrik „bottom up“ entwickelt – d. h. eine Metrik auf Ebene

$n+1$ (z. B. Vollständigkeit auf Tupelebene) basiert auf der entsprechenden Metrik auf Ebene n (Vollständigkeit auf Attributwertebene).

4.1. Metrik für die Datenqualitätsdimension Vollständigkeit

Unter Vollständigkeit wird hier die Eigenschaft verstanden, dass die Attribute im Informationssystem mit Werten belegt sind, die (semantisch) vom Wert *NULL* abweichen. *NULL* ist dabei kein erforderlicher oder definierter Attributwert, sondern lediglich ein Platzhalter für die Nichtbefüllung. Die Metriken auf Attributwert-, Tupel- sowie Relationenebene sollen dabei in Anlehnung an Hinrichs (vgl. Hinrichs, 2002) definiert werden. Zusätzlich wird darauf eingegangen, welche Probleme bei der praktischen Anwendung der Metrik auftreten können und wie diesen zu begegnen ist. Auf Datenbankebene muss die Metrik zudem anders ausgestaltet werden, um eine objektivierbare Messung zu ermöglichen.

Auf Attributwertebene wird die Metrik für Vollständigkeit $Q_{Vollst.}(w)$ folgendermaßen definiert, wobei w einen Attributwert im Informationssystem symbolisiert:

$$Q_{Vollst.}(w) := \begin{cases} 0 & \text{falls } w = NULL \text{ oder } w \text{ zu } NULL \text{ (semantisch) äquivalent} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

Die Qualität eines Attributwertes wird also hinsichtlich Vollständigkeit mit dem Minimalwert von null bewertet, falls das entsprechende Attribut nicht befüllt ist oder einen zu *NULL* (semantisch) äquivalenten (Default-)Wert enthält (z. B. Dummy-Wert). Ansonsten ergibt sich der Wert der Metrik auf Attributwertebene zu eins.

Probleme bei der Metrik können dann auftreten, wenn ein Attributwert nicht aus Mangel an verfügbaren Daten mit *NULL* belegt ist, sondern, weil der entsprechende Wert in der Realwelt gar nicht existiert (z. B. Name des Ehepartners bei ledigen Personen). In diesem Fall wäre das entsprechende Attribut mit dem Wert *NULL* in der Tat richtig belegt und die Bewertung hinsichtlich Vollständigkeit müsste den Wert eins und nicht den Wert null liefern. Schwierigkeiten dieser Art können umgangen werden, indem Indikatoren dafür eingeführt werden, dass der entsprechende Wert in der Realwelt nicht existiert. So kann beispielsweise das Attribut *Name des Ehepartners* (automatisiert) mit „*nicht verheiratet*“ belegt werden, falls bei der Erfassung des Familienstandes *ledig* angegeben wird. Somit ist das entsprechende Attribut in der

Datenbank befüllt und die obige Metrik liefert auf Attributwertebene den korrekten Wert eins. Vor der ersten Anwendung der Metrik müssen die Daten somit hinsichtlich der vorgestellten Problematik untersucht und ggf. auftretende Schwachstellen beseitigt werden. Hierbei wäre beispielsweise an eine Vervollständigung des Datenbestands mit Indikatoren zu denken, sofern dies technisch sowie fachlich möglich und sinnvoll ist und keine Seiteneffekte auf Ergebnisse anderer Metriken besitzt.

Im Folgenden wird, basierend auf den obigen Ausführungen zur Attributwertebene, die Metrik auf Tupelebene formuliert. Sei hierbei T ein Tupel mit den Attributwerten $T.A_1, T.A_2, \dots, T.A_{|A|}$ für die Attribute $A_1, A_2, \dots, A_{|A|}$ und $g_i \in [0; 1]$ die relative Wichtigkeit von A_i in Bezug auf Vollständigkeit. Dann ergibt sich unter Verwendung der Metrik auf Attributwertebene die Metrik auf Tupelebene als gewichtetes arithmetisches Mittel:

$$Q_{Vollst.}(T) := \frac{\sum_{i=1}^{|A|} Q_{Vollst.}(T.A_i)g_i}{\sum_{i=1}^{|A|} g_i}$$

Die Vollständigkeit eines Tupels wird folglich basierend auf der Vollständigkeit der enthaltenen Attributwerte berechnet. Dabei ist es möglich, diese je nach Zielsetzung mit Gewichtungen g_i zu versehen. Dies ist insofern sinnvoll, da je nach zugrunde liegendem Zweck in einem Anwendungskontext die Attribute von unterschiedlicher Bedeutung sind. So sind z. B. für die Durchführung von Mailingkampagnen Attribute wie *Name*, *Vorname*, *Adresse* oder *E-Mail* besonders relevant, wohingegen bei telefonischen Kampagnen vor allem die *Telefonnummer* und nicht *Adresse* und *E-Mail* von Bedeutung sind.

Im nächsten Schritt wird die Metrik auf Relationenebene definiert. Sei hierbei R eine nicht leere Relation oder ein mehrelementiger View. Dann ergibt sich die Vollständigkeit der Relation R auf Basis des arithmetischen Mittels der Vollständigkeitsbewertungen für die einzelnen Tupel T_j aus R ($j = 1, 2, \dots, |T|$) wie folgt:

$$Q_{Vollst.}(R) := \frac{\sum_{j=1}^{|T|} Q_{Vollst.}(T_j)}{|T|}$$

Durch die Verwendung des arithmetischen Mittels werden dabei alle Qualitätsbewertungen auf Tupelebene gleich gewichtet und aufsummiert. Jedem enthaltenen Tupel kommt somit die gleiche Bedeutung zu. Dies ist deswegen sinnvoll, da in der Regel in einem Anwendungskontext die einzelnen, bereits selektierten Tupel (beispielsweise verschiedene Kundentupel in einer Marketingkampagne) nicht in unterschiedlicher Art und Weise behandelt oder genutzt werden. Sollte dies im Einzelfall notwendig sein, so sind ebenfalls Gewichtungsfaktoren nach obigem Muster denkbar.

Für die Definition der Metrik für Vollständigkeit auf Datenbankebene sei D eine Datenbank, die sich als disjunkte Zerlegung der Relationen R_k ($k = 1, 2, \dots, |R|$) darstellen lässt – d. h., die gesamte Datenbank lässt sich in paarweise überschneidungsfreie Relationen R_k zerlegen, so dass jedes Attribut des Informationssystems in genau einer der Relationen enthalten ist (eine mathematische Formulierung dieses Sachverhaltes ist $D = R_1 \cup R_2 \cup \dots \cup R_{|R|} \wedge R_i \cap R_j = \emptyset \forall i \neq j$). Weiter sei g_k die relative Wichtigkeit der Relation R_k in Bezug auf die Dimension Vollständigkeit. Dann wird die Vollständigkeit der Datenbank wiederum auf Basis der Vollständigkeit der Relationen R_k ($k = 1, 2, \dots, |R|$) definiert:

$$Q_{Vollst.}(D) := \frac{\sum_{k=1}^{|R|} Q_{Vollst.}(R_k) g_k}{\sum_{k=1}^{|R|} g_k}$$

Über die Gewichtungsfaktoren $g_k \in [0; 1]$ ist es dabei im Vergleich zu Hinrichs, bei dem sich die Vollständigkeit der Datenbank als ungewichtetes arithmetisches Mittel ergibt, möglich, die relative Wichtigkeit der einzelnen Relationen gemäß der jeweiligen Zielsetzung zu berücksichtigen. Das Vorgehen von Hinrichs hat zur Folge, dass hinsichtlich der verfolgten Zielsetzung kaum relevante Relationen genauso stark in die Berechnung eingehen wie besonders wichtige Relationen. Zudem ist für den Fall, dass das ungewichtete arithmetische Mittel Verwendung findet, die Quantifizierung der Vollständigkeit auf Datenbankebene von der betrachteten Zerlegung der Datenbank abhängig. So kommt beispielsweise der Relation R_k mit $k \neq 2$ bei der disjunkten Zerlegung $\{R_1, R_2, R_3, \dots, R_{|R|}\}$ ein relatives Gewicht von $1/|R|$ zu, wohingegen dieselbe Relation bei Verwendung der disjunkten Zerlegung $\{R_1, R_2', R_2'', R_3, \dots, R_{|R|}\}$ mit $R_2' \cup R_2'' = R_2$ und $R_2' \cap R_2'' = \emptyset$ nur mit dem Faktor $1/(|R|+1)$ einght.

Die Messung der Vollständigkeit mit Hilfe der Metrik kann in der Regel einfach mittels entsprechender SQL-Abfragen und bei Bedarf für den kompletten Datenbestand durchgeführt werden. Im nächsten Abschnitt wird eine Metrik für die DQ-Dimension Fehlerfreiheit vorgestellt.

4.2. Metrik für die Datenqualitätsdimension Fehlerfreiheit

Unter Fehlerfreiheit wird hier die Eigenschaft verstanden, dass die Attributwerte im Informationssystem den zugehörigen Ausprägungen der modellierten Realwelt-Entität entsprechen – d. h., dass die im Informationssystem abgelegten Werte mit den tatsächlichen, realen Werten übereinstimmen. Nach Würthele existieren bei der Messung der Fehlerfreiheit grundsätzlich zwei Möglichkeiten:

Beim „Alles oder Nichts“-Ansatz wird bei der Überprüfung ausschließlich zwischen fehlerfrei (Attributwert stimmt vollständig mit der Ausprägung der modellierten Realwelt-Entität überein) und nicht fehlerfrei (es existiert mindestens eine Abweichung) differenziert (vgl. Würthele, 2003). Im Gegensatz dazu wird beim Toleranz-Ansatz der Umfang der Übereinstimmung (beziehungsweise der Abweichung) zwischen Attributwert und Ausprägungen der modellierten Realwelt-Entität gemessen und ist damit als Analyseergebnis zulässig. So kann berücksichtigt werden, ob die entsprechenden Attributwerte nur geringfügig oder in größerem Umfang von den realen Ausprägungen abweichen.

Bei der im Folgenden entwickelten Metrik kann je nach verwendetem Abstandsmaß der „Alles oder Nichts“- oder der Toleranz-Ansatz Berücksichtigung finden. Die Vorteile der vorgestellten Metrik im Vergleich zu bisherigen Ansätzen liegen dabei vor allem in der Kardinalität und Interpretierbarkeit begründet. So können die resultierenden Werte grundsätzlich als prozentualer Wert für die Fehlerfreiheit des untersuchten Datenbestands verstanden werden. Im Weiteren wird die Metrik für Fehlerfreiheit dabei aus Platzgründen nur auf Attributwertebene vorgestellt. Sie kann jedoch analog zur Metrik für Vollständigkeit ebenfalls für die anderen Ebenen formuliert werden.

Sei w_I ein Attributwert im Informationssystem und w_R der entsprechende Attributwert in der Realwelt. Sei zudem $d(w_I, w_R)$ ein domänenspezifisches, auf das Intervall $[0; 1]$

normiertes Abstandsmaß zur Bestimmung der Abweichung zwischen w_I und w_R . Mögliche Abstandsmaße sind beispielsweise folgende:

- Der domänenunabhängigen Abstandsfunktion

$$d_1(w_I, w_R) := \begin{cases} 0 & \text{falls } w_I = w_R \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

liegt der „Alles oder Nichts“-Ansatz zugrunde. Somit lassen sich zwei Fälle unterscheiden: Entweder der Attributwert im Informationssystem stimmt mit der Ausprägung der entsprechenden Realwelt-Entität überein (Abstand entspricht null) oder die Abweichung wird mit dem Maximalwert von eins festgelegt.

- Ein Abstandsmaß, das speziell bei numerischen Attributwerten eingesetzt werden kann, ist die Abstandsfunktion

$$d_2(w_I, w_R) := \left(\frac{|w_I - w_R|}{\max\{|w_I|, |w_R|\}} \right)^\alpha,$$

die den Wert null ebenfalls nur bei vollständiger Übereinstimmung annimmt. Allerdings kann über den Parameter $\alpha \in \mathbb{R}^+$ – je nach untersuchtem Attribut und verfolgter Zielsetzung der Messung – beeinflusst werden, wie stark die Metrik auf relative Abweichungen von w_I und w_R reagieren soll. So kann es beispielsweise im Fall einer Marketingkampagne bei der Untersuchung des Attributs *PLZ* notwendig sein, dass kleine Abweichungen relativ stark ins Gewicht fallen, da hierdurch eventuell das Kundenansreiben nicht mehr zugestellt werden kann – hier ist $\alpha < 1$ zu wählen. Soll die Abstandsfunktion dagegen „toleranter“ gegenüber kleinen Abweichungen sein, ist $\alpha > 1$ angebracht – wie z. B. beim Attribut *Hausnummer*, da die Zustellung hier trotzdem noch möglich ist. Bei Verwendung dieser Abstandsfunktion muss allerdings beachtet werden, dass die Normierung des Maßes auf das Intervall $[0; 1]$ nur dann gegeben ist, wenn die Werte w_I und w_R gleiche Vorzeichen haben.

Andere Abstandsmaße $d(w_I, w_R)$, die es ermöglichen, die Ähnlichkeit von Zeichenketten zu bestimmen, können auf Basis von Editierabstand, Hamming-Distanz und *N-Grammen* gebildet werden, wobei hier zum Teil eine Normierung auf das Intervall $[0; 1]$ notwendig ist:

- Der Editierabstand $d_{Edit.}(w_I, w_R)$ ist als kleinste Menge elementarer Operationen definiert, mit denen eine Zeichenkette in eine andere transformiert werden kann, wobei Einfügen und Löschen von einzelnen Zeichen ebenfalls als elementare Operationen zu betrachten sind. Wird zusätzlich das Ersetzen von Zeichen erlaubt, spricht man von der Levenshtein-Metrik $d_{Lev.}(w_I, w_R)$, die durch Hinzunehmen der Transposition (Vertauschung benachbarter Symbole) als weitere zulässige Operation zur so genannten Damerau-Levenshtein-Metrik $d_{Da.-Lev.}(w_I, w_R)$ ausgebaut werden kann, die speziell zur Tippfehlerkorrektur entworfen wurde. Bei Verwendung dieser Abstandsmaße muss der resultierende Wert noch auf das Intervall $[0; 1]$ normiert werden. Diese Normierung kann dadurch erfolgen, dass die Werte durch das Maximum der Längen der beiden Zeichenketten w_I und w_R dividiert werden.
- Die Hamming-Distanz $d_{Ham.}(w_I, w_R)$ summiert die Anzahl der Positionen, in denen sich die beiden Zeichenketten w_I und w_R unterscheiden. Definitionsgemäß existiert die Hamming-Distanz dabei nur für Zeichenketten gleicher Länge – bei Strings unterschiedlicher Länge kann jedoch der jeweils kürzere mit „Dummy-Zeichen“ aufgefüllt werden, die als nicht übereinstimmend gelten. Für zwei gleich lange Strings w_I und w_R mit $|w_I| = |w_R| = m$ ergibt sich die auf das Intervall $[0; 1]$ normierte Hamming-Distanz zu:

$$d_{Ham.}(w_I, w_R) := \frac{|\{i \in \{1, 2, \dots, m\} \mid w_I[i] \neq w_R[i]\}|}{m}$$

- N -Gramme betrachten das gemeinsame Auftreten von Substrings in den zu vergleichenden Zeichenketten. Ein N -Gramm ist dabei ein zusammenhängender Teil einer Zeichenkette und hat die Länge N . Für die Zeichenketten w_I und w_R werden dabei jeweils alle enthaltenen N -Gramme gebildet und in entsprechenden Mengen abgelegt. Danach wird die Anzahl der in beiden Mengen gleichermaßen enthaltenen N -Gramme ins Verhältnis zur Anzahl der insgesamt in $NG(w_I)$ und $NG(w_R)$ enthaltenen N -Gramme gesetzt. So ergibt sich die Abstandsfunktion, deren Wertebereich auf das Intervall $[0; 1]$ beschränkt ist, zu:

$$d_{N-Gramm}(w_I, w_R) := 1 - 2 \cdot \frac{|NG(w_I) \cap NG(w_R)|}{|NG(w_I)| + |NG(w_R)|}$$

Basierend auf einem Abstandsmaß $d(w_I, w_R)$ kann die Metrik für Fehlerfreiheit auf Attributwertebene folgendermaßen definiert werden:

$$Q_{Fehl.}(w_I, w_R) := 1 - d(w_I, w_R)$$

Die Fehlerfreiheit eines Attributwertes wird somit mit dem Maximalwert von eins bewertet, falls der Attributwert im Informationssystem mit der modellierten Ausprägung der Realwelt-Entität (vollständig) übereinstimmt und das verwendete Abstandsmaß $d(w_I, w_R)$ den Wert null liefert. Bei einer Abweichung zwischen w_I und w_R fällt der Wert der Metrik je nach verwendetem Abstandsmaß geringer aus.

Allgemein ist bei Verwendung der Metrik für Fehlerfreiheit zu berücksichtigen, dass im Vorfeld möglicherweise (automatisierte) Data-Cleansing-Maßnahmen durchgeführt werden müssen. Dabei ist es insbesondere notwendig, dass eindeutig interpretierbare Abkürzungen über den gesamten Datenbestand hinweg „glatt gezogen“ und vervollständigt werden, damit die zugrunde liegenden Abstandsmaße und somit die darauf basierende Metrik richtig ausgewertet werden. Ein Beispiel für eine solche Maßnahme ist das Ersetzen der Abkürzung „Str.“ durch „Straße“. Nur durch Transformationen dieser Art kann sichergestellt werden, dass die Abstandsmaße korrekte Attributwerte auch als solche identifizieren und angemessene Ergebnisse liefern.

Die Messung der Fehlerfreiheit kann dann direkt auf Basis obiger Metrik in Verbindung mit entsprechenden Abstandsmaßen zur Bestimmung der Fehlerfreiheit auf Attributwertebene erfolgen. Hierbei ist man in der Regel gezwungen, auf Stichproben zurückzugreifen und statistische Verfahren anzuwenden (vgl. z. B. Helfert, 2002), da ein Abgleich zwischen den Attributwerten im Informationssystem und den tatsächlichen Ausprägungen der Realwelt-Entität erforderlich ist. Dieser Abgleich ist normalerweise nicht ohne weiteres technisch, automatisiert und mit akzeptablem Kostenaufwand für den gesamten Datenbestand durchführbar. Im Falle einer Stichprobe können jedoch bei ausreichend großem Umfang zumindest Schätzer für den Qualitätswert $Q_{Fehl.}(w_I, w_R)$ ermittelt und Rückschlüsse auf den gesamten Datenbestand gezogen werden.

Im nächsten Abschnitt wird eine Metrik für die DQ-Dimension Konsistenz erläutert.

4.3. Metrik für die Datenqualitätsdimension Konsistenz

Unter Konsistenz ist die Eigenschaft der Widerspruchsfreiheit des Datenbestandes zu verstehen. Die Überprüfung basiert dabei im Folgenden auf *logischen* Zusammenhängen, die für die betroffene Datenmenge gelten sollen und durch die Regelmengemenge \mathcal{R} repräsentiert werden. Regeln, die auf statistischen Zusammenhängen beruhen und somit nur bestimmten Signifikanzniveaus genügen (d. h. im betrachteten Datenbestand ist der statistische Zusammenhang nicht notwendigerweise exakt und vollständig erfüllt), werden im Weiteren nicht betrachtet. Die Datenmenge ist demnach konsistent, wenn sie \mathcal{R} entspricht vice versa. Die Vorteile der im Weiteren vorgestellten Metrik liegen insbesondere in der Interpretierbarkeit, die durch Vermeidung der Quotientenbildung und die Wahrung der Kardinalität gewährleistet ist. Die resultierenden Werte der Metrik (auf Relationen- und Datenbankebene) sind dabei als prozentualer Anteil der untersuchten Datenmenge zu verstehen, der hinsichtlich der Regelmengemenge \mathcal{R} konsistent beziehungsweise regelkonform ist. Im Gegensatz zu anderen Ansätzen wird dabei auf Attributwert- und Tupelebene keine Priorisierung und Gewichtung innerhalb der Regelmengemenge vorgenommen, sondern lediglich zwischen konsistent und nicht konsistent im Sinne einer 0-1-Entscheidung differenziert. Dies entspricht dem obigen Verständnis von Konsistenz auf Basis *logischer* Zusammenhänge und verbessert die Ergebnisinterpretation.

Im Weiteren wird die Metrik für Konsistenz nur auf Attributwert- und Tupelebene vorgestellt. Sie kann jedoch analog zur Metrik für Vollständigkeit ebenfalls auf Relationen- und Datenbankebene definiert werden.

Sei w ein Attributwert im Informationssystem und \mathcal{R} eine $|\mathcal{R}|$ -elementige Menge von Konsistenzregeln, die auf das entsprechende Attribut angewendet wird. Dabei liefert jede Konsistenzregel $r_s \in \mathcal{R}$ ($s = 1, 2, \dots, |\mathcal{R}|$) den Wert null, falls der entsprechende Attributwert der Konsistenzregel genügt. Andernfalls ergibt die Auswertung der Regel den Wert eins:

$$r_s(w) := \begin{cases} 0 & \text{falls } w \text{ der Konsistenzregel } r_s \text{ genügt} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

Daraus ergibt sich die Metrik zur Bewertung der Konsistenz eines einzelnen Attributwertes:

$$Q_{Kons.}(w, \mathfrak{R}) := \prod_{s=1}^{|\mathfrak{R}|} (1 - r_s(w))$$

Diese nimmt den Wert eins an, falls der Attributwert alle in der Regelmenge \mathfrak{R} spezifizierten Konsistenzregeln erfüllt (d. h. $r_s(w) = 0 \forall r_s \in \mathfrak{R}$). Umgekehrt ist der resultierende Wert der Metrik auf Attributwertebene null, falls mindestens eine der spezifizierten Regeln verletzt ist (d. h. $\exists r_s(w) \in \mathfrak{R}: r_s(w) = 1$). Als Konsistenzregel sind dabei unter anderem formalisierte Geschäftsregeln oder domänenspezifische Funktionen denkbar. Hierbei ist z. B. an Konsistenzregeln gedacht, die den Wertebereich eines Attributs überprüfen (z. B. $1067 \leq PLZ, PLZ \leq 99998, PLZ \in \{0, 1, \dots, 9\}^5$ oder *Familienstand* $\in \{\text{„ledig“}, \text{„verheiratet“}, \text{„geschieden“}, \text{„verwitwet“}\}$).

Auf Tupelebene ergibt sich folgendes: Sei T ein Tupel und \mathfrak{R} die Menge der vorhandenen Konsistenzregeln r_s ($s = 1, 2, \dots, |\mathfrak{R}|$), die auf das Tupel und die enthaltenen Attributwerte angewendet wird. Dann ergibt sich die Konsistenz des Tupels in Analogie zur Konsistenz auf Attributwertebene zu:

$$Q_{Kons.}(T, \mathfrak{R}) := \prod_{s=1}^{|\mathfrak{R}|} (1 - r_s(T))$$

Das Ergebnis der Metrik hängt dabei zum einen von Konsistenzregeln ab, die lediglich einen einzelnen Attributwert betreffen. Zum anderen können auch Regeln einfließen, die sich auf mehrere Attributwerte oder das ganze Tupel beziehen. Die Metrik auf Tupelebene wird dabei dahingehend „bottom up“ entwickelt, dass diese auch alle Konsistenzregeln und damit auch die Bewertung der Konsistenz auf Attributwertebene umfasst. Falls somit ein Attributwert eines Tupels nicht konsistent bezüglich der Regeln auf Attributwertebene ist, so wird das betrachtete Tupel auch auf Tupelebene als nicht konsistent bewertet. Sind im Gegensatz dazu die Konsistenzregeln für alle einzelnen Attributwerte eines Tupels erfüllt, so müssen zudem auch alle Konsistenzregeln auf Tupelebene erfüllt sein, damit die Konsistenz gewährleistet ist. Ist anderenfalls mindestens eine Regel, die mehrere Attributwerte des Tupels (gleichzeitig) betrifft, nicht erfüllt, so erfolgt (insgesamt) eine Bewertung als nicht konsistent.

Zusammenfassend wird ein Tupel somit nur dann als konsistent hinsichtlich der Regelmenge \mathfrak{R} betrachtet, falls alle Regeln erfüllt werden ($r_s(T) = 0 \forall r_s \in \mathfrak{R}$). Ansons-

ten ergibt sich $Q_{Kons.}(T, \mathcal{R})$ zu null, egal ob eine Regel oder mehrere verletzt werden ($\exists r_s(w) \in \mathcal{R}: r_s(T) = 1$). Als Konsistenzregeln auf Tupelebene sind dabei neben denen, die bereits auf Attributwertebene zulässig sind, zusätzlich attributübergreifende Regeln und Zusammenhänge wie z. B. (*Aktuelles Datum – Geburtsdatum* < 16 Jahre) \Rightarrow (Familienstand = „ledig“) denkbar.

Die Messung der Konsistenz kann wiederum direkt mit Hilfe obiger Metrik in Verbindung mit entsprechenden SQL-Abfragen zur Prüfung der Konsistenzregeln erfolgen. Die Regeln auf Attributwert- und Tupelebene können dabei unter anderem unter Einbeziehung der Fachseiten auf Basis von Wertebereichen, Geschäftsregeln und logischen Zusammenhängen generiert werden.

Im folgenden Abschnitt wird die Metrik für die DQ-Dimension Aktualität entwickelt.

4.4. Metrik für die Datenqualitätsdimension Aktualität

Unter Aktualität wird hier die Eigenschaft der Gegenwartsbezogenheit des Datenbestandes verstanden, d. h., inwiefern die im System erfassten Werte den aktuellen Gegebenheiten in der Realwelt entsprechen und nicht veraltet sind. Die Überprüfung basiert dabei – im Gegensatz zur Fehlerfreiheit – auf wahrscheinlichkeitstheoretischen Betrachtungen, um eine automatisierte Messung zu ermöglichen. Aktualität kann in diesem Zusammenhang als jene Wahrscheinlichkeit interpretiert werden, mit welcher die untersuchten Datenwerte noch aktuell sind. In dieser Interpretierbarkeit liegt auch der Vorteil der entwickelten Metrik im Vergleich zu existierenden Metriken, bei denen eine (wahrscheinlichkeitstheoretische) Interpretation der resultierenden Werte nicht möglich ist beziehungsweise nicht vorgenommen wird. Die Metrik für Aktualität wird nur für die Attributwertebene vorgestellt, ist jedoch – analog zu oben – auch auf den anderen Ebenen definiert.

Sei A ein Attribut, w ein entsprechender Attributwert im Informationssystem und $Alter(w, A)$ das Alter des Attributwertes, das sich aus dem Zeitpunkt der Messung und dem Zeitpunkt der Datenerfassung errechnen lässt. Des Weiteren sei $Verfall(A)$ die (ggf. empirisch ermittelte) Verfallsrate von Werten des Attributs A . Diese gibt den Anteil an Datenwerten des entsprechenden Attributs an, der durchschnittlich innerhalb

einer Zeiteinheit inaktuell wird. Dann stellt sich die Metrik für Aktualität auf Attributwertebene wie folgt dar:

$$Q_{Akt.}(w, A) := \exp(-Verfall(A) \cdot Alter(w, A))$$

Unter der Annahme, dass die Gültigkeitsdauer der zugrunde liegenden Datenwerte exponentialverteilt mit dem Parameter $Verfall(A)$ ist, stellt der Wert $Q_{Akt.}(w, A)$ dabei die Wahrscheinlichkeit dar, mit welcher der vorliegende Attributwert w noch den aktuellen Gegebenheiten entspricht. Bei der Exponentialverteilung handelt es sich um eine typische Lebensdauerverteilung, die sich insbesondere im Rahmen der Qualitätssicherung bewährt hat.

Bei Attributen wie z. B. *Geburtsdatum* oder *Geburtsort*, die sich in der Realwelt nie ändern, gilt $Verfall(A) = 0$ und die Metrik für Aktualität ergibt sich somit grundsätzlich zu eins:

$$Q_{Akt.}(w, A) = \exp(-Verfall(A) \cdot Alter(w, A)) = \exp(-0 \cdot Alter(w, A)) = \exp(0) = 1$$

Zudem wird die Aktualität von Attributwerten, die zum Betrachtungszeitpunkt neu erfasst werden – d. h. $Alter(w, A) = 0$ – ebenfalls mit eins bewertet:

$$Q_{Akt.}(w, A) = \exp(-Verfall(A) \cdot Alter(w, A)) = \exp(-Verfall(A) \cdot 0) = \exp(0) = 1$$

Die erneute Erfassung eines Attributwertes wird somit als Aktualisierung eines bereits vorhandenen Attributwertes interpretiert.

Insgesamt ist festzuhalten, dass das Metrikergebnis und damit auch die DQ für ein bestimmtes, festes Alter umso geringer sind, je höher beim entsprechenden Attribut die Verfallsrate ist. Umgekehrt nimmt bei zunehmendem Alter die Wahrscheinlichkeit, dass der entsprechende Attributwert noch gültig ist, und somit das Metrikergebnis für die Aktualität auf Attributwertebene ab.

Für die praktische Anwendung der Metrik ist es notwendig, für jedes Attribut den Parameter $Verfall(A)$ der Wahrscheinlichkeitsverteilung festzulegen. Dieser ist als Verfallsrate zu verstehen und gibt an, welcher Datenanteil bezogen auf das jeweilige Attribut innerhalb einer Zeiteinheit inaktuell wird. Eine Verfallsrate von 0,2 drückt beispielsweise aus, dass im Laufe einer Periode von 100 Attributwerten des entsprechenden Attributs im Durchschnitt 20 Werte inaktuell werden. Dabei kann entweder auf Erfahrungswerte, statistische Werte (beispielsweise veröffentlichte Scheidungsra-

ten des Statistischen Bundesamts als Grundlage zur Schätzung der Verfallsrate des Werts „verheiratet“ des Attributs *Familienstand*) zurückgegriffen oder mittels eigener Stichprobenuntersuchungen eine Schätzung vorgenommen werden. Betrachtet man z. B. eine Stichprobe vom Umfang M und misst für die entsprechenden Ausprägungen der Realweltobjekte die Änderungs- beziehungsweise Verfallszeitpunkte z_u ($u = 1, 2, \dots, M$), dann ergibt sich ein im Sinne der Statistik erwartungstreuer Schätzer für den Verfallsparameter der zugehörigen Exponentialverteilung zu

$$\frac{M}{\sum_{u=1}^M z_u}.$$

Die Umsetzung der Messung hinsichtlich der DQ-Dimension Aktualität ergibt sich somit aus obiger Metrik in Verbindung mit den Schätzern für die Verfallsparameter und den Metadaten bezüglich des Zeitpunktes der Datenerfassung.

Der nächste Abschnitt skizziert die Anwendung der Metrik für Aktualität im Rahmen des Customer Relationship Managements eines Mobilfunkanbieters.

5. Praktische Anwendung der Metrik für Aktualität

Die praktische Anwendung der Metriken erfolgte im Rahmen des Kampagnenmanagement-Prozesses eines Mobilfunkanbieters. DQ-Probleme traten dabei u. a. bei der Kundenansprache auf. Diese führten beispielsweise bei Mailingkampagnen dazu, dass oftmals keine korrekte und individuelle Kundenansprache möglich war, was sich in geringeren Erfolgsquoten niederschlug.

Am Beispiel der Vermarktung einer Tarifoption gestaltet sich die Anwendung der Metrik für Aktualität auf Tupelebene wie folgt: Zunächst gilt es, die relevanten Attribute und deren relative Wichtigkeit im Rahmen der Kampagne zu bestimmen. Dies waren die Attribute *Name*, *Vorname*, *Kontakt* und *Produkt* mit den zugehörigen Gewichtungen von 0,9, 0,2, 0,8 und 1,0. Demzufolge war insbesondere der aktuelle Tarif des Kunden (*Produkt*) relevant, da eine Inanspruchnahme der Tarifoption nur für spezielle Tarife möglich war; der (korrekte) Vorname des Kunden hatte demgegenüber beispielsweise weniger Gewicht. Anschließend musste aus dem gegenwärtigen Zeitpunkt und dem Zeitpunkt der Datenerfassung beziehungsweise der letzten Aktualität

sierung das Alter jedes einzelnen Attributwerts automatisiert berechnet werden. Im nächsten Schritt konnte dann, basierend auf empirisch beziehungsweise mittels Stichprobentests ermittelten Verfallsparametern für die einzelnen Attribute, der Wert der Metrik auf Attributwertebene bestimmt werden. Für ein konkretes Beispiel siehe Tabelle III.1-1:

A_i	Name	Vorname	Kontakt	Produkt
g_i	0,9	0,2	0,8	1,0
$Alter(T.A_i, A_i)$ (in Jahren)	0,5	0,5	1,5	0,5
$Verfall(A_i)$ (in 1/Jahr)	0,02	0,00	0,20	0,40
$Q_{Akt.}(T.A_i, A_i)$	0,99	1,00	0,74	0,82

Tabelle III.1-1: Ermittlung der Aktualität anhand der entwickelten Metrik (Beispiel)

Hier ergibt sich der Wert der Metrik auf Tupelebene durch Aggregation der Ergebnisse auf Attributwertebene unter Berücksichtigung der relativen Wichtigkeiten g_i zu:

$$Q_{Akt.}(T, A_1, \dots, A_4) = \frac{0,99 \cdot 0,9 + 1 \cdot 0,2 + 0,74 \cdot 0,8 + 0,82 \cdot 1}{0,9 + 0,2 + 0,8 + 1} \approx 0,863.$$

Demzufolge liefert die Metrik für Aktualität für das Beispieldupel T einen Wert von 86,3% – d. h. das Tupel ist für den speziellen Anwendungsfall (Vermarktung einer Tarifoption) zu 86,3% aktuell. Derartige Werte können nun im Kampagnenmanagement genutzt werden. Beispielsweise wurden so aufgrund von Erfahrungswerten diejenigen Kunden, die einen Wert kleiner als 20% hatten, erst gar nicht angeschrieben. Auswertungen von früheren Kampagnen hatten beim Mobilfunkanbieter gezeigt, dass bei derartigen Kunden eine Erfolgsquote von nahezu 0 resultiert. Neben diesem kurzen Beispiel für die Anwendung der Metrik, bei dem die Kosten für die Kampagne gesenkt wurden, konnten eine Reihe weiterer DQ-Analysen durchgeführt werden, um Kosten zu sparen oder den Nutzen zu erhöhen.

Insgesamt konnte beim Mobilfunkanbieter durch die Anwendung der Metriken ein direkter Zusammenhang zwischen den Ergebnissen der DQ-Messung und den Er-

folgsquoten von Kampagnen hergestellt werden. Dies hatte zur Folge, dass der Prozess der Kundenselektion für die Kampagnen deutlich verbessert werden konnte. Zudem konnten der Einsatz von DQ-Maßnahmen auf Basis der Metriken gezielter erfolgen und der damit einhergehende ökonomische Nutzen besser abgeschätzt werden.

Der folgende Abschnitt fasst die Ergebnisse zusammen und würdigt diese kritisch.

6. Zusammenfassung und Ausblick

Im Beitrag wurde die Fragestellung aufgegriffen, wie DQ adäquat quantifiziert werden kann. Ziel war dabei, Metriken für die DQ-Dimensionen Vollständigkeit, Fehlerfreiheit, Konsistenz und Aktualität vorzustellen, die eine objektivierbare, zielgerichtete und weitgehend automatisierbare Messung auf den Ebenen Attributwert, Tupel, Relation und Datenbank ermöglichen. Dabei wurde im Gegensatz zu bestehenden Ansätzen der Fokus insbesondere auf die Anforderung der Kardinalität der Metriken gelegt, um eine Untersuchung von DQ-Maßnahmen unter Kosten-Nutzen-Gesichtspunkten zu unterstützen. Die Metriken ermöglichen somit eine Quantifizierung der DQ und bilden die Basis für eine ganze Reihe ökonomischer Analysen. So können zukünftige Auswirkungen auf die DQ, wie z. B. zeitlicher Verfall oder die Durchführung von DQ-Maßnahmen, untersucht und damit ex ante Planungswerte mit ex post Messwerten verglichen werden. Dies sowie die Eignung der Metriken konnte in Zusammenarbeit mit Unternehmen bereits für ausgewählte Fälle auch unter praktischen Gesichtspunkten verdeutlicht werden (vgl. Heinrich, Klier, 2006; Heinrich et al., 2007).

Zukünftig ist darüber hinaus an modellbasierten Ansätzen zur ökonomischen Planung von DQ-Maßnahmen zu arbeiten, für deren Operationalisierung Metriken und Messverfahren für DQ unbedingt erforderlich sind. Daneben sind die vorgestellten Metriken zu erweitern und zu verbessern: Beispielhaft ist hier die Metrik für Konsistenz zu nennen, für die neben logischen Zusammenhängen ebenfalls auch eine fundierte Formulierung für statistisch ermittelte Zusammenhänge erforderlich ist. Darüber hinaus stellen die Weiterentwicklung der Metrik für Aktualität für den Fall, dass die Annahme einer exponentialverteilten Gültigkeitsdauer nicht gerechtfertigt ist, so-

wie Ansätze zur Aggregation der Bewertungen für die einzelnen DQ-Dimensionen zu einem Gesamtqualitätswert weiteren Forschungsbedarf dar.

Literatur

- Ballou, D. P.; Wang, R. Y.; Pazer, H.; Tayi, G. K. (1998): Modeling information manufacturing systems to determine information product quality. In: Management Science 44 (1998) 4, S. 462-484.
- Bamberg, G., Baur, F., Krapp, M. (2007): Statistik. München 2007.
- Campanella, J. (1999): Principles of quality cost. Milwaukee 1999.
- English, L. (1999): Improving Data Warehouse and Business Information Quality. New York 1999.
- Eppler, M. J. (2003): Managing Information Quality. Berlin 2003.
- Even, A.; Shankaranarayanan, G. (2005): Value-Driven Data Quality Assessment. In: Proceedings of the 10th International Conference on Information Quality. Cambridge 2005, S. 221-236.
- Feigenbaum, A. V. (1991): Total Quality Control. New York 1991.
- Heinrich, B.; Kaiser, M.; Klier, M. (2007): Metrics for measuring data quality – foundations for an economic oriented management of data quality. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Software and Data Technologies. Barcelona 2007.
- Heinrich, B.; Klier, M. (2006): Ein Optimierungsansatz für ein fortlaufendes Datenqualitätsmanagement und seine praktische Anwendung bei Kundenkampagnen. In: Zeitschrift für Betriebswirtschaft 76 (2006) 6, S. 559-587.
- Helfert, M. (2002): Planung und Messung der Datenqualität in Data-Warehouse-Systemen. Dissertation. Bamberg 2002.
- Hinrichs, H. (2002): Datenqualitätsmanagement in Data Warehouse-Systemen. Dissertation. Oldenburg 2002.
- Jarke, M.; Vassiliou, Y. (1997): Foundations of Data Warehouse Quality – A Review of the DWQ Project. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Information Quality. Cambridge 1997, S. 299-313.
- Juran, J. M. (1999): How to think about Quality. In: Juran, J. M.; Godfrey, A. B. (Hrsg.): Juran's Quality Handbook. New York 1999, Kap. 2, S. 1-18.

- Lee, Y. W.; Strong, D. M.; Kahn, B. K.; Wang, R. Y. (2002): AIMQ: a methodology for information quality assessment. In: *Information & Management* 40 (2002) 2, S. 133-146.
- Machowski, F.; Dale, B. G. (1998): Quality costing: An examination of knowledge, attitudes, and perceptions. In: *Quality Management Journal* 5 (1998) 3, S. 84-95.
- Naumann, F.; Freytag, J.-C.; Leser, U. (2004): Completeness of integrated information sources. In: *Information Systems* 29 (2004) 7, S. 583-615.
- Naumann, F. (2007): Aktuelles Schlagwort: Datenqualität. In: *Informatik Spektrum* 30 (2007) 1, S. 27-31.
- Pipino, L.; Lee, Y.; Wang, R. (2002): Data quality assessment. In: *Communications of the ACM* 45 (2002) 4, S. 211-218.
- Redman, T. C. (1996): *Data Quality for the Information Age*. Norwood 1996.
- Seghezzi, H. D. (1996): *Integriertes Qualitätsmanagement – das St. Galler Konzept*. München 1996.
- Shank, J. M.; Govindarajan, V. (1994): Measuring the cost of quality: A strategic cost management perspective. In: *Journal of Cost Management* 8 (1994) 2, S. 5-17.
- Wang, R. Y.; Storey, V. C.; Firth, C. P. (1995): A Framework for analysis of data quality research. In: *IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering* 7 (1995) 4, S. 623-640.
- Wang R. Y.; Strong, D. M. (1996): Beyond Accuracy: What Data Quality Means to Data Consumers. In: *Journal of Management Information Systems* 12 (1996) 4, S. 5-33.
- Würthele, V. G. (2003): *Datenqualitätsmetrik für Informationsprozesse*. Norderstedt 2003.

III.2. Beitrag: „Metriken zur Bewertung der Datenqualität – Konzeption und praktischer Nutzen“

Autor: Mathias Klier,
Lehrstuhl WI-IF, Universität Augsburg,
Universitätsstraße 16, D-86135 Augsburg,
Email: mathias.klier@wiwi.uni-augsburg.de,
<http://www.wi-if.de>.

Erscheint in: Informatik Spektrum 30 (2008) 2.

Zusammenfassung:

Seit einigen Jahren gewinnt das Thema Datenqualität (DQ) sowohl in der Wissenschaft als auch in der Praxis immer mehr an Bedeutung. Dies überrascht nicht, da die Sicherstellung und Verbesserung der DQ – insbesondere im Zuge von stark wachsenden Datenbeständen, dem verstärkten Einsatz von Data-Warehouse-Systemen und der Relevanz, die dem „Customer Relationship Management“ (CRM) beigemessen wird – eine immer größere Rolle spielt. Mit der steigenden Bedeutung der DQ wird auch die Notwendigkeit geeigneter Mess- und Bewertungsverfahren deutlich, die für eine Planung, Steuerung und Kontrolle von DQ-Maßnahmen unabdingbar sind. Um die DQ zu quantifizieren, werden im Beitrag neue Metriken für die DQ-Merkmale Korrektheit und Aktualität vorgestellt und diskutiert. Dabei wird im Vergleich zu bestehenden Ansätzen insbesondere Wert auf fachliche Interpretierbarkeit und Praxistauglichkeit gelegt. Die Anwendung der entwickelten Metriken und damit auch die Eignung im praktischen Einsatz werden im CRM-Kontext anhand des Kampagnenmanagements eines großen deutschen Mobilfunkanbieters veranschaulicht.

1. Einleitung

In den vergangenen Jahren hat – insbesondere im Zuge des verstärkten Einsatzes von Data Warehouse-Systemen beispielsweise im Bereich des Customer Relationship Managements – Datenqualität (DQ) sowohl in der Wissenschaft als auch in der Praxis immer mehr an Bedeutung gewonnen. Die zunehmende Relevanz, die der Thematik beigemessen wird, überrascht dabei nicht, da der Nutzen der Versorgung von Entscheidungsträgern mit Daten mit deren Vollständigkeit, Korrektheit und Aktualität steigt bzw. fällt – also mit Eigenschaften, die als Qualitätskriterien bekannt sind (Wang et al., 1995). Für viele Unternehmungen stellt dabei die Sicherstellung der DQ immer noch ein Problem dar (Strong et al., 1997), obwohl die „Total Cost of poor Data Quality“ laut Untersuchungen von Redman in einer Größenordnung zwischen 8 und 12 Prozent des Unternehmensumsatzes liegen (Redman, 1998). Andere Zahlen besagen, dass sich bei Data Warehouse-Projekten wegen inkorrektur und fehlender Daten der Anteil am Budget für (geplante und vor allem ungeplante) DQ-Maßnahmen auf mehr als 50 Prozent beläuft (Alt, 2003; Matzer, 2004). Die Auswirkungen einer schlechten DQ sind dabei vielfältig: Sie reichen von einer Verschlechterung der Kundenbeziehung und -zufriedenheit durch falsche Kundenansprache bis hin zu einer mangelhaften Entscheidungsunterstützung des Managements. All dies verdeutlicht, welche Bedeutung dem DQ-Thema vor allem in IT-Projekten heute zukommt.

Damit wird aber auch die Notwendigkeit geeigneter Mess- und Bewertungsverfahren deutlich. So weist Naumann explizit darauf hin, dass für die Planung von DQ-Maßnahmen unter Kosten-Nutzen-Gesichtspunkten Metriken für den jeweilig aktuellen Stand der DQ (beispielsweise bezogen auf eine Datenauswertung) unverzichtbar sind (Naumann, 2007) (vgl. auch Heinrich, Klier, 2006; Pipino et al., 2002). Daher wird im Folgenden die Fragestellung aufgegriffen, wie Metriken für ausgewählte DQ-Merkmale entwickelt werden können. Diese sollen die Messung der DQ zum jeweiligen Analysezeitpunkt ermöglichen und die Untersuchung zukünftiger Auswirkungen auf das DQ-Niveau, wie z. B. bei der Durchführung von DQ-Maßnahmen (Data Cleansing etc.) oder den zeitlichen Verfall einzelner Datenwerte (beispielsweise Kundenadresse), unterstützen.

Der Beitrag ist folgendermaßen strukturiert: Im zweiten Kapitel werden Anforderungen an DQ-Metriken definiert, bevor im darauf folgenden Abschnitt auf bisherige Beiträge zur DQ-Messung eingegangen wird. Im vierten Kapitel werden eigene Metriken für die DQ-Merkmale Korrektheit und Aktualität entwickelt sowie deren Vorteile herausgearbeitet. Eine Beschreibung der praktischen Anwendung der Metrik für Aktualität im Rahmen des Kampagnenmanagements eines großen Mobilfunkanbieters findet sich im fünften Abschnitt, bevor im letzten Teil die Ergebnisse zusammengefasst werden.

2. Anforderungen an Datenqualitätsmetriken

Für ein ökonomisch orientiertes DQ-Management sind Metriken erforderlich, die eine Beurteilung von DQ-Maßnahmen unter Kosten-Nutzen-Gesichtspunkten ermöglichen. Die Zusammenhänge lassen sich anhand des Regelkreises in Abb. III.2-1 veranschaulichen.

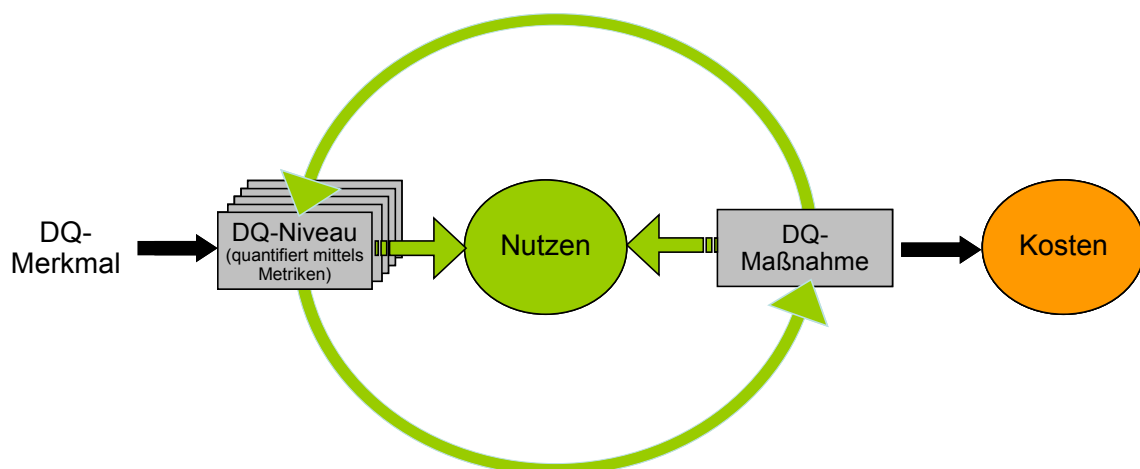


Abb. III.2-1: Datenqualitätsregelkreis

Den Regler, über den in den Regelkreis eingegriffen werden kann, stellen die DQ-Maßnahmen dar. Die Durchführung von Maßnahmen hat dabei eine Verbesserung des DQ-Niveaus (zu quantifizieren mittels Metriken) zur Folge, womit ein entsprechender ökonomischer Nutzen, beispielsweise eine effektivere Kundenansprache im Rahmen einer Kampagne (vgl. hierzu z. B. das Anwendungskapitel dieses Beitrags), verbunden ist. Umgekehrt kann anhand des DQ-Niveaus und unter Einbeziehung von entsprechenden Richt- und Schwellenwerten über die Durchführung von (weite-

ren) Maßnahmen entschieden werden. Aus einer ökonomischen Betrachtungsweise heraus muss die Auswahl der Maßnahmen dabei unter Berücksichtigung von Kosten-Nutzen-Gesichtspunkten erfolgen (vgl. z. B. Campanella, 1999; Feigenbaum, 1991; Machowski, Dale, 1998; Shank, Govindarajan, 1994) – beispielsweise würde man so bei zwei vorhandenen Maßnahmen, aus denen (annähernd) der gleiche ökonomische Nutzen resultiert, nur die kostengünstigere in Betracht ziehen.

Die Identifikation und Klassifikation von DQ-Merkmalen wird in einer Vielzahl von sowohl theoretisch- als auch anwendungsorientierten Veröffentlichungen thematisiert (Batini, Scannapieco, 2006; English, 1999; Eppler, 2003; Helfert, 2002; Hinrichs, 2002; Jarke, Vassiliou, 1997; Lee et al., 2002; Naumann, Rolker, 2000; Redman, 1996; Wang, Strong, 1996). Im Folgenden werden die Merkmale Korrektheit und Aktualität fokussiert, da sich hier noch keine Metriken etabliert haben und beispielsweise im Gegensatz zum DQ-Merkmal Vollständigkeit nur sehr wenige Ansätze und Ideen zu deren Quantifizierung existieren. Um eine theoretische Fundierung zu gewährleisten und eine praktische Anwendung zu ermöglichen, werden folgende Anforderungen an DQ-Metriken definiert (in Teilen ähnliche Anforderungen finden sich auch bei (Even, Shankaranarayanan, 2005; Heinrich et al. 2007; Hinrichs, 2002)):

- F.1 [*Normierung*] Um die Interpretierbarkeit und Vergleichbarkeit der Metrikergebnisse (beispielsweise bei Messung zu verschiedenen Zeitpunkten) zu gewährleisten, ist eine geeignete Normierung der Metrikergebnisse (beispielsweise auf das Intervall [0; 1]) zu fordern.
- F.2 [*Kardinale Skalierung*] Um eine Betrachtung der zeitlichen Entwicklung der Metrikergebnisse und eine ökonomische Beurteilung von Maßnahmen zu unterstützen, ist es erforderlich, dass diese kardinal skaliert sind. Eine Kardinalskala im Sinne der Statistik liegt dabei dann vor, „wenn die Ausprägungen des untersuchten Merkmals nicht nur in eine Rangordnung gebracht werden können, sondern zusätzlich noch bestimmt werden kann, in welchem Ausmaß sich je

zwei verschiedene Merkmalsausprägungen unterscheiden“ (Bamberg et al., 2007)¹.

- F.3 [*Sensibilisierbarkeit*] Um das DQ-Niveau zielgerichtet messen und beurteilen zu können, ist es notwendig, dass die Metriken für die konkrete Anwendung sensibilisiert und für die jeweilige Zielsetzung, welche der Messung zugrunde liegt, konfiguriert werden können (z. B. um wichtige Attribute wie die Telefonnummer des Kunden – im Falle einer Telefonkampagne – stärker gewichten zu können).
- F.4 [*Aggregierbarkeit*] Um bei Zugrundelegung eines relationalen Datenbankschemas einen flexiblen Einsatz zu ermöglichen, soll die Messung des DQ-Niveaus auf Attributwert-, Tupel-, Relationen- sowie Datenbankebene möglich sein – dabei soll zudem die Aggregierbarkeit der Metrikergebnisse auf einer Ebene zur nächst höheren Ebene gewährleistet sein. Demzufolge soll sich beispielsweise die Bewertung der Korrektheit einer Relation aus der Bewertung der Korrektheit der enthaltenen Tupel ergeben.
- F.5 [*Operationalisierbarkeit mittels Messverfahren*] Um die praktische Anwendung der Metriken zu ermöglichen, müssen ausgehend von den Metriken geeignete (z. B. bezüglich Definitionsbereich, Wertebereich etc.) Messverfahren definiert werden, welche die Metriken operationalisieren.
- F.6 [*Fachliche Interpretierbarkeit*] In der praktischen Anwendung reicht i. d. R. die bloße Normierung und Kardinalität der Metriken nicht aus. Vielmehr müssen die resultierenden Metrikergebnisse auch *fachlich* interpretierbar (beispielsweise als Anteil der korrekt erfassten Attributwerte in einer Datenbank) und reproduzierbar sein (beispielsweise sollten die Metrikergebnisse auch von Dritten nachvollzogen werden können).

Im folgenden Abschnitt werden basierend auf den obigen Anforderungen ausgewählte Ansätze zur Quantifizierung der DQ im Allgemeinen sowie der DQ-Merkmale Korrektheit und Aktualität im Speziellen vorgestellt.

¹ Folglich ist es nicht ausreichend, wenn sich die Metriken nur streng monoton wachsend bei verbesserter DQ im betrachteten Merkmal verhalten und ein ordinales Messsystem bilden wie bei (Hinrichs, 2002).

3. Bisherige Beiträge zur Datenqualitätsmessung

In der Literatur findet sich bereits eine ganze Reihe von Ansätzen zur Bewertung des DQ-Niveaus, die sich neben den berücksichtigten Merkmalen vor allem in den zugrunde liegenden Messverfahren unterscheiden (für einen Überblick vgl. Wang et al., 1995).

Am Massachusetts Institute of Technology wurde die AIM Quality-Methode entwickelt (Lee et al., 2002). Diese besteht aus drei Elementen. Das erste ist das Product-Service-Performance-Model, das ausgewählte DQ-Merkmale vier Quadranten zuteilt. Die Messung des DQ-Niveaus erfolgt dann mit Hilfe des zweiten Elements in Form einer Befragung der Endanwender nach deren Qualitätseinschätzungen. Als drittes Element von AIMQ werden mit Benchmark-Gap- und Role-Gap-Analyse eine anwendungsunabhängige sowie eine anwendungsabhängige Qualitätsanalyse der Messergebnisse vorgeschlagen. Problematisch bei diesem Vorgehen ist, dass die Messung der DQ auf einer subjektiven Qualitätseinschätzung anhand einer Befragung erfolgt. Dies ermöglicht keine fachlich interpretierbare und reproduzierbare Beurteilung des DQ-Niveaus (vgl. F6). Zudem ist eine zweckorientierte Messung der Qualität der Daten hinsichtlich deren konkreten Verwendung (vgl. F3) nicht vorgesehen. Stattdessen werden die subjektiven Einschätzungen mehrerer Nutzer vermischt, die i. d. R. unterschiedliche Zwecke (mit den Daten) verfolgen.

Der Ansatz von Helfert (Helfert, 2002) unterscheidet die Design- und die Konformitätsqualität (Heinrich, Helfert, 2003). Dabei bezeichnet die Designqualität den Grad der Übereinstimmung zwischen den Anforderungen der Datenanwender und der entsprechenden Repräsentation in der Spezifikation des Informationssystems. Die Konformitätsqualität drückt dagegen aus, in welchem Maße diese Spezifikation durch das Informationssystem eingehalten wird. Diese Unterscheidung ist im Hinblick auf eine Bewertung des DQ-Niveaus sinnvoll, da die subjektive Einschätzung der Übereinstimmung der Datenspezifikation mit dem Datenbedarf des Anwenders von der (objektivierbaren) Überprüfung der Konformität von vorhandenem und spezifiziertem Datenangebot getrennt wird. Den zentralen Aspekt bei Helfert stellt die Integration des DQ-Managements in die Metadatenverwaltung dar, die ein weitgehend automatisiertes und werkzeugunterstütztes Management der DQ ermöglichen soll. Die Qualitätsanforderungen sind dabei durch eine Regelmenge repräsentiert, die (automatisiert)

überprüft wird, um Qualitätsaussagen abzuleiten. Insgesamt stellt Helfert jedoch keine konkreten Metriken dar, sondern hat den Anspruch das DQ-Management auf einer konzeptionellen Ebene zu beschreiben.

Neben diesen wissenschaftlichen Ansätzen sollen auch die bekannten praxisorientierten Konzepte von English und Redman kurz beschrieben werden. English verfolgt die Total Quality Data Management-Methode (English, 1999), die an die Konzepte des Total Quality Management angelehnt ist. Dabei führt er Vorgehensmuster zur Messung der Datendefinitions- und Architekturqualität (des Informationssystems) sowie der Qualität der Datenwerte und -repräsentation an. Obwohl das Verfahren in einer Reihe von Praxisprojekten Verwendung gefunden hat, findet sich hier jedoch leider kein allgemeines Vorgehen zur Messung der DQ. Redman verfolgt im Gegensatz zu English einen stark prozessorientierten Ansatz und kombiniert Messverfahren für gezielt ausgewählte Abschnitte im Informationsfluss mit dem Konzept der statistischen Qualitätskontrolle (Redman, 1996). Einzelne Kennzahlen und Metriken werden dagegen nicht entwickelt.

Im Weiteren wird auf die Ansätze von Ballou et al. für das DQ-Merkmal Aktualität (Ballou et al., 1998) sowie von Hinrichs (Hinrichs, 2002) für die DQ-Merkmale Korrektheit und Aktualität eingegangen, da diese – im Gegensatz zur übrigen Literatur – konkrete Berechnungsvorschriften und Metriken zur Quantifizierung des DQ-Niveaus angeben. Die Vorgehensweise von Hinrichs ist aussichtsreich, da eine Bewertung des DQ-Niveaus mittels normierter (F1) und aggregierbarer (F4) Metriken erfolgt und Messverfahren zur Operationalisierung angeführt werden (F5). Allerdings wird bei genauer Betrachtung deutlich, dass mit den Metriken erhebliche Probleme einhergehen. Im Folgenden werden die vorgeschlagenen Metriken detaillierter vorgestellt.

Unter Korrektheit ist die Eigenschaft zu verstehen, in welchem Umfang die Attributwerte im Informationssystem den zugehörigen Ausprägungen der modellierten Realweltentität entsprechen – d. h., inwieweit die gespeicherten Datenwerte mit den realen Gegebenheiten übereinstimmen. Bei der Entwicklung der Metrik liegt folgende Definition zugrunde:

Sei w_I ein Attributwert im Informationssystem und w_R der entsprechende Wert des Attributs in der Realwelt. Sei zudem $d(w_I, w_R)$ ein domänenspezifisches auf das In-

tervall $[0; \infty]$ normiertes Abstandsmaß zur Bestimmung der Abweichung zwischen w_I und w_R . Als Beispiele für solche Abstandsmaße können das domänenunabhängige

Abstandsmaß $d_1(w_I, w_R) := \begin{cases} 0 & \text{falls } w_I = w_R \\ \infty & \text{sonst} \end{cases}$, die Abstandsfunktion

$d_2(w_I, w_R) := |w_I - w_R|$ für numerische, metrisch skalierte Attribute oder der Editierabstand und die Hamming-Distanz für Attribute des Typs String angeführt werden. Darauf basierend wird die Metrik für Korrektheit wie folgt definiert:

$$Q_{Korr.}(w_I, w_R) := \frac{1}{d(w_I, w_R) + 1}$$

Dabei treten u. a. folgende konzeptionelle Probleme auf: Zum einen sind die resultierenden Werte nur sehr eingeschränkt fachlich interpretierbar (F6) – dies wird anhand des Beispiels in Abb. III.2-2 deutlich, bei dem die Korrektheit des Attributs *Name* für die Attributwerte „Meierhofre“ und „Mayerhofer“ bzw. „Mayr“ und „Wein“ untersucht wird. Als Abstandsmaß wird dabei auf die Hamming-Distanz zurückgegriffen, die als Bewertung die Anzahl der Positionen der beiden Strings liefert, an denen sich diese unterscheiden² – bei Verwendung alternativer Abstandsmaße, wie z. B. dem Editierabstand, treten die Probleme ebenso auf:

$$Q_{Korr.}(\text{"Meierhofre"}, \text{"Mayerhofer"}) =$$

$$\frac{1}{d_{Ham.}(\text{"Meierhofre"}, \text{"Mayerhofer"}) + 1} = \frac{1}{|\{2,3,9,10\}| + 1} = \frac{1}{4 + 1} = 20,0\%$$

$$Q_{Korr.}(\text{"Mayr"}, \text{"Wein"}) =$$

$$\frac{1}{d_{Ham.}(\text{"Mayr"}, \text{"Wein"}) + 1} = \frac{1}{|\{1,2,3,4\}| + 1} = \frac{1}{4 + 1} = 20,0\%$$

Abb. III.2-2: Bestehende Metrik am Beispiel des Attributs *Name*

² Zugrunde liegende formale Definition der Hamming-Distanz für zwei Strings x und y mit gleicher Länge m ($|x| = |y| = m$): $d_{Ham.}(x, y) = |\{1 \leq i \leq m \mid x[i] \neq y[i]\}|$. Hinweis: Bei Strings unterschiedlicher Länge kann der kürzere mit Dummy-Zeichen aufgefüllt werden, die jeweils als nicht übereinstimmend gelten.

Hier liefert die bestehende Metrik für beide Attributwerte das gleiche Resultat von 20,0%, obwohl der Name „Meierhofre“ beispielsweise im Rahmen einer Mailingkampagne noch (als „Mayerhofer“) identifiziert werden kann, wohingegen bei „Mayr“ und „Wein“ die erfolgreiche Zustellung einer Postsendung ausgeschlossen ist. Diese Schwäche beruht auf drei Ursachen: Erstens geht durch die Quotientenbildung im vorgeschlagenen Term die Interpretierbarkeit der Werte im Sinne von (F1) und (F2) verloren. Zweitens hängt die Größenordnung der Metrikergebnisse stark vom verwendeten Abstandsmaß und dem betrachteten Attribut ab. Darüber hinaus wird der Wertebereich von $[0; 1]$ i. d. R. nicht ausgeschöpft, da ein Metrikergebnis von 0 lediglich für den Fall resultiert, dass das Abstandsmaß den Wert ∞ liefert (bei Verwendung der Hamming-Distanz müssten somit z. B. unendlich viele Fehler vorliegen). Dadurch, dass weder eine absolute noch eine relative Veränderung der Metrikergebnisse interpretierbar ist und somit keine kardinale Skalierung vorliegt (F2), wird zudem die ökonomische Planung und Bewertung von DQ-Maßnahmen erschwert (beispielsweise hängt die Maßnahmenwirkung so mitunter von der Länge des qualitätsgesicherten Attributs ab). Tabelle III.2-1 demonstriert letztgenannte Schwäche: Um den Wert für Korrektheit beispielsweise von 0,0 auf 0,5 zu verbessern, muss das entsprechende Abstandsmaß von ∞ auf 1,0 reduziert werden. Dagegen ist für eine Verbesserung von 0,5 auf 1,0 lediglich eine Reduzierung von 1,0 auf 0,0 nötig (d. h. bei der Verwendung der Hamming-Distanz müsste lediglich ein Fehler korrigiert werden). Offen bleibt, wie eine Verbesserung der Korrektheit um beispielsweise 0,5 zu interpretieren ist.

Verbesserung der Korrektheit $Q_{Korr.}(w_I, w_R)$	Notwendige Veränderung von $d(w_I, w_R)$
0,0 \rightarrow 0,5	$\infty \rightarrow$ 1,0
0,5 \rightarrow 1,0	1,0 \rightarrow 0,0

Tabelle III.2-1: Veränderung der bestehenden Metrik und zugehörige Veränderung des Abstandsmaßes

Neben Korrektheit wird das DQ-Merkmal Aktualität (für einen Literaturüberblick zu bestehenden Definitionen siehe (Cappiello et al., 2004)) betrachtet. Unter Aktualität ist die Eigenschaft der Gegenwartsbezogenheit der Daten zu verstehen, d. h. inwiefern die gespeicherten Werte den aktuellen Gegebenheiten in der Realwelt entsprechen und nicht veraltet sind. Im Gegensatz zur Messung der Korrektheit ist dabei ein Abgleich der Attributwerte mit den Gegebenheiten in der Realwelt nicht erforderlich. Folgende Metrik, die ähnliche Schwächen wie obige Metrik für Korrektheit aufweist, wird von Hinrichs vorgeschlagen (dort als Metrik für Zeitnähe bezeichnet (Hinrichs, 2002)):

$$Q_{Akt.}(w, A) := \frac{1}{Update(A) \cdot Alter(w, A) + 1}$$

$Alter(w, A)$ bezeichnet das Alter des Attributwerts w (als Differenz aus aktuellem Zeitpunkt und Befunddatum). $Update(A)$ stellt die Updatehäufigkeit von Werten des Attributs A dar. Die Metrik verhält sich zwar in Bezug auf die berücksichtigten Parameter tendenziell richtig. Allerdings ist, wie bereits oben bei der Metrik für Korrektheit dargestellt, die Anforderung der kardinalen Skalierung (F2) aufgrund der Quotientenbildung verletzt. Zudem sind die Metrikergebnisse nicht fachlich interpretierbar (F6) – beispielsweise als Wahrscheinlichkeit dafür, dass der betrachtete Attributwert noch den aktuellen Gegebenheiten entspricht. So verschlechtert sich zwar das Metrikergebnis mit zunehmendem Alter des Attributwerts, jedoch haben die resultierenden Werte weder eine konkrete Aussagekraft (wie ist ein Wert von z. B. 0,5 zu deuten?) noch sind deren Veränderungen, beispielsweise aufgrund der Durchführung von DQ-Maßnahmen, interpretierbar (welche Konsequenzen hat eine Verbesserung der Metrik um z. B. 0,1?).

Die Metrik, die Ballou et al. definieren, stellt sich in einer angepassten, leicht vereinfachten Notation wie folgt dar (Ballou et al., 1998):

$$Q_{Akt.}(w, A) := \left\{ \max \left[1 - \frac{Alter(w, A)}{Gültigkeitsdauer(A)}, 0 \right], 0 \right\}^s$$

$Alter(w, A)$ bezeichnet wiederum das Alter des Attributwerts w , das sich aus der Summe des Alters des Attributwerts zum Zeitpunkt der Datenerfassung im Informationssystem und der Differenz zwischen dem Zeitpunkt der DQ-Messung und dem

Zeitpunkt der Datenerfassung ergibt. $G\ddot{u}l\text{t}ig\text{ke}i\text{t}sd\text{a}ue\text{r}(A)$ stellt einen Indikator für die Beständigkeit von Attributwerten des Attributs A dar. So ergibt sich bei relativ hoher $G\ddot{u}l\text{t}ig\text{ke}i\text{t}sd\text{a}ue\text{r}(A)$ ein relativ kleiner Quotient aus $Al\text{t}er(w, A)$ und $G\ddot{u}l\text{t}ig\text{ke}i\text{t}sd\text{a}ue\text{r}(A)$ und somit ein relativ hoher Wert der Metrik für Aktualität, vice versa. Über den Parameter s , den es von Fachexperten festzulegen gilt, kann beeinflusst werden, wie stark sich eine Veränderung des genannten Quotienten auf den Wert der Metrik auswirkt. So kann die Metrik auf das betrachtete Attribut und den speziellen Anwendungskontext angepasst werden.

Kritisch zu sehen ist, dass durch die Einführung des Exponenten s die fachliche Interpretierbarkeit der Metrikergebnisse (F6) sowie die kardinale Skalierung (F2) verloren gehen. Tabelle III.2-2 demonstriert dies für $s = 2$. Offen bleibt wiederum, wie eine Verbesserung der Metrik um beispielsweise 0,5 in Abhängigkeit vom Quotienten $Al\text{t}er(w, A)/G\ddot{u}l\text{t}ig\text{ke}i\text{t}sd\text{a}ue\text{r}(A)$ zu interpretieren ist (eine Interpretationsmöglichkeit in Abhängigkeit von anderen Parametern ist ebenso nicht gegeben).

Verbesserung der Aktualität $Q_{Akt.}(w, A)$	Notwendige Veränderung von $\frac{Al\text{t}er(w, A)}{G\ddot{u}l\text{t}ig\text{ke}i\text{t}sd\text{a}ue\text{r}(A)}$
0,0 → 0,5	1,0 → 0,3
0,5 → 1,0	0,3 → 0,0

Tabelle III.2-2: Veränderung der bestehenden Metrik und zugehörige Veränderung der Inputgrößen

Insgesamt stellen Ballou et al. rein auf den funktionalen Zusammenhang ab, was zur Folge hat, dass eine fachliche Interpretierbarkeit der Metrik als Ganzes nicht gegeben ist. Eine Interpretation der Metrik als Wahrscheinlichkeit dafür, dass der betrachtete Attributwert noch den aktuellen Gegebenheiten entspricht, ist lediglich für $s = 1$ auf Basis einer gängigen Verteilungsannahme möglich. So ist die Metrik in diesem Fall als Wahrscheinlichkeit bei zugrunde gelegter Gleichverteilung interpretierbar. Allerdings ist die Allgemeingültigkeit einer Metrik stark anzuzweifeln, der diese Annahme zugrunde liegt, da für die betrachtete Zufallsvariable eine feste maximale Lebensdauer sowie eine konstante (absolute) Verfallsrate unterstellt werden müssten.

Konkret für den Kontext der DQ würde dies bedeuten: Für jedes Attribut existiert eine maximale Lebensdauer, die nicht überschritten werden kann. Dies ist z. B. für Attribute wie *Nachname* oder *Geburtsdatum* mehr als problematisch, da diese in der Realität weder eine fest begrenzte maximale Gültigkeitsdauer noch eine konstante Verfallsrate innerhalb dieses Betrachtungshorizontes aufweisen. Somit ist unmittelbar einsichtig, dass die Metrik höchstens für eine kleine Auswahl an Attributen Verwendung finden könnte.

Basierend auf den diskutierten Beiträgen, werden nachfolgend eigene Ansätze für die DQ-Merkmale Korrektheit und Aktualität entwickelt. Wie diese konkret angewendet werden können, wird insbesondere im übernächsten Kapitel am Beispiel eines Mobilfunkanbieters ausführlich demonstriert.

4. Entwicklung von neuen Datenqualitätsmetriken

Für das Merkmal Korrektheit sei w_I ein Attributwert im Informationssystem und w_R der entsprechende Attributwert in der Realwelt. Sei zudem $d(w_I, w_R)$ ein domänenspezifisches – im Gegensatz zu (Hinrichs, 2002) auf das Intervall $[0; 1]$ normiertes – Abstandsmaß zur Bestimmung der Abweichung zwischen w_I und w_R . Als Beispiele können

das domänenunabhängige Abstandsmaß $d_1(w_I, w_R) := \begin{cases} 0 & \text{falls } w_I = w_R \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$, die Ab-

standsfunction $d_2(w_I, w_R) := \left(\frac{|w_I - w_R|}{\max\{|w_I|, |w_R|\}} \right)^\alpha$ mit $\alpha \in \mathbb{R}^+$ für numerische, metrisch

skalierte Attribute und auf das Intervall $[0; 1]$ normierte Varianten des Editierabstands oder der Hamming-Distanz für Attribute des Typs String angeführt werden. Die Metrik auf Attributwertebene definiert sich dann wie folgt:

$$(1) \quad Q_{Korr.}(w_I, w_R) := 1 - d(w_I, w_R)$$

Die Funktionsweise der Metrik wird am Beispiel der Attribute *Postleitzahl* und *Hausnummer* veranschaulicht, wobei die Abstandsfunction $d_2(w_I, w_R)$ zugrunde gelegt wird: Zunächst gilt es, den Parameter α festzulegen, der die Sensibilisierbarkeit auf Attributwertebene gewährleistet (F3). Soll die Metrik stark auf kleine Abweichungen reagieren, so ist $\alpha < 1$ zu wählen – beispielsweise bei der Untersuchung des Attributs

Postleitzahl, da hier schon kleine Abweichungen dazu führen können, dass Kampagnenangebote nicht zugestellt werden können. Soll die Abstandsfunktion dagegen „toleranter“ gegenüber kleinen Abweichungen sein, ist $\alpha > 1$ angebracht – wie z. B. beim Attribut *Hausnummer*, da eine Zustellung bei kleinen Abweichungen trotzdem möglich ist. Nach dieser Festlegung muss der Wert der Abstandsfunktion für w_I und w_R bestimmt und in Term (1) eingesetzt werden. Der resultierende Wert ist im Gegensatz zu bisherigen Metriken interpretierbar (F6) und der Wertebereich von [0; 1] wird ausgeschöpft (F1). Dies wird anhand des bereits angeführten Beispiels in Abb. III.2-3 illustriert. Als Abstandsmaß findet wiederum die Hamming-Distanz Verwendung, die mittels Division durch die Zeichenanzahl der längeren Zeichenkette auf das Intervall [0; 1] normiert wird.

$$Q_{Korr.} ("Meierhofre", "Mayerhofer") =$$

$$1 - d_{Ham.}^{norm.} ("Meierhofre", "Mayerhofer") = 1 - \frac{|\{2,3,9,10\}|}{10} = 1 - \frac{4}{10} = 60,0\%$$

$$Q_{Korr.} ("Mayr", "Wein") =$$

$$1 - d_{Ham.}^{norm.} ("Mayr", "Wein") = 1 - \frac{|\{1,2,3,4\}|}{4} = 1 - \frac{4}{4} = 0,0\%$$



Abb. III.2-3 Bewertung der Korrektheit des Attributs *Name* anhand der entwickelten Metrik (Beispiel)

Dabei wird klar, dass die Metrik im Gegensatz zur bestehenden Metrik sehr wohl differenziert: Bei „Meierhofre“ und „Mayerhofer“ ergibt sich ein Metrikergebnis von 60,0%, wohingegen bei „Mayr“ und „Wein“ ein Wert von 0,0% (d. h. der Attributwert ist gar nicht korrekt und z. B. für die Durchführung einer Mailingkampagne unbrauchbar) resultiert, da die Zeichenketten keine Übereinstimmung aufweisen. Zudem ist die Metrik im Rahmen eines ökonomisch orientierten DQ-Managements einsetzbar, da auch die Forderung nach einer kardinalen Skalierung der Metrikergebnisse (F2) erfüllt ist (vgl. Tabelle III.2-3). So muss, um das Metrikergebnis für Korrektheit beispielsweise um 0,5 zu verbessern, auch das entsprechende Abstandsmaß um 0,5

reduziert werden – unabhängig davon, ob die Metrik von 0,0 auf 0,5 oder von 0,5 auf 1,0 gesteigert werden soll.

Verbesserung der Korrektheit $Q_{Korr.}(w_I, w_R)$	Notwendige Veränderung von $d(w_I, w_R)$
0,0 → 0,5	1,0 → 0,5
0,5 → 1,0	0,5 → 0,0

Tabelle III.2-3: Veränderung der entwickelten Metrik und zugehörige Veränderung des Abstandsmaßes

Die entwickelten Metriken sind im Falle eines relationalen Datenbankschemas einsetzbar und ermöglichen eine Bewertung auf Attributwert-, Tupel-, Relationen- sowie Datenbankebene. Der Anforderung der Aggregierbarkeit (F4) wird dadurch Rechnung getragen, dass die Metriken bottom up entwickelt werden – d. h. die Metrik auf Ebene $n+1$ (z. B. Korrektheit auf Tupelebene) basiert auf der Metrik auf Ebene n (Korrektheit auf Attributwertebene). Demzufolge wird die Qualitätsmetrik auf Tupelebene nun basierend auf der Metrik auf Attributwertebene definiert. Seien t ein Tupel mit Attributwerten $t.A_1, \dots, t.A_{|A|}$ für die Attribute $A_1, \dots, A_{|A|}$ und $e.A_1, \dots, e.A_{|A|}$ die entsprechenden Ausprägungen der Realweltentität e . Des Weiteren sei die relative Bedeutung des Attributs A_i im Bezug auf Korrektheit jeweils mit $g_i \in [0; 1]$ bewertet. Dann ergibt sich die Metrik auf Tupelebene zu:

$$(2) \quad Q_{Korr.}(t, e) := \frac{\sum_{i=1}^{|A|} Q_{Korr.}(t.A_i, e.A_i) g_i}{\sum_{i=1}^{|A|} g_i}$$

Auf Relationenebene kann die Korrektheit einer Relation oder eines Views R auf Basis des arithmetischen Mittels der Funktionswerte $Q_{Korr.}(t_j, e_j)$ der Metrik für die Tupel t_j aus R ($j = 1, \dots, |T|$) definiert werden, sofern R eine nicht leere Relation und E die zugehörige Entitätenmenge in der Realwelt darstellen:

$$(3) \quad Q_{Korr.}(R, E) := \frac{\sum_{j=1}^{|T|} Q_{Korr.}(t_j, e_j)}{|T|}$$

Sei D eine Datenbank (oder eine Aggregation mehrerer Relationen oder Views), die sich als disjunkte Zerlegung der Relationen R_k ($k = 1, \dots, |R|$) darstellen lässt³ – d. h. D lässt sich in paarweise überschneidungsfreie Relationen R_k zerlegen, so dass jedes Attribut in genau einem R_k enthalten ist (formal: $D = R_1 \cup \dots \cup R_{|R|}$ und $R_i \cap R_j = \emptyset \forall i \neq j$). Weiter sei E der modellierte Ausschnitt der Realwelt, wobei zudem E_k die zu R_k zugehörige Entitätenmenge repräsentiert. Dann kann man die Korrektheit der Datenbank D auf Basis der Korrektheit der Relationen R_k ($k = 1, \dots, |R|$) definieren:

$$(4) \quad Q_{Korr.}(D, E) := \frac{\sum_{k=1}^{|R|} Q_{Korr.}(R_k, E_k) g_k}{\sum_{k=1}^{|R|} g_k}$$

Über die Gewichtungsfaktoren $g_k \in [0; 1]$ ist es im Gegensatz zu (Hinrichs, 2002) – der auf ein ungewichtetes arithmetisches Mittel zurückgreift – möglich, die Bedeutung der Relationen für die Zielsetzung zu berücksichtigen (F3). Das ungewichtete arithmetische Mittel hat zur Folge, dass hinsichtlich des Ziels weniger relevante Relationen – im Vergleich zu wichtigen Relationen – gleich stark eingehen. Zudem ist in diesem Fall der Wert der Metrik von der konkreten Zerlegung der Datenbank in Relationen abhängig, was eine objektive Bewertung zusätzlich erschwert: Beispielsweise kommt der Relation R_k mit $k \neq 2$ bei der disjunkten Zerlegung $\{R_1, R_2, R_3, \dots, R_n\}$ ein relatives Gewicht von $1/n$ zu, wohingegen dieselbe Relation bei Verwendung der disjunkten Zerlegung $\{R_1, R_2', R_2'', R_3, \dots, R_n\}$ mit $R_2' \cup R_2'' = R_2$ und $R_2' \cap R_2'' = \emptyset$ nur mit dem Faktor $1/(n+1)$ eingeht.

Die Bewertung der Korrektheit ergibt sich somit direkt aus der dargestellten Metrik und den auf Attributwertebene definierten Abstandsmaßen. Dabei ist die Anwendung

³ Für den Fall, dass Schlüsselattribute in mehreren Relationen oder Views auftreten, sind diese ab dem zweiten Auftreten mit einer Gewichtung von null zu versehen, um eine mehrfache Berücksichtigung bei der Metrik für Korrektheit zu vermeiden. Die Anwendbarkeit der Metrik wird dadurch nicht eingeschränkt.

der Metrik für Korrektheit – im Gegensatz zur später vorgeschlagenen Metrik für Aktualität – i. d. R. nur für eine Stichprobe des gesamten Datenbestands praktikabel (z. B. könnte in Erwägung gezogen werden, für eine Stichprobe des Kundenstamms externe, aktuelle Adressdaten zuzukaufen und diese mit den eigenen Adressdaten abzugleichen). Dies liegt daran, dass hier im Sinne der Definition von Korrektheit ein Abgleich zwischen den Attributwerten im Informationssystem und der entsprechenden Ausprägung der Realweltentität unabdingbar ist. Für den gesamten Datenbestand ist dies jedoch nicht ohne Weiteres technisch, automatisiert und mit tolerierbarem Kostenaufwand möglich. Bei einer Anwendung der Metrik auf einen Teil der Daten können jedoch bei ausreichend großem Stichprobenumfang Rückschlüsse auf den gesamten Datenbestand gezogen und ein Schätzer für $Q_{Korr.}$ ermittelt werden (z. B. könnte man so über den genannten Zukauf von Adressdaten und den Abgleich mit den eigenen Kundendaten anhand der Metrik einen Schätzer für die Korrektheit des gesamten Adressdatenbestands ermitteln).

Neben der Korrektheit wird auch die Aktualität betrachtet. Unter Aktualität ist die Eigenschaft der Gegenwartsbezogenheit zu verstehen, d. h. inwiefern die im Informationssystem erfassten Werte den aktuellen Gegebenheiten in der Realwelt (noch) entsprechen. Die Bewertung basiert dabei auf wahrscheinlichkeitstheoretischen Betrachtungen, um die Interpretierbarkeit zu gewährleisten und eine automatisierte, reproduzierbare Analyse zu ermöglichen (F6). Aktualität kann hierbei als Wahrscheinlichkeit interpretiert werden, mit welcher beispielsweise der betrachtete Attributwert noch aktuell ist (F6). In der fachlichen Interpretierbarkeit liegt auch der Vorteil der Metrik im Vergleich zu existierenden Ansätzen. Sei A ein Attribut, w ein Attributwert und $Alter(w, A)$ das Alter des Attributwerts, das sich aus dem Zeitpunkt der Messung und dem Zeitpunkt der Datenerfassung errechnet. Sei zudem $Verfall(A)$ die (ggf. empirisch ermittelte) Verfallsrate von Werten des Attributs A – diese gibt an, wie viele Datenwerte des Attributs durchschnittlich innerhalb einer Zeiteinheit inaktuell werden. Dann ist die Metrik auf Attributwertebene wie folgt definiert:

$$(5) \quad Q_{Akt.}(w, A) := e^{-Verfall(A) \cdot Alter(w, A)}$$

Dabei stellt $Q_{Akt.}(w, A)$ unter der Annahme, dass die Gültigkeitsdauer der Datenwerte exponentialverteilt mit dem Parameter $Verfall(A)$ ist, die Wahrscheinlichkeit dar, mit welcher der Attributwert noch aktuell ist. $Verfall(A) = 0,2$ ist hier beispielsweise so zu

interpretieren, dass durchschnittlich 20% der Attributwerte des Attributs A innerhalb einer Zeiteinheit ihre Gültigkeit verlieren. Somit sind die Normierung der Metrik (F1) und die kardinale Skalierung der Metrikergebnisse (F2) gewährleistet. Bei der Exponentialverteilung handelt es sich um eine typische Lebensdauerverteilung, die sich insbesondere im Rahmen der Qualitätssicherung bewährt hat.

Bei Attributen wie z. B. *Geburtsdatum* oder *Geburtsort*, die sich nie ändern, gilt dementsprechend $Verfall(A) = 0$ und der Funktionswert der Metrik ergibt sich zu 1:

$Q_{Akt.}(w, A) = e^{-Verfall(A) \cdot Alter(w, A)} = e^{-0 \cdot Alter(w, A)} = e^0 = 1$. Dies gilt auch für Attributwerte, die zum Betrachtungszeitpunkt neu erfasst werden (d. h. $Alter(w, A) = 0$):

$Q_{Akt.}(w, A) = e^{-Verfall(A) \cdot Alter(w, A)} = e^{-Verfall(A) \cdot 0} = e^0 = 1$. Letzteres bedeutet, dass die Metrik auch bei erneuter Erfassung eines Attributwerts im Sinne einer Aktualisierung des bereits vorhandenen Attributwerts richtige Werte liefert.

Auf Tupel-, Relationen- und Datenbankebene kann die Metrik analog zu Korrektheit basierend auf der Metrik auf Attributwertebene definiert werden (F4). Im Folgenden wird neben der praktischen Anwendung veranschaulicht, dass auch die zweckorientierte Sensibilisierbarkeit (F3) sowie die Operationalisierbarkeit der Metrik mittels Messverfahren (F5) gewährleistet sind.

5. Praktische Anwendung der Metrik für Aktualität

Die praktische Anwendung erfolgte im Rahmen des Kampagnenmanagements eines großen Mobilfunkanbieters. Aus Vertraulichkeitsgründen wurden die verwendeten Zahlen und Daten verändert und anonymisiert, wobei das Vorgehen sowie die Ergebnisse im Kern erhalten blieben. DQ-Probleme traten beim Unternehmen u. a. bei der Kundenansprache auf. Diese führten beispielsweise bei Mailingkampagnen dazu, dass oftmals keine korrekte und individuelle Kundenansprache möglich war, was sich in geringeren Erfolgsquoten niederschlug. Im Folgenden wird eine Kampagne zur Vermarktung einer Tarifoption betrachtet, d. h. Kunden mit dem Tarif „Mobil 500“ wird ein Angebot für einen Vertragswechsel zum Tarif „Mobil 1000“ unterbreitet, der wegen der längeren Vertragslaufzeit und der höheren Grundgebühr für den Mobilfunkanbieter profitabler ist.

Zunächst wurden die relevanten Attribute im Rahmen der Kampagne bestimmt. Diese waren *Name*, *Vorname* und *Adresse* (*Straße*, *Hausnummer*, *Postleitzahl* und *Ort*), um den Kunden das Angebot per Post zukommen zu lassen. Zudem war das Attribut *aktueller Tarif* essentiell, da das Angebot nur für Kunden mit dem Tarif „Mobil 500“ gültig sein sollte. Für diese Attribute musste dann in Workshops die relative Wichtigkeit im Hinblick auf die Zielsetzung bestimmt werden (F3). Als wichtigstes Attribut wurde *aktueller Tarif* definiert, da nur Kunden mit dem Tarif „Mobil 500“ angesprochen werden sollten, d. h. das Attribut war Selektionskriterium. Es wurde daher mit einer relativen Wichtigkeit von 1,0 (Bezugsbasis für die anderen Attribute) versehen. Als zweitwichtigstes Attribut wurde *Adresse* eingestuft, da eine Zustellung des Angebots ansonsten nicht möglich ist. Hier wurde jedoch nicht ebenfalls ein Wert von 1,0 vergeben, sondern nur 0,9, da Teile der Adresse – wie beispielsweise eine falsche Hausnummer – nicht zwingend notwendig für eine Zustellung des Angebots sind. Analog wurde dem Attribut *Name* 0,9 zugeordnet, da bei einem Wechsel des Namens (beispielsweise bei Heirat) dem Zustellservice der „alte“ Name im Einzelfall noch bekannt ist. Demgegenüber wurde der Vorname des Kunden als unwichtiger eingestuft, da ein falscher Vorname ggf. zwar zu einer Verärgerung des Kunden führt, jedoch eine Kontaktierung nicht unmöglich macht. Um die Kundenbeziehungen nicht zu belasten, erhielt *Vorname* dennoch den Wert 0,2. Danach musste aus dem aktuellen Betrachtungszeitpunkt und dem Zeitpunkt der letzten Datenerfassung, der beim Unternehmen als Metadatum hinterlegt ist, automatisiert das Alter der Attributwerte (d. h. $Alter(T.A_i, A_i)$) berechnet werden (F5). Zuletzt musste die Verfallsrate $Verfall(A_i)$ für die Attribute ermittelt werden. Im Anwendungsfall wurde wie folgt vorgegangen: Für die Attribute *Name* und *Adresse* wurden Daten des Statistischen Bundesamts zu Eheschließungen/Scheidungen bzw. zur Häufigkeit des Umzugs herangezogen. Dadurch konnten Verfallsraten von 0,02 für das Attribut *Name* (d. h. pro Jahr wechseln durchschnittlich ca. 2% der Kunden ihren Namen) und 0,1 für das Attribut *Adresse* geschätzt werden. Beim Attribut *Vorname* wurde ein Wert von 0,0 angenommen, da sich der Vorname i. d. R. nicht ändert. Der Verfallsparameter für das Attribut *aktueller Tarif* konnte aus eigenen Daten (Erfahrungswerte) zu 0,4 bestimmt werden – Tabelle III.2-4 fasst die Werte zusammen:

A_i	<i>Name</i>	<i>Vorname</i>	<i>Adresse</i>	<i>Aktueller Tarif</i>
g_i	0,9	0,2	0,9	1,0
$Alter(T.A_i, A_i)$ (in Jahren)	0,5	0,5	2,0	0,5
$Verfall(A_i)$ (in 1/Jahr)	0,02	0,00	0,10	0,40
$Q_{Akt.}(T.A_i, A_i) = e^{-Verfall(A_i) \cdot Alter(T.A_i, A_i)}$	0,99	1,00	0,82	0,82

Tabelle III.2-4: Ermittlung der Aktualität anhand der entwickelten Metrik (Beispiel)

Im Beispiel ergibt sich der Wert der Metrik auf Tupelebene durch Aggregation der Ergebnisse auf Attributwertebene zu:

$$Q_{Akt.}(T, A_1, \dots, A_4) = \frac{0,99 \cdot 0,9 + 1,00 \cdot 0,2 + 0,82 \cdot 0,9 + 0,82 \cdot 1}{0,9 + 0,2 + 0,9 + 1,0} \approx 0,882$$

So liefert die Metrik einen Wert von 88,2%, d. h. das betrachtete Tupel ist für den konkreten Anwendungsfall *Vermarktung einer Tarifoption* zu 88,2% aktuell. Bevor derartige Berechnungen für die aktuelle Kampagne erfolgten, wurde zunächst eine ca. 3 Monate zurückliegende, ähnliche Kampagne analysiert, in der insgesamt 82.000 Kunden angeschrieben wurden, um ihnen einen Tarifwechsel anzubieten. Damals ergab sich eine durchschnittliche Erfolgsquote von ca. 8,5%, d. h. ca. 7.000 Kunden konnten vom Tarifwechsel überzeugt werden. Für alle Kunden dieser Kampagne wurde das Metrikergebnis für Aktualität berechnet. Danach wurden die Kunden in Abhängigkeit vom Ergebnis zu Gruppen zusammengefasst, d. h. jeder Kunde wurde je nach Wert den Intervallen $[0,0; 0,1]$, $]0,1; 0,2]$, ..., $]0,9; 1,0]$ zugeordnet. Für jedes Intervall/Gruppe wurde dann im nächsten Schritt ermittelt, wie viele Kunden das Angebot (in der zurückliegenden Kampagne) angenommen haben (Erfolgsquote in Abhängigkeit vom Metrikergebnis für Aktualität). Die Auswertung zeigt Abb. III.2-4:

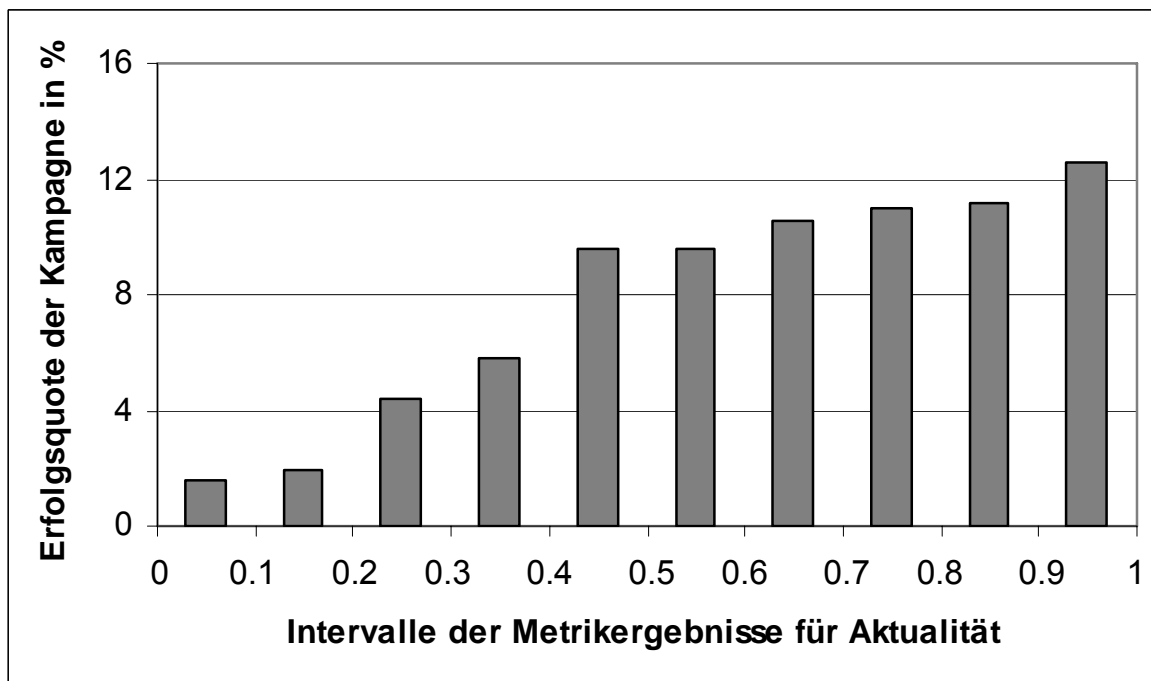


Abb. III.2-4: Erfolgsquoten der zurückliegenden Kampagne in Abhängigkeit vom Metrikergebnis für Aktualität

Die Berechnungen zeigen, dass die Erfolgsquote umso höher ist, je höher die Aktualität der Kundenattribute ist. Sie beträgt im Intervall $]0,2; 0,3]$ nur 4,4%, wohingegen sie im Intervall $]0,9; 1,0]$ immerhin bei 12,6% liegt. Dies verwundert nicht, da beispielsweise Kunden mit einer veralteten, falschen Adresse gar nicht die Möglichkeit haben, das Angebot anzunehmen. Interessant werden diese Auswertungen nunmehr in Zusammenhang mit der neuen Kampagne, bei der insgesamt 143.000 Kunden angeschrieben werden könnten (alle Kunden mit dem Tarif „Mobil 500“). Legt man die Aufteilung der Erfolgsquoten in Abhängigkeit vom Metrikergebnis für Aktualität aus Abb. III.2-4 zugrunde, so ist es unter Kosten-Nutzen-Gesichtspunkten nicht sinnvoll, Kunden mit einem Metrikergebnis für Aktualität kleiner als 0,3 überhaupt anzuschreiben. Beispielsweise befinden sich im Intervall $]0,2; 0,3]$ 12.500 Kunden, für die jedoch bei einer (erwarteten) Erfolgsquote von nur 4,4% (somit ca. 550 erwartete erfolgreiche Kontakte) die Kosten für die Unterbreitung des Angebots größer sind als der resultierende Mehrerlös durch den Tarifwechsel. Erst ab dem Intervall $]0,4; 0,5]$ übersteigen die (erwarteten) Mehrerlöse die Mailingkosten (siehe Abb. III.2-5 rechts). Berücksichtigt man demnach nur Kunden mit einem Ergebnis größer als 0,4, so lässt

sich die Effizienz der Kampagne steigern, da sowohl die Kosten reduziert als auch die (erwartete) Erfolgsquote verbessert werden.

Ein ökonomisch orientiertes DQ-Management will jedoch noch mehr. Zwar konnte durch die Auswertung die Effizienz erhöht werden, allerdings ist es unbefriedigend, dass Kunden – die ggf. den Tarif wechseln würden – das Angebot mangels Zustellung (beispielsweise veraltete Adresse) nicht akzeptieren können. Deswegen wird untersucht, inwieweit der Zukauf externer Daten als DQ-Maßnahme helfen könnte (vgl. DQ-Regelkreis). Unternehmen wie die Deutsche Post bieten beispielsweise aktuelle Adressdaten an⁴. So können die eigenen, vorliegenden Adressdatenbestände (zumindest teilweise) mit den aktuellen Daten der Deutschen Post abgeglichen und bei Bedarf aktualisiert bzw. ersetzt werden. Dadurch kann sichergestellt werden, dass die eigenen Adressdatenbestände, die für die Unterbreitung des Kampagnenangebotes genutzt werden, aktuell sind und der Kunde auf dem Postweg tatsächlich erreicht wird. Somit stellt sich die Frage, wie diese Maßnahme eingesetzt werden soll, da der Zukauf von Adressdaten einerseits natürlich Kosten verursacht, andererseits aber auch die Erfolgsquote von Kampagnen verbessert (da das Kampagnenangebot verhältnismäßig mehr Kunden tatsächlich erreicht). Beim Mobilfunkanbieter wird folgendermaßen vorgegangen: Zuerst wird pro Intervall berechnet, welche Kosten für den Zukauf der Adressen der Kunden (des jeweiligen Intervalls) anfallen würden. Dies ist unproblematisch, da die Anzahl der Kunden pro Intervall bekannt ist und Unternehmen wie die Deutsche Post einen Fixpreis je aktualisierter Adresse berechnen. Dieser Kostenkalkulation sind die resultierenden Erlöse infolge einer höheren Erfolgsquote (Angebot kann den Kunden nun zugestellt werden) gegenüber zu stellen. Hierzu ist im ersten Schritt das Ausmaß der Steigerung der DQ infolge des Adresszukaufs (für jedes betrachtete Intervall) zu berechnen, was mit Hilfe der obigen Formel $Q_{Akt.}(T.A_i, A_i)$ möglich ist. Anhand der neu ermittelten Metrikergebnisse lässt sich dann die verbesserte Erfolgsquote der Kampagne auf Basis der Erfolgsquoten der vergangenen Kampagne (für jedes Intervall) abschätzen (vgl. Abb. III.2-5 links). Mit dieser gehen wiederum zusätzliche Erlöse einher, die es mit den Kosten des Adresszukaufs zu vergleichen gilt. Das rechte Diagramm aus Abb. III.2-5 illustriert die-

⁴ vgl. z. B. Internetauftritt der Deutschen Post Direkt GmbH

sen Vergleich, wobei die relevanten Berechnungen zunächst noch detaillierter am Beispiel des Intervalls $]0,2; 0,3]$ erläutert werden. So sind ohne Adresskauf bei den 12.500 Kunden dieses Intervalls bei einer geschätzten Erfolgsquote von 4,4% insgesamt 550 erfolgreiche Kundenkontakte zu erwarten. Folglich stehen den Erlösen der Kampagne von 11.000 Euro (bei einem Erlös von 20 Euro pro Tarifwechsel) Mailingkosten von 15.625 Euro (bei Kosten von 1,25 Euro pro Mailing) gegenüber, was (ohne Adresskauf) einen negativen Wert für „Erlöse abzüglich Kosten“ in Höhe von 4.625 Euro zur Folge hat. Demgegenüber können im Falle des Adresskaufs bei einer geschätzten verbesserten Erfolgsquote von 9% zusätzlich 575 Kunden erfolgreich kontaktiert werden. Dabei sind den so zusätzlich resultierenden Erlösen von 11.500 Euro Kosten für den Adresskauf in Höhe von 5.000 Euro (0,4 Euro pro Kunde) gegenüber zu stellen. Insgesamt hat der Adresskauf somit zusätzliche „Erlöse abzüglich Kosten“ in Höhe von 6.500 Euro zur Folge.

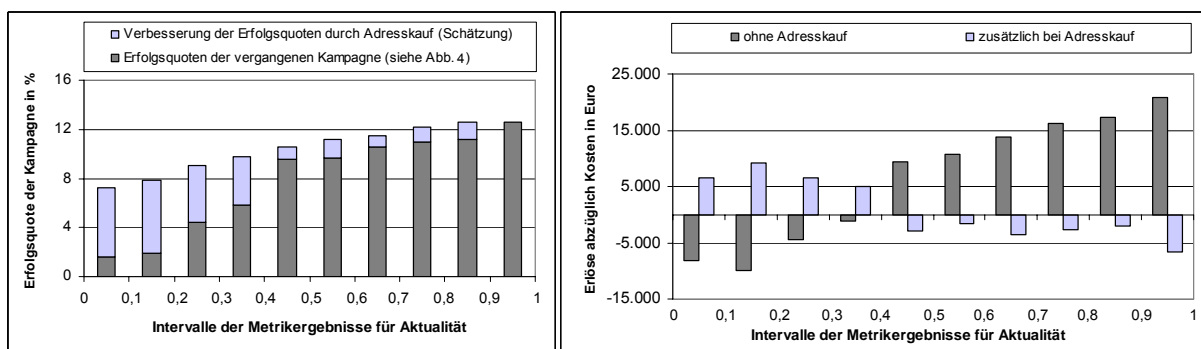


Abb. III.2-5: Erfolgsquoten und Erlöse abzüglich Kosten der Kampagne in Abhängigkeit vom Metrikergebnis für Aktualität

Abb. III.2-5 zeigt dabei zweierlei: Zum einen ist nur in den Intervallen des Bereichs $]0,4; 1,0]$ die Durchführung der Kampagne ohne Adresskauf ökonomisch sinnvoll. Dieser ist zudem auch nicht ratsam, da die Kosten des Zukaufs größer sind als die (erwarteten) zusätzlichen Erlöse (negativer Wert für Erlöse abzüglich Kosten). Dagegen ist bei den Kunden, die in die Intervalle des Bereichs $[0,0; 0,4]$ fallen, – ohne den Zukauf von Adressen zu berücksichtigen – die Kampagnendurchführung nicht sinnvoll. Jedoch zeigt sich, dass hier ein Adresszukauf zu positiven Zuwächsen führt (zusätzliche Erlöse abzüglich Kosten des Adresszukaufs sind größer als 0). Allerdings sind nur in den Intervallen $]0,2; 0,3]$ und $]0,3; 0,4]$ die gesamten (erwarteten) Erlöse größer als die Summe der Mailingkosten und der Kosten des Adresszukaufs. Inso-

fern ist nur für die ca. 25.400 Kunden dieser Intervalle ein Adresszukauf rentabel, falls nur die in naher Zukunft generierbaren Erlöse in den Business Case einbezogen werden, was einer sehr vorsichtigen Kalkulation entspricht. Andererseits ist gerade die Erlöswirkung von DQ-Maßnahmen in (viel) späteren Perioden oftmals schwer gegenüber den Investitionsentscheidern zu argumentieren.

Neben dem kurzen Beispiel für die Anwendung der Metrik, bei dem die Kosten für die Kampagne und die Durchführung der DQ-Maßnahmen gesenkt werden konnten, wurde eine Reihe weiterer Analysen durchgeführt, um Kosten zu sparen oder Erlöse zu generieren. Insgesamt konnte der Mobilfunkanbieter durch die Anwendung der Metriken einen direkten Zusammenhang zwischen den Ergebnissen der DQ-Messung und den Erfolgsquoten von Kampagnen herstellen. So konnte der Prozess der Kundenselektion für Kampagnen deutlich verbessert werden. Zudem konnten auf Basis der Metriken DQ-Maßnahmen gezielter eingesetzt sowie damit einhergehende ökonomische Folgen besser abgeschätzt werden.

6. Zusammenfassung

Im Beitrag wurde die Fragestellung aufgegriffen, wie DQ adäquat quantifiziert werden kann. Ziel war, neue Metriken für die DQ-Merkmale Korrektheit und Aktualität vorzustellen, die eine objektive, zielgerichtete und weitgehend automatisierbare Messung auf unterschiedlichen Aggregationsebenen (Attributwerte, Tupel, etc.) ermöglichen. In Zusammenarbeit mit einem Mobilfunkanbieter konnten die Metriken angewendet und auf ihre Eignung für den Einsatz in der Praxis untersucht werden. Dabei wurde im Gegensatz zu bestehenden Ansätzen z. B. insbesondere Wert auf eine kardinale Skalierung gelegt, um auch ökonomische DQ-Betrachtungen zu unterstützen. Die Metriken ermöglichen somit eine Quantifizierung der DQ und bilden die Basis für eine Reihe ökonomischer Analysen. So können zukünftige Auswirkungen auf die DQ, wie z. B. zeitlicher Verfall oder die Durchführung von DQ-Maßnahmen, untersucht und damit ex ante Planungswerte mit ex post Messwerten verglichen werden.

Demgegenüber ist die Annahme einer exponentialverteilten Gültigkeitsdauer der Attributwerte bei der Entwicklung der Metrik für Aktualität durchaus kritisch zu sehen. Ob diese Annahme für die konkrete Anwendung gerechtfertigt werden kann, bleibt

somit für den Einzelfall zu untersuchen. Falls dem nicht so sei, kann die Metrik analog zu oben ebenfalls basierend auf anderen Wahrscheinlichkeitsverteilungen definiert werden (die gewünschten Anforderungen an die Metrik bleiben dabei erfüllt). Darüber hinaus ist eine Ausweitung der Metriken auf weitere DQ-Merkmale notwendig. Dies stellt ebenso weiteren Forschungsbedarf dar, wie Ansätze zur Aggregation der Bewertungen für verschiedene DQ-Merkmale zu einem Gesamtqualitätswert (vgl. Naumann, 2007). Parallel wird weiter an modellbasierten Ansätzen zur ökonomischen Planung von DQ-Maßnahmen gearbeitet (vgl. z. B. Heinrich, Klier, 2006), für deren Operationalisierung Metriken für DQ unbedingt erforderlich sind. Die im Beitrag vorgestellten Ansätze bilden hierfür eine geeignete Grundlage.

Literatur

- Alt, G. (2003): Sehr geehrter Frau Müller – Falsche Daten sind nicht nur peinlich, sondern verursachen auch hohe Kosten. In: FAZ 244 vom 21.10.2003, S. B2.
- Ballou, D. P.; Wang, R. Y.; Pazer, H.; Tayi, G. K. (1998): Modeling information manufacturing systems to determine information product quality. In: Management Science 44 (1998) 4, S. 462-484.
- Bamberg, G., Baur, F., Krapp, M. (2007): Statistik. München 2007.
- Batini, C., Scannapieco, M. (2006): Data Quality: Concepts, Methods and Techniques. Berlin 2006.
- Campanella, J. (1999): Principles of quality cost. Milwaukee 1999.
- Cappiello, C., Francalanci, C., Pernici, B. (2004): Time-Related Factors of Data Quality in Multichannel Information Systems. In: Journal of Management Information Systems 20 (2004) 3, S. 71-91.
- English, L. (1999): Improving Data Warehouse and Business Information Quality. New York 1999.
- Eppler, M. J. (2003): Managing Information Quality. Berlin 2003.
- Even, A.; Shankaranarayanan, G. (2005): Value-Driven Data Quality Assessment. In: Proceedings of the 10th International Conference on Information Quality. Cambridge 2005, S. 221-236.
- Feigenbaum, A. V. (1991): Total Quality Control. New York 1991.
- Heinrich, B.; Helfert, H. (2003): Analyzing Data Quality Investments in CRM – a model based approach. In: Proceedings of the 8th International Conference on Information Quality. Cambridge 2003, S. 80–95.
- Heinrich, B.; Kaiser M.; Klier, M. (2007): Metrics for measuring data quality – foundations for an economic oriented management of data quality. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Software and Data Technologies. Barcelona 2007.

- Heinrich, B.; Klier, M. (2006): Ein Optimierungsansatz für ein fortlaufendes Datenqualitätsmanagement und seine praktische Anwendung bei Kundenkampagnen. In: Zeitschrift für Betriebswirtschaft 76 (2006) 6, S. 559-587.
- Helfert, M. (2002): Planung und Messung der Datenqualität in Data-Warehouse-Systemen. Dissertation. Bamberg 2002.
- Hinrichs, H. (2002): Datenqualitätsmanagement in Data Warehouse-Systemen. Dissertation. Oldenburg 2002.
- Jarke, M.; Vassiliou, Y. (1997): Foundations of Data Warehouse Quality – A Review of the DWQ Project. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Information Quality. Cambridge 1997, S. 299-313.
- Lee, Y. W.; Strong, D. M.; Kahn, B. K.; Wang, R. Y. (2002): AIMQ: a methodology for information quality assessment. In: Information & Management 40 (2002) 2, S. 133-146.
- Machowski, F.; Dale, B. G. (1998): Quality costing: An examination of knowledge, attitudes, and perceptions. In: Quality Management Journal 5 (1998) 3, S. 84-95.
- Matzer, M. (2004): Datenqualität frisst die Hälfte des Data-Warehouse-Etats. In: Computerzeitung Nr. 3 vom 12.01.2004, S. 12.
- Naumann, F. (2007): Aktuelles Schlagwort: Datenqualität. In: Informatik Spektrum 30 (2007) 1, S. 27-31.
- Naumann, F., Rolker, C. (2000): Assessment Methods for Information Quality Criteria. In: Proceedings of the 5th International Conference on Information Quality. Cambridge 2000, S. 148-162.
- Pipino, L.; Lee, Y.; Wang, R. (2002): Data quality assessment. In: Communications of the ACM 45 (2002) 4, S. 211-218.
- Redman, T. C. (1996): Data Quality for the Information Age. Norwood 1996.
- Redman, T. C. (1998): The Impact of Poor Data Quality on the Typical Enterprise. In: Communications of the ACM 41 (1998) 2, S. 79-82.
- Shank, J. M.; Govindarajan, V. (1994): Measuring the cost of quality: A strategic cost management perspective. In: Journal of Cost Management 8 (1994) 2, S. 5-17.

Strong, D. M., Lee, Y. W., Wang R. Y. (1997): Data quality in context. In: Communications of the ACM 40 (1997) 5, S. 103-110.

Wang, R. Y.; Storey, V. C.; Firth, C. P. (1995): A Framework for analysis of data quality research. In: IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering 7 (1995) 4, S. 623-640.

Wang, R. Y.; Strong, D. M. (1996): Beyond Accuracy: What Data Quality Means to Data Consumers. In: Journal of Management Information Systems 12 (1996) 4, S. 5-33.

IV. Beitrag: „Unternehmensweite Anwendungsintegration – Zentrale Anreizsetzung zur Realisierung von Netzwerkeffekten bei dezentralen Entscheidungsstrukturen“

Autoren: PD Dr. Bernd Heinrich, Mathias Klier und Marc-Andre Bewernik,
alle Lehrstuhl WI-IF, Universität Augsburg,
Universitätsstraße 16, D-86135 Augsburg,
Email: bernd.heinrich@wiwi.uni-augsburg.de,
mathias.klier@wiwi.uni-augsburg.de und
marc.bewernik@wiwi.uni-augsburg.de,
<http://www.wi-if.de>.

Erschienen in: WIRTSCHAFTSINFORMATIK 48 (2006) 3, S. 158-168.

Zusammenfassung:

Auf Basis bisheriger Arbeiten greift der Beitrag die Fragestellung einer unternehmenszentralen Koordination und Anreizsetzung zur Realisierung von Netzwerkeffekten bei dezentralen Middleware-Entscheidungen auf. Hierfür wird ein Optimierungsalgorithmus entwickelt, der anhand dokumentierter Daten bzgl. der Segment-, Anwendungs-, Schnittstellen- und Kostenstruktur einer Anwendungslandschaft die für die zentrale Stelle auszahlungsminimale Anreizsetzung ermittelt. Die Anwendung des Verfahrens und die Verdeutlichung der Ergebnisse erfolgt am Beispiel eines großen Finanzdienstleisters.

Kernpunkte für das Management:

- Entscheiden einzelne Geschäftsbereiche dezentral über die Einführung einer Middleware (MW), so kommt es oftmals nicht zu einer aus Sicht der Gesamtunternehmung optimalen Lösung. In der Praxis ist dieses Problem durch rein dezentral

trale Abstimmungsprozesse erfahrungsgemäß nicht oder nur sehr schwierig zu lösen. Hier können zentrale Stellen, wie bspw. die Architekturabteilung, durch Koordination und Anreizsetzung in Form eines finanziellen Ausgleichs zur Lösung beitragen.

- Mit Hilfe eines im Beitrag entwickelten Algorithmus kann unter Berücksichtigung wichtiger Aspekte – wie z. B. der zeitlichen Sequenzialität dezentraler MW-Entscheidungen oder den zukünftigen Veränderungen der Anwendungslandschaft (bspw. infolge Outsourcing) – die auszahlungsminimale Anreizsetzung sowie die zugehörige Reihenfolge der MW-Umstellungen ermittelt werden. Einige der Investitionshemmnisse, die bei dezentraler Entscheidungsfindung auftreten, können so überwunden und die sich durch die Standardisierung ergebenden Netzwerkeffekte realisiert werden.

1. Einleitung

Die unternehmensweite Integration von Anwendungssystemen (AWS) wird derzeit intensiv diskutiert. Neben technischen Fragestellungen ist dabei auch die ökonomische Bewertung einer Einführung von Middleware (MW) ein wichtiges Thema (Christ, Weidmann, 2001; Dangelmaier et al., 2002; Gilpin, 1999; Gröger, 2003; Heinrich, Fridgen, 2005). Hier wird jedoch nicht nur ein *Business Case* berechnet. Vielmehr ist zu beachten, dass in der betrieblichen Praxis derartige Entscheidungen oftmals nicht eine Stelle unternehmenszentral trifft, sondern dass sie von einzelnen dezentralen, budgetverwaltenden Geschäftsbereichen verantwortet werden. Damit hier trotz der Dezentralität dennoch das Optimum für das Gesamtunternehmen erreicht werden kann, stellt sich die Frage nach einer Koordination der dezentralen Entscheidungsträger. Diese Problemstellung, die schon in ähnlicher Weise für allgemeine Standardisierungsfragen untersucht wurde (vgl. Buxmann et al., 1999; Weitzel, 2004; Weitzel et al., 2001), liegt dem Beitrag zugrunde.

In Kapitel 2 werden die Problemstellung konkretisiert sowie bisherige Arbeiten im Themengebiet diskutiert. Darauf aufbauend wird in Abschnitt 3 ein Optimierungsalgorithmus vorgestellt, der bei unternehmenszentraler Koordination die auszahlungsm minimale Anreizsetzung ermittelt. So kann bspw. eine zentrale Architekturabteilung die Geschäftsbereiche zur Realisierung des Gesamtoptimums veranlassen, die ansonsten nur eine MW einführen würden, falls dies für sie selbst ökonomisch vorteilhaft wäre. Die Anwendung des Verfahrens ist danach ausführlich am Beispiel eines Finanzdienstleisters dargestellt. In Abschnitt 5 werden die Ergebnisse zusammengefasst und ein Ausblick gegeben.

2. Unternehmensweite Integration von Anwendungssystemen

Enterprise Application Integration (EAI) steht für die Schaffung einer syntaktischen und semantischen Interoperabilität, damit AWS und die von ihnen unterstützten Prozesse durchgängig und zeitnah integriert werden können (vgl. auch Holten, 2003). Ausgangspunkt ist dabei die Heterogenität und Proprietät der zu integrierenden Objekte (Aier, Schönherr, 2003; Ruh et al., 2001). Aus Letzterem resultiert eine Inflexibi-

lität für das Unternehmen im Großen (z. B. keine durchgängige Kundenberatung zur Geldanlage) wie auch im Kleinen (z. B. Kapselung und Outsourcing einzelner, mandantenfähiger Funktionalitäten).

Hintergrund und Zielsetzung der Integration mittels MW, die eine funktions- und nachrichtenbasierte Teilmenge von EAI bildet und im Folgenden fokussiert wird, ist primär die Reduktion der Anzahl und die Standardisierung von Schnittstellen zwischen AWS. Insofern wird oft auf den Zusammenhang zwischen der maximalen Anzahl von Schnittstellen bei vollständiger Vermaschung (entspricht $\frac{n \cdot (n-1)}{2}$ Schnittstellen bei n AWS) im Gegensatz zur geringeren Anzahl bei Einsatz einer MW (entspricht n Schnittstellen bei n AWS) verwiesen (Ließmann et al., 1999; Marin, 2002). Ob eine MW eingeführt werden soll, entscheiden dabei heute oftmals einzelne Geschäftsbereiche, welche die Budgets dafür besitzen und die Investition nur bei einem positiven Kapitalwert ihres MW-Projekts tätigen (zu Veröffentlichungen bzgl. qualitativen Entscheidungskriterien vgl. (Heinrich, Fridgen, 2005)). Dass dies zu Fehlentscheidungen aus Gesamtunternehmenssicht führen kann, wird in Abschnitt 2.1 erörtert. Bisherige Arbeiten im Themenkontext der Standardisierung werden darauf basierend in Abschnitt 2.2 diskutiert.

2.1. Die Dezentralität von EAI-Investitionsentscheidungen als Problem

Wie angesprochen, „gehört“ der Großteil der betrieblichen AWS den jeweiligen Bereichen, d. h. diese entscheiden über deren Konzeption, Betrieb und Weiterentwicklung. Dies umschließt jedoch auch die Entscheidung, ob die AWS eines Bereichs (im Weiteren auch *Segment* genannt) an eine MW anzubinden sind. Dabei werden die finanziellen Mittel oftmals nur dann bereitgestellt, wenn die Einsparungen durch Standardisierung proprietärer Schnittstellen (bspw. bei den häufig immensen Wartungskosten) die Investitionen für Anschaffung, Einführung und Betrieb der MW übersteigen (detailliert in Dangelmaier et al., 2002; Heinrich, Fridgen, 2005). Daneben spielen auch längerfristige Nutzenpotenziale, wie z. B. höhere Flexibilität und geringere Time-to-Market, eine Rolle. Letztendlich erfolgt jedoch eine Kosten-/Nutzen-Abwägung aus Sicht eines einzelnen Bereichs und oftmals nicht aus Unter-

nehmenssicht, außer diese wird explizit bspw. bei kleineren und mittleren Unternehmen zur Realisierung der Unternehmensstrategie gefordert.

Für MW-Projekte ist der Sachverhalt der dezentralen Entscheidungsträger dabei durchaus charakteristisch (bspw. Angstmann, 2001; Clemens, 2005; Gröger, 2003). Auch im später erläuterten, praktischen Fall entscheiden die einzelnen Bereiche dezentral. Zentrale Bereiche, wie vor allem die Architekturabteilung, werden hier oft beratend hinzugezogen, da sie Wissen und Erfahrung hinsichtlich Technologien, Standards, Einsatzmöglichkeiten von Produkten und Kostenentwicklungen besitzen. Auch bei der Definition und Aushandlung der Service Level Agreements mit den späteren MW-Betreibern (bspw. IT-Abteilung) werden die Architekturabteilungen unterstützend tätig.

Die Dezentralität von Standardisierungsentscheidungen wurde in der Literatur bereits diskutiert (vgl. Kapitel 2.2). Problematisiert wird dabei, dass diese in der Regel zu schlechteren Lösungen führen als zentrale Entscheidungen. Auf den MW-Kontext bezogen, lassen sich folgende Gründe anführen:

- 1) Ein Segment A stellt deswegen nicht um, da aus dezentraler Sicht die Investition durch die eigene Kosteneinsparung nicht gedeckt wäre, obwohl ggf. verbundene Segmente bereits umgestellt haben. Es ergäbe sich somit im Vergleich zur bisherigen Situation für das Segment A ein schlechterer Kapitalwert bspw. in Höhe von Δa . Da jedoch die mit A verbundenen Segmente durch Standardisierung der proprietären Schnittstellen zu A insgesamt in Höhe von Δb mit $\Delta b > \Delta a$ profitieren würden, wäre eine Umstellung des Segments A durchaus sinnvoll. Dennoch einigt man sich oftmals aufgrund der schwierigen Verhandlungen (welches der Segmente zahlt wieviel der ggf. erst zukünftig realisierten Kosteneinsparung an A? Welche Transparenz herrscht über die Kosteneinsparung zwischen den Segmenten? Fordert A nur Δa zur Kostendeckung oder möchte es ebenfalls einen Anteil am Überschuss $\Delta b - \Delta a$), etwaigen politischen Unstimmigkeiten zwischen den Bereichsverantwortlichen oder dem Widerstand auf Mitarbeiter- und Realisierungsebene nicht über Ausgleichszahlungen.

- 2) Ein Segment A würde nur dann aus seiner Sicht umstellen, wenn andere, verbundene Segmente bereits umgestellt hätten, da dann die proprietären Schnittstellen und deren Betriebs- und Wartungskosten mit Sicherheit wegfallen würden. Erst durch diesen Wegfall überschreitet die Einsparung die Investition. Trifft dies auch auf andere, mit A verbundene Segmente zu, kommt es zur wechselseitigen Blockade, d. h. die Segmente warten mit der Investition aufeinander. Eine einfache Lösung scheinen hier Abstimmungen zu sein. In der Praxis gestaltet sich dies jedoch oft schwierig, da aufgrund unterschiedlicher, sich ändernder Rahmenbedingungen (konkurrierende Projekte in den Bereichen, Outsourcing von AWS etc.) nur eine sequenzielle Einführung in den Segmenten praktikabel ist, wodurch sich jedoch die Abstimmungsbasis ändert und eine Umstellung ggf. nicht mehr sinnvoll ist. Bei einer solchen Sequenzialität kann außerdem – analog zum ersten Punkt – wiederum das Problem der Ausgleichszahlungen zwischen den Segmenten auftreten. Daneben will auch kein Segment der First-mover sein und damit „Lehrgeld bezahlen“, da sich gerade bei der MW-Einführung Erfahrungswerte und daraus resultierende Lerneffekte in erheblichem Maße lohnen.

Um die Problemstellung weiter zu verdeutlichen wird das Fallbeispiel eines großen Finanzdienstleisters geschildert, das auch der Anwendung in Kapitel 4 zugrunde liegt (die Darstellung sowie die Zahlen sind dabei anonymisiert und vereinfacht):

Ein Finanzdienstleister gliedert sich in 15 Geschäftsbereiche, wie bspw. verschiedene Produkt- (wie Wertpapiere, Kredite) oder Vertriebsbereiche für Kundengruppen. Diese lassen ihre AWS vom konzerneigenen IT-Systembereich betreiben, wobei Service Level Agreements existieren, die auch die Betriebs- und Wartungskosten der Schnittstellen festlegen. Unter dem Druck der Kostensenkung und Schnittstellenstandardisierung haben bereits zwei Fachbereiche MW-Technologie eingeführt. Einige andere Bereiche prüfen derzeit die Vorteilhaftigkeit und diskutieren mit dem IT-Bereich über die Standardisierung. Unterstützt wird dies durch die zentrale Architekturabteilung, die aufgrund ihrer Aufgabe des Technologie- und Produktscreenings MW-Produkte kennt. Diese verfügt zudem über ein Repository, welches die Einführung der AWS nach dem konzerneigenen Vorgehensmodell (mit dem ARIS-Toolset) dokumentiert. Insofern besteht ein Überblick über die AWS-Funktionalität, die einge-

setzten Technologien, die genutzten Daten, die Schnittstellen zu anderen AWS sowie die anfallenden Kosten, wobei die Vollständigkeit der Dokumentation bereichsspezifisch variiert. Nach Schätzungen liegt sie derzeit bei ca. \varnothing 70%. Abb. IV-1 gibt einen Überblick der AWS/Module des 7. Segments Wertpapiere (WP) (kreiert auf Basis von Detaildaten) und stellt einen Teil der segmentinternen bzw. -externen Vermaschung dar.

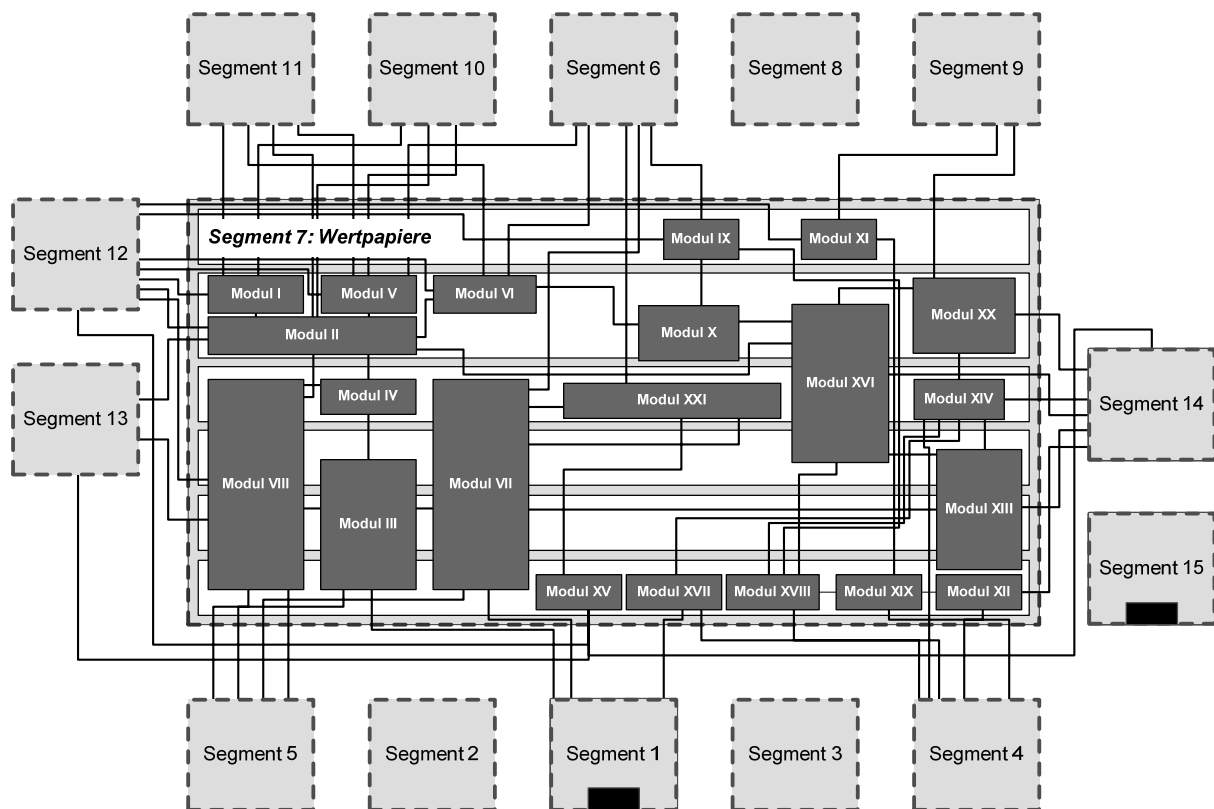


Abb. IV-1: Anwendungssysteme des Segments Wertpapiere

Die Entscheidung über die MW-Einführung trifft dabei jeder Bereich dezentral, da die Investitionen durch das jeweilige IT-Budget zu decken sind. Zu welchen Nachteilen dies führen kann, lässt sich am Segment WP veranschaulichen. Das Segment hat insgesamt 21 Module, die über 34 segmentinterne Schnittstellen und 141 Schnittstellen zu den anderen 14 Segmenten (davon nur 11 zu den beiden bereits umgestellten Segmenten) verfügen. Betrieb und Unterhalt einer Schnittstelle kosten derzeit jährlich \varnothing 330 Euro und könnten durch die MW auf \varnothing 160 Euro gesenkt werden. Jedoch sind für das Segment Kosten für die einmalige Beschaffung und Lizenzierung der MW in Höhe von 100.000 Euro sowie 5.000 Euro jährlich für dessen Wartung zu veran-

schlagen. Der einmalige Aufwand für die Einrichtung einer MW-Schnittstelle wird mit \varnothing 1.500 Euro kalkuliert. Unter diesen Rahmenbedingungen kann bei einer MW-Einführung und der damit verbundenen verringerten Schnittstellenzahl ein Barwertvorteil von 96.750 Euro erreicht werden (zur Berechnung vgl. Kapitel 3). Dem stehen jedoch Investitionen in Höhe von 181.500 Euro gegenüber.

Aus Sicht des Segments *WP* lohnt sich somit die Einführung nicht. Hierbei wird jedoch vernachlässigt, dass andere Segmente ebenfalls von der Umstellung (zukünftig) profitieren würden, da sich die Schnittstellenanzahl verringern ließe. Berücksichtigt man dies und berechnet die optimale Lösung für das Gesamtunternehmen, so sollte das Segment *WP* umstellen. Hier müsste sich jedoch *WP* mit anderen Bereichen breit abstimmen. Berücksichtigt man die obigen Gründe unter 1) und 2) ist dies häufig wenig praktikabel. Daher stellt sich die Frage, wie man trotz dezentraler Entscheidungen die unternehmensweit optimale Lösung herbeiführen kann.

2.2. Bisherige Arbeiten und Beiträge

Für die Bewertung von EAI-Investitionen lassen sich einige Veröffentlichungen finden, die den Einsparungen durch die EAI-Lösung die Kosten für Einführung und Betrieb gegenüber stellen (bspw. Dangelmaier et al., 2002; Gilpin, 1999; für einen Überblick siehe Heinrich, Fridgen, 2005). Allerdings gibt es derzeit noch wenige Beiträge, welche die weiterführende Frage der Entscheidungsstrukturen bei EAI-Investitionen ansprechen (vgl. Angstmann, 2001; Gröger, 2003). Zwar wird hier die obige Fragestellung problematisiert, jedoch keine Lösung vorgeschlagen. Dagegen finden sich für den Kontext der Einführung allgemeiner (Kommunikations-)Standards Arbeiten, die die Auswirkung der Entscheidungsstruktur berücksichtigen (Buxmann, König, 1998; Buxmann et al., 1999; Buxmann, 1996; Weitzel et al., 2001; Weitzel, 2004). Diese werden im Folgenden erläutert, um den Mehrwert des vorliegenden Beitrags heraus zu arbeiten:

(Buxmann, 1996) modelliert das Standardisierungsproblem formal als gerichteten Graphen. Hierbei werden den als fix angenommenen Standardisierungskosten, die für die einzelnen Knoten bzw. Systemelemente (bspw. AWS) anfallen, die monetären

Standardisierungsvorteile gegenüber gestellt. Letztere werden dabei genau dann realisiert, wenn beide beteiligten Knoten über den Standard verfügen. Dem von Buxmann entwickelten linearen, ganzzahligen Optimierungsmodell, das die Grundlage für weitere Arbeiten (Buxmann, König, 1998; Buxmann et al., 1999; Weitzel, 2004) darstellt, liegt der Fall einer zentralen Entscheidungsstruktur zugrunde, d. h. die optimale Lösung für das gesamte Netzwerk kann ohne Einschränkungen umgesetzt werden.

Dezentrale Entscheidungen, deren Auswirkungen und die Inferiorität resultierender Lösungen im Vergleich zur zentralen Entscheidung werden von (Buxmann, König, 1998) thematisiert. Ob ein Knoten (hier: ein menschlicher/maschineller Kommunikationspartner) aus seiner dezentralen Sicht einen Standard einführen soll, wird hier mit Hilfe seines knotenbezogenen Investitionskalküls entschieden, das wegen der positiven Netzwerkeffekte auch die Standardisierungsentscheidungen benachbarter Knoten berücksichtigt. Neben den eigenen Kosten-/Nutzensgrößen kennt ein Knoten (per Annahme) die potenziellen Kosteneinsparungen aller inzidenten Kanten sowie die Standardisierungskosten der verbundenen Knoten. Die Kostenstrukturen zwischen dritten Knoten sind dagegen nicht bekannt. Deshalb muss deren Standardisierungsentscheidung letztlich abgeschätzt werden, d. h. es wird eine Wahrscheinlichkeit ermittelt, mit der die benachbarten Knoten standardisieren. Auf dieser Basis wird ein Vergleich zentraler vs. dezentraler Standardisierungsentscheidungen mittels Simulation durchgeführt und verdeutlicht, dass beide Verfahren zu einem unterschiedlichen Umfang an Standardisierung führen können. Lediglich in denjenigen Fällen, in welchen die Standardisierung (sehr) unrentabel bzw. rentabel ist und somit eine eindeutige Nach- bzw. Vorteilhaftigkeit besteht, entsprechen sich die Ergebnisse beider Verfahren. In diesem Zusammenhang wird auch ein Anreiz- bzw. Ausgleichssystem gefordert sowie die Frage nach Prämienzahlungen gestellt.

In (Weitzel et al., 2001) wird ebenfalls ein einperiodiges Modell zur Untersuchung von Infrastrukturentscheidungen entwickelt und am Beispiel des X.500 Directory Service verdeutlicht. Dabei werden wie in (Buxmann et al., 1999) zentrale und dezentrale Entscheidungsstrukturen unterschieden und Grundlagen zur Entwicklung von Anreiz-/Ausgleichsmechanismen diskutiert, die dazu dienen, das Problem des asymmetri-

schen Anfalls von Kosten und Nutzen im Netzwerk zu lösen. Um die Inferiorität dezentraler Entscheidungen zu vermeiden, wird hier die Einführung einer virtuellen, zentralen Instanz (Intermediär) vorgeschlagen, welche die ökonomischen Wirkungen so koordiniert, dass die Kosten der beteiligten Knoten (bspw. Unternehmungen) gedeckt sind. Der Intermediär schafft dabei im Wesentlichen Transparenz über die dezentralen Situationen und legt Informationen offen. Insgesamt erfolgt hier jedoch keine Modellentwicklung, sondern eine verbale Beschreibung und ein Ausblick auf zukünftige Arbeiten. Etwaige Probleme einer (transparenten) Koordination im Sinne eines opportunistischen Verhaltens einzelner Akteure, des First-mover-Nachteils, etc. werden nicht behandelt.

(Weitzel, 2004) greift das zentrale und dezentrale Modell aus (Buxmann et al., 1999) auf, erweitert letzteres um Ansätze aus der nicht-kooperativen Spieltheorie und führt Simulationen durch, um die Standardisierungslücke zwischen den beiden Verfahren zu verdeutlichen. Bei dezentralen Entscheidungen werden dabei wie in (Buxmann et al., 1999) Schätzer einbezogen, die die Wahrscheinlichkeiten der Standardisierung anderer Knoten repräsentieren. Zudem wird die zeitliche Sequenzialität der Knotenumstellung betrachtet, da realistischerweise nicht alle Knoten zu einem Zeitpunkt umstellen und sich die Entscheidungen gegenseitig beeinflussen. Modelliert wird dies mit Hilfe eines sequenziellen Spiels, in dem die geschätzten Wahrscheinlichkeiten sukzessive durch die in den bisherigen Stufen getroffenen Entscheidungen der Knoten ersetzt werden. Eine Koordination seitens einer zentralen Instanz zur Herbeiführung der optimalen Lösung wird hier noch nicht thematisiert, weswegen diese nicht zwingend erreicht wird (Standardisierungslücke).

In einem zweiten Modell schlägt (Weitzel, 2004) (bilaterale) Ausgleichszahlungen vor, damit die Standardisierungslücke auch im Falle dezentraler Entscheidungsstrukturen geschlossen wird. Dabei greift er die Idee der virtuellen, mit allen Informationen ausgestatteten Instanz auf, welche die optimale Lösung berechnet und durch Koordination herbeiführt. Insofern wird das im ersten Modell thematisierte sequenzielle und nicht-kooperative Spiel in ein zentrales Problem überführt, bei dem die Knoten gleichzeitig über die Standardisierung entscheiden. Der hierbei insgesamt generierte Return-on-Investment (ROI) für das Netzwerk wird durch zentral koordinierte Aus-

gleichszahlungen an die Knoten weitergegeben ($ROI_{network} = ROI_i \forall \text{Knoten } i$). So werden Knoten, die nicht oder wenig von der Standardisierung profitieren, durch solche subventioniert, die einen besonders großen Vorteil erzielen. Durch die prozentuale Umlage der Netzwerkeffekte und der zentralen Koordinationskosten im Verhältnis zur Investitionshöhe (Standardisierungskosten), soll eine faire Verteilung erfolgen. Das Modell stellt eine interessante Möglichkeit dar, durch Kooperation die Standardisierungslücke zu schließen und die gemeinsam generierten Vorteile der Standardisierung auf die beteiligten Partner aufzuteilen. Allerdings kann das Vorgehen dazu führen, dass Knoten, die bereits aus rein lokaler Sicht standardisieren, gezwungen werden, einen Teil des ohne Koordination zu Stande kommenden ROI teilen zu müssen. Demnach kann aus ihrer Sicht die zentrale Koordination sogar nachteilig sein.

Zusammenfassend ergeben sich folgende Ansatzpunkte für die eigene Modellentwicklung:

- In den analysierten Arbeiten sind die Knoten als „Black-box“ mit fixen Standardisierungskosten modelliert. Die für die MW-Entscheidung notwendige Berücksichtigung einer *Knoten- und Segmentstruktur* mit den AWS der Segmente, den segmentinternen Schnittstellen sowie der Vielzahl an Schnittstellen zu anderen Segmenten (nicht nur eine Schnittstelle) erfolgt nicht. Würde man in den Beiträgen die Knoten als einzelne AWS verstehen und so versuchen, die *Schnittstellenstruktur* nachzubilden, kann für das gesamte Segment als Menge an Knoten keine Investitionsentscheidung getroffen werden. Durch die im Weiteren vorgestellte Modellierung von Segmenten ist die Abbildung historisch gewachsener Anwendungslandschaften realitätsgetreuer möglich. Zudem lassen sich Veränderungen im Sinne zukünftiger Entwicklungen, wie z. B. das Outsourcing, die Hinzunahme von AWS oder eine Intensivierung der segmentinternen und -externen Kommunikation, einfacher darstellen. Ein Geschäftsbereich muss dabei nicht notwendigerweise als Segment verstanden werden und als Gruppierungskriterium dienen. Vielmehr können bspw. auch Teile eines Bereichs einem Segment entsprechen.
- Für eine Entscheidungsunterstützung im MW-Kontext sind die in den obigen Beiträgen verwendeten Kostengrößen zu erweitern. Hier sind verschiedene relevante

Kostengrößen, wie z. B. Umstellungskosten von Schnittstellen oder einmalige MW-Anschaffungs- bzw. fortlaufende Betriebskosten zu berücksichtigen.

- In den bisherigen Arbeiten wird eine virtuelle, zentrale Instanz zur Koordination dezentraler Entscheidungen eingeführt. Die zugrunde liegenden Annahmen sind allerdings durchaus kritisch zu betrachten. Erstens müssen alle Knoten (bei (Weitzel, 2004) sind dies im Bsp. eigenständige Unternehmungen) der zentralen Instanz die richtigen Informationen vollständig weitergeben. Insofern dürfen sich die Knoten nicht opportunistisch verhalten, da sie sich durch Weitergabe falscher Informationen Vorteile verschaffen könnten. Zweitens müssen alle Knoten im Netzwerk an der Koordination teilnehmen. Dies kann, wie oben beschrieben, für einige Knoten sogar nachteilig sein, so dass ein offenes Ausscheren nahe liegt. Drittens müssen sich alle Knoten an die Weisung der virtuellen Instanz halten. Dies setzt hohe Anforderungen an deren Durchsetzungskraft bzw. Befugnisse (bspw. bzgl. eingeforderter Ausgleichszahlungen). Insgesamt müsste daher eine große Vertrauensbasis sowohl gegenüber der virtuellen Instanz als auch gegenüber den anderen Knoten bestehen. Zudem dürften deren Einrichtung und die Gewährleistung einer uneingeschränkten Kooperationsbereitschaft in der Realität schwierig sein. Die Alternative, die Standardisierungslücke ohne Transformation des dezentralen in ein zentrales Entscheidungsproblem zu schließen, sondern dies unter *Beibehaltung dezentraler Entscheidungsstrukturen* durch indirekte Anreize zu gewährleisten, soll hier untersucht werden.
- Für den Fall der Koordination durch eine zentrale Stelle wird bislang unterstellt, dass alle Netzwerkknoten zum gleichen Zeitpunkt die Standardisierungsentscheidung treffen. In der Praxis ist dies jedoch unrealistisch, da bspw. durch Ressourcenengpässe, andere Projekte sowie politische Rahmenbedingungen eine simultane Entscheidung schwierig ist. Außerdem ist es für einen Knoten zur Vermeidung des First-mover-Nachteils durchaus sinnvoll, den Standardisierungszeitpunkt zu verzögern. Insofern gilt es die *Sequenzialität des Entscheidungsproblems* zu berücksichtigen.

3. Modell zur Optimierung der unternehmenszentralen Anreizsetzung bei dezentralen EAI-Investitionsentscheidungen

Um die aus Gesamtsicht optimale Lösung bei dezentralen Entscheidungsträgern zu realisieren, wird im Folgenden ein Modell entwickelt, das die Steuerungsmöglichkeiten der zentralen Instanz durch Anreizsetzung berücksichtigt. Dabei liegen folgende Annahmen und Definitionen zugrunde:

- A.1 Eine Unternehmung betreibt eine Anwendungslandschaft mit $m \in \mathbb{N}$ Segmenten. Jedes Segment i besteht dabei aus $n_i \in \mathbb{N}$ Modulen, die der Verantwortung des Segments unterstehen. Die Größe und die Segmentierung der Anwendungslandschaft ändern sich zunächst nicht und die Modulanzahlen hängen nicht davon ab, ob eine MW eingesetzt wird oder nicht.
- A.2 Die Notwendigkeit des Nachrichtenaustauschs und somit die Schnittstellenanzahl $s_{i,i}$ innerhalb eines Segments i bzw. $s_{i,j}$ zwischen den Segmenten i und j (jeweils ohne MW-Einsatz) ist gegeben und fachlich begründet.
- A.3 Bindet ein Segment i an die MW an, so wird jedes enthaltene Modul mit genau einer Schnittstelle an die MW angebunden. Die Module dieses Segments können dabei genau dann ohne direkte Schnittstellen ($s_{i,j}$) auf Module des Segments j zugreifen, wenn dieses ebenfalls eine MW einsetzt. Die Variable $\chi_i \in \{0; 1\}$ nimmt den Wert 1 an, falls im Segment i eine MW eingesetzt wird – andernfalls ist ihr Wert 0.
- A.4 Die MW-Entscheidung in einem Segment trifft der jeweils verantwortliche Bereich. Dieser stellt genau dann um, wenn dies für ihn zu kapitalwertminimalen Auszahlungen für den Nachrichtenaustausch führt. Der Kalkulationszins ist mit $r \in]0; 1[$ gegeben.
- A.5 Für die Entscheidung sind dem Bereich i die Modulanzahl im eigenen Segment n_i , die segmentinternen Schnittstellen $s_{i,i}$ sowie die Schnittstellen $s_{i,j}$ zu den verbundenen Segmenten j bekannt. Dabei werden nur sichere Entscheidungen der übrigen Segmente bzgl. der MW-Einführung einbezogen. Andere Informationen, wie z. B. informelle Angaben und Spekulationen über die Umstellung anderer Segmente, bleiben unberücksichtigt.

-
- A.6 Es existiert eine zentrale Architekturabteilung, die das Ziel der optimalen Lösung für die Gesamtunternehmung, d. h. segmentübergreifend kapitalwertminimale Auszahlungen, verfolgt. Ihr sind die Modulanzahlen und Schnittstellen aller Segmente bekannt. Die Architekturabteilung kann die MW-Einführung in einem Segment nicht erzwingen oder verhindern, diese jedoch beeinflussen (vgl. A.9).
- A.7 Die Anbindung an die MW, für die vereinfachend eine unendliche Nutzungsdauer gelten soll, führt für ein Segment zum Einführungszeitpunkt zu bekannten und von der Schnittstellenzahl unabhängigen Auszahlungen $K^m \in \mathbb{R}^+$ (z. B. Lizenzgebühren). Darüber hinaus fallen pro Segment periodenbezogene, nachschüssige Auszahlungen $k^m \in \mathbb{R}^+$ für Betrieb und Wartung an. Die Höhe der Auszahlungen K^m und k^m ist hierbei zunächst nicht davon abhängig, ob andere Segmente bereits umgestellt haben (bspw. keine günstigeren Konditionen bei mehr Lizenznahmen).
- A.8 Für eine Schnittstelle, die nicht an die MW angeschlossen ist, werden pro Periode segmentspezifische, nachschüssige Auszahlungen $k_i^{s,o} \in \mathbb{R}^+$ veranschlagt (auch hier wird eine unendliche Nutzungsdauer angenommen). Beim Datenaustausch zwischen zwei Segmenten i und j werden die Schnittstellenkosten dem Bereich i mit dem Faktor $\tau_{i,j}$ (Kostenanteil für i) bzw. j mit $\tau_{j,i}$ (Kostenanteil für j) verrechnet. Für eine Schnittstelle zur MW fallen für Segment i dagegen Kosten in Höhe von $k_i^{s,m} \in \mathbb{R}^+$ pro Periode an. Zusätzlich werden für die Neuerstellung/Umstellung einer Schnittstelle zur MW einmalige Kosten in Höhe von $K_i^s \in \mathbb{R}^+$ veranschlagt.
- A.9 Die Architekturabteilung kennt die Kosten und kann, da sie einen Teil der Umstellungsarbeiten leistet, die Höhe der verrechneten Umstellungskosten K_i^s für das Segment i beeinflussen. Hierdurch können die real anfallenden Kosten der Schnittstellenmigration $K_i^{s,real}$ mit dem Faktor $\psi_i \in \mathbb{R}^+$ mit $K_i^s = \psi_i \cdot K_i^{s,real}$ subventioniert (für $\psi_i < 1$) oder verteuert (für $\psi_i > 1$) werden. Die mit den Faktoren ψ_i verbundenen Anreize zur Herbeiführung des Gesamtoptimums sollen dabei zu minimalen Auszahlungen für die Architekturabteilung erfolgen.

Zur Ermittlung der optimalen Anreizsetzung ist es zunächst notwendig, das Entscheidungskalkül der Segmente aufzustellen, bevor darauf basierend die Koordination der zentralen Architekturabteilung erfolgen kann. Die Tabelle IV-1 fasst die verwendeten Variablen nochmals kurz zusammen.

Variable	Definitionsbereich	Beschreibung
n	IN	Anzahl der Segmente in der Anwendungslandschaft
n_i	IN	Anzahl der Module des Segments i
$s_{i,j}$	IN	Anzahl der Schnittstellen zwischen den Segmenten i und j
r	$]0; 1[$	Kalkulationszinssatz
K^m	\mathbb{R}^+	Einmalige Auszahlungen bei der Einführung der Middleware in einem Segment
k^m	\mathbb{R}^+	Nachschüssige, periodenbezogene Auszahlungen für die Middleware (je Segment)
$K_i^{s,real}$	\mathbb{R}^+	Einmalige Auszahlungen, die real für die Umstellung einer Schnittstelle des Segments i anfallen
ψ_i	\mathbb{R}^+	Zentral gesetzter Anreizfaktor für das Segment i zur Koordination der dezentralen Entscheidungen
K_i^s	\mathbb{R}^+	Einmalige Auszahlungen, die Segment i für die Umstellung einer Schnittstelle weiterbelastet werden (mit $K_i^s = \psi_i \cdot K_i^{s,real}$), d. h. hier kann bspw. eine Subventionierung mit $\psi_i < 1$ erfolgen.
$k_i^{s,o}$	\mathbb{R}^+	Nachschüssige, periodenbezogene Auszahlungen für eine Schnittstelle des Segments i , die nicht an die Middleware angeschlossen ist
$k_i^{s,m}$	\mathbb{R}^+	Nachschüssige, periodenbezogene Auszahlungen für eine Schnittstelle des Segments i , die an die Middleware angeschlossen ist
$\tau_{i,j}$	$[0; 1]$	Faktor, mit dem Segment i an den Auszahlungen $k_i^{s,o}$ für Schnittstellen zwischen Segmenten i und j beteiligt ist
χ_i	$\{0; 1\}$	Binäre Variable, die den Wert 1 annimmt, falls im Segment i eine MW eingesetzt wird – anderenfalls ist ihr Wert 0.

Tabelle IV-1: Übersicht über die verwendeten Variablen

Dezentrales Kalkül zur Entscheidung über die MW-Anbindung

Prüft ein Segment i unter den Annahmen A.1 bis A.9 die Anbindung an die MW, so stellt dieses den Kapitalwert der zahlungswirksamen Kosten ohne den Einsatz einer MW (KW_i^o) dem Kapitalwert bei Anbindung (KW_i^m) gegenüber:

$$(1) \quad KW_i^o \stackrel{\leq}{>} KW_i^m$$

Der Kapitalwert KW_i^o ergibt sich aus den diskontierten Auszahlungen des Segments für Betrieb und Wartung aller proprietären Schnittstellen. Dabei handelt es sich einerseits um segmentinterne Schnittstellen $s_{i,i}$ und andererseits um segmentübergreifende Schnittstellen $s_{i,j}$ ($i \neq j$), bei denen jeweils die Kosten $k_i^{s,o}$ bzw. $k_j^{s,o}$ für die Segmente i bzw. j mit den Faktoren $\tau_{i,j}$ bzw. $\tau_{j,i}$ verrechnet werden. Die resultierenden Kosten gehen dabei mit dem Faktor $1/r$ ein, da gemäß Annahme A.8 eine unendliche Nutzungsdauer der Schnittstellen unterstellt wird. Diese Annahme gilt vereinfachend,

kann jedoch ebenso zugunsten eines begrenzten Zeitraums aufgegeben werden, wenn alle AWS und Schnittstellen über den Zeitraum im Einsatz sind und die Situation, die sich im Anschluss daran ergibt, irrelevant ist. Die auf Basis des Modells abgeleiteten Aussagen würden sich dadurch nicht wesentlich ändern. Der Kapitalwert, falls keine MW-Anbindung erfolgt, ist unabhängig von den MW-Entscheidungen der übrigen Segmente und ergibt sich zu:

$$(2) \quad KW_i^o = \frac{k_i^{s,o}}{r} \cdot s_{i,i} + \frac{k_i^{s,o}}{r} \cdot \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m \tau_{i,j} \cdot s_{i,j}$$

Entscheidet sich das Segment i dagegen für eine MW-Anbindung, so wird jedes AWS an die MW angebunden (durch eine Modellierung von Subsegmenten kann dies, falls benötigt, auch vermieden werden). Somit werden n_i MW-Schnittstellen eingerichtet und jeweils mit Kosten in Höhe von $K_i^s = \psi_i \cdot K_i^{s,real}$ veranschlagt, wobei dem Segment i dabei lediglich der Betrag K_i^s kommuniziert wird. Falls eine segmentspezifische Anreizsetzung unter den praktischen Rahmenbedingungen nicht möglich ist, kann anstelle der ψ_i auch ein für alle Segmente einheitlicher Anreizfaktor ψ angesetzt werden. Zudem müssen für die MW einmalige Lizenzgebühren in Höhe von K^m sowie fortlaufende, periodenbezogene Auszahlungen k^m für deren Betrieb und Wartung pro Segment übernommen werden (vgl. Annahme A.7). Weitere Kosten $k_i^{s,m}$ resultieren pro Periode aus der Nutzung der Schnittstellen zur MW. Zum anderen müssen – trotz Anbindung des Segments – weiterhin Schnittstellen $s_{i,j}$ zu denjenigen Segmenten j betrieben werden, die (noch) nicht angebunden sind (d. h. $\chi_j = 0$). Hierbei fällt für das Segment i wiederum der Anteil $\tau_{i,j}$ des Kostensatzes $k_i^{s,o}$ pro Periode an.

Gemäß Annahme A.5 gehen in die Entscheidungsfindung nur sichere Informationen ein. Dies ist damit zu begründen, dass zwar Schätzer für die Wahrscheinlichkeit der Umstellung anderer Segmente auf Basis vorliegender Daten (z. B. Schnittstellen zu verbundenen Segmenten) entwickelt werden könnten (vgl. Buxmann et al., 1999). Allerdings machen diese nach Einschätzung der Autoren bei *innerbetrieblichen* Integrationsfragestellungen wenig Sinn. Für den Fall von *zwischenbetrieblichen* Entscheidungen ohne zentrale Instanz ist dies anders. Ein Austausch unsicherer Informationen zwischen Segmenten wird auch deswegen nicht berücksichtigt, da hier wieder-

um Probleme bspw. bzgl. der Verlässlichkeit bei sich in der Realität ändernden Entscheidungsgremien, des unsicheren Zeitpunkts der Beschlussfassung und der Gefahr einer Falschinformation gegeben sind.

Insgesamt ergibt sich bei MW-Anbindung folgender Kapitalwert, der von den bisherigen Entscheidungen χ_j ($j \neq i$) der übrigen Segmente abhängig ist:

$$(3) \quad KW_i^m = K^m + \frac{k^m}{r} + \left(\psi_i \cdot K_i^{s,real} + \frac{k_i^{s,m}}{r} \right) n_i + \frac{k_i^{s,o}}{r} \cdot \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m \tau_{i,j} \cdot s_{i,j} \cdot (1 - \chi_j)$$

Mit den Termen (2) und (3) lässt sich das dezentrale Kriterium für eine Anbindung an die MW wie folgt beschreiben:

$$(4) \quad \underbrace{K^m + \frac{k^m}{r} + \left(\psi_i \cdot K_i^{s,real} + \frac{k_i^{s,m}}{r} \right) n_i}_{\text{Notwendige Investitionen für die MW-Einführung / den Betrieb}} < \underbrace{\frac{k_i^{s,o}}{r} \cdot s_{i,i} + \frac{k_i^{s,o}}{r} \cdot \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m \tau_{i,j} \cdot s_{i,j} \cdot \chi_j}_{\text{Einsparungen durch die MW-Einführung}}$$

Koordination der dezentralen Einzelentscheidungen durch eine zentrale Instanz

Um trotz dezentraler Strukturen inferiore Lösungen aus Gesamtsicht zu vermeiden, kann die Architekturabteilung die Höhe der verrechneten Kosten der Schnittstellenumstellung beeinflussen. Dabei wird die MW-Einführung subventioniert, falls ein Segment i umstellen soll, das aus lokaler Sicht (noch) nicht anbinden würde. Der segmentspezifische Anreizfaktor ist in diesem Fall $\psi_i < 1$ und die Kosten $K_i^{s,real}$, die für die Schnittstellenmigration real anfallen, werden mit $K_i^s = \psi_i \cdot K_i^{s,real}$ nur anteilig an das Segment weitergegeben. Umgekehrt kann die Architekturabteilung die Anbindung eines Segments j , das von der Umstellung anderer Segmente profitiert, mit $\psi_j > 1$ verteuern und pro MW-Schnittstelle den Betrag $(\psi_j - 1) K_j^{s,real}$ abschöpfen, um die Subventionierung anderer Segmente zu refinanzieren. Dem betroffenen Bereich wird dabei lediglich der Kostensatz K_j^s kommuniziert. Dies ist zum einen bspw. an-

hand der (technischen) Eigenschaften von Schnittstellen argumentierbar und zum anderen realisierbar, da die Architektur-/IT-Abteilung die Umstellungsarbeiten durchführt. Die Koordination der dezentralen Entscheidungen sowie ggf. der finanzielle Ausgleich erfolgen somit über die Festlegung der Anreizfaktoren ψ_i ($i = 1, 2, \dots, m$).

Wie lassen sich nunmehr die Faktoren ψ_i ermitteln, welche zu minimalen Auszahlungen die optimale Lösung herbeiführen? Soll ein Segment i nach der optimalen Lösung aus Gesamtsicht (zu deren Ermittlung mit Hilfe eines binären Optimierungsproblems vgl. (Heinrich, Fridgen, 2005)) dazu bewegt werden, an die MW anzubinden, so ergibt sich für den Faktor ψ_i durch Umformung der Ungleichung (4) folgende Bedingung:

$$(5) \quad \psi_i < \frac{1}{r \cdot n_i \cdot K_i^{s,real}} \cdot \left(k_i^{s,o} \cdot \left(s_{i,i} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m \tau_{i,j} \cdot s_{i,j} \cdot \chi_j \right) - r \cdot K^m - k^m - n_i \cdot k_i^{s,m} \right)$$

Aufgrund der Interdependenz der dezentralen Entscheidungen muss ein Bereich dabei weniger bezuschusst werden, falls andere Segmente bereits angebinden haben, da die dann sicher realisierbaren Netzwerkeffekte größer sind. Deshalb muss die Sequenzialität der Umstellung der Segmente bei der Ermittlung der auszahlungsmimalen Anreizfaktoren berücksichtigt werden. Ein Algorithmus, der dies leistet, wird im Folgenden in Pseudocode vorgestellt. Die optimale Lösung aus Unternehmenssicht geht dabei in Form des Vektors χ^{opt} mit

$$\chi_i^{opt} = \begin{cases} 1 & \text{falls Segment } i \text{ aus Unternehmenssicht anbinden soll} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

in die Berechnungen ein, wobei die Ausgangssituation durch den Vektor $\chi^0 \neq \chi^{opt}$ gegeben ist:

$$\chi_i^0 = \begin{cases} 1 & \text{falls das Segment } i \text{ bereits an die MW angebinden ist} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

```

01  Input :
02       $\chi^{opt} = (\chi_1^{opt}, \chi_2^{opt}, \dots, \chi_m^{opt})^T$ 
03       $\chi^0 = (\chi_1^0, \chi_2^0, \dots, \chi_m^0)^T$ 
04       $A := \{ i \mid \chi_i^{opt} = 1 \wedge \chi_i^0 \neq 1 \}$ 
05       $K^{opt} := +\infty$ 
06       $\psi^{opt} := \mathbf{1}_n = (1, 1, \dots, 1)^T$ 
07      do:  $\forall$  Permutationen  $p = (p_1, p_2, \dots, p_{|A|})^T$  der Menge A
08           $K^p := 0$ 
09           $\psi^p := \mathbf{1}_n = (1, 1, \dots, 1)^T$ 
10           $\chi^{imp} := \chi^0$ 
11          do:  $\forall j = 1, 2, \dots, |A|$ 
12              
$$\psi_{p_j}^p = \frac{1}{r \cdot n_{p_j} \cdot K_{p_j}^{s,real}} \cdot \left( k_{p_j}^{s,o} \left( s_{p_j,p_j} + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq p_j}}^m \tau_{p_j,k} \cdot s_{p_j,k} \cdot \chi_k^{imp} \right) - r \cdot K^m - k^m - n_{p_j} \cdot k_{p_j}^{s,m} \right) - \varepsilon$$

13               $\chi_{p_j}^{imp} = 1$ 
14               $K^p = K^p + K_{p_j}^{s,real} \cdot n_{p_j} \cdot (1 - \psi_{p_j}^p)$ 
15          enddo
16          if  $K^p < K^{opt}$  then  $K^{opt} = K^p \wedge \psi^{opt} = \psi^p$ 
17      enddo
18  Output :
      optimale Anreizfaktoren  $\psi^{opt}$ , die die Konstellation  $\chi^{opt}$  herbeiführen,
      sowie die zugehörigen Auszahlungen  $K^{opt}$  für Anreize der zentralen Stelle

```

Abb. IV-2: Pseudocode

Im Algorithmus werden dabei zunächst diejenigen Segmente in die Menge A aufgenommen, die laut Optimallösung umzustellen sind, jedoch bisher keine MW eingeführt haben (Zeile 4). Danach wird in Zeile 5 die Variable K^{opt} für die Auszahlungen, die mit den optimalen Anreizfaktoren einhergehen, initialisiert. Der Startwert von $+\infty$ stellt hier sicher, dass dieser Wert im Programmablauf überschrieben wird (Zeile 16), da die Menge A nach Voraussetzung ($\chi^0 \neq \chi^{opt}$) Segmente enthält und die Schleife (Zeile 7-17) deshalb in jedem Fall durchlaufen wird. Der Vektor ψ^{opt} nimmt dabei die optimalen Anreizfaktoren auf. Mit den Zeilen 7-17 wird die optimale Reihenfolge er-

mittelt, in der die betroffenen Segmente zur Umstellung bewegt werden sollen – als optimal gilt hierbei gemäß Annahme A.9 diejenige Konstellation, welche die minimalen K^{opt} generiert. Hierzu werden für alle Permutationen p der Menge A die zugehörigen segmentspezifischen Anreizfaktoren unter Verwendung von Formel (5) berechnet (Zeilen 11-15). Da die Bereiche jeweils über die MW-Anbindung eines Segments informiert werden, wird der Vektor χ^{tmp} , der die zum jeweiligen Zeitpunkt bereits umgestellten Segmente indiziert, in jedem Iterationsschritt aktualisiert und die entsprechenden $\chi_{p_j}^{tmp}$ auf 1 gesetzt (Zeile 13). Die Kosten K^p , die für die Anreize bei der jeweiligen Permutation anfallen, ergeben sich dabei aus der Bezuschussung/Abschöpfung der einzelnen Segmente über den Faktor $\psi_{p_j}^p$ der tatsächlichen Umstellungskosten der Schnittstellen in Höhe von $n_{p_j} \cdot K_{p_j}^{s,real}$ (Zeile 14). Die optimalen Anreizfaktoren ψ_i^{opt} ($i = 1, 2, \dots, m$) resultieren aus dem Vergleich der Ergebnisse für die einzelnen Permutationen (Zeile 16). Für die Segmente k , die aus Sicht der zentralen Instanz nicht umstellen sollen, wird hierbei jeweils ein ψ_k^{opt} von 1 gesetzt, sodass eine Anbindung dieser Segmente mathematisch nachweisbar ausgeschlossen werden kann.

Die praktische Anwendung des Algorithmus wird im Folgenden am Beispiel eines Finanzdienstleisters dargestellt. Bei der Implementierung wurden dabei in Erweiterung zum obigen Algorithmus zusätzliche schnittstellen- und segmentspezifische Kostengrößen sowie Bedingungen berücksichtigt, die jedoch das grundsätzliche Verfahren nicht ändern (z. B. Segmente oder AWS können unter bestimmten Umständen nicht umstellen).

4. Praktische Anwendung des Optimierungsalgorithmus

Bevor auf den Einsatz des Algorithmus im Fallbeispiel eingegangen wird, soll kurz die Ermittlung der Datenbasis dargestellt werden. Wie in Abschnitt 2.1 beschrieben, wird die Dokumentation der Anwendungslandschaft mit dem ARIS Toolset durchgeführt, wobei zur Modellierung der einzelnen AWS und deren Schnittstellen (als Kanten) der Modelltyp AWS-Diagramm Verwendung findet. Ein Segment wird durch ein

Diagramm oder mehrere repräsentiert. Die Objekte des AWS-Diagramms sind zudem mit Attributen versehen, mit denen die Kostengrößen (bspw. für die Schnittstellen) hinterlegt werden.

Derzeit sind jedoch noch nicht alle Bereiche des Finanzdienstleisters vollständig modelliert. Allerdings konnte für undokumentierte Bereiche insofern eine Nachdokumentation erfolgen, als dass Schnittstellen von modellierten zu (noch) undokumentierten AWS berücksichtigt wurden (wie überdies mit der Problematik noch verfahren wurde, wird später erläutert).

Um die Daten bereitzustellen, wurde zuerst aus den Diagrammen in ARIS ein AML (ARIS Markup Language)-Dokument exportiert. Dies wurde in ein XML-Dokument transformiert, welches anschließend in das Optimierungsprogramm importiert werden konnte. Die Elemente des XML-Dokuments wurden dabei so gewählt, dass die Struktur der Anwendungslandschaft in Form eines Graphen dargestellt wird. Zur quantitativen Veranschaulichung dieser Datenbasis sind in Tabelle IV-2 für jedes Segment i des Finanzdienstleisters die Modulanzahlen sowie die Schnittstellen- und Kostenstrukturen (bei hälftiger Aufteilung der Kosten der segmentexternen Schnittstellen) anonymisiert dargestellt.

		Segment															
		<i>i</i>	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Parameter	n_i		17	45	57	28	56	85	21	38	137	35	22	82	108	34	43
	$k^{s,o}_i$		520	350	410	390	430	610	330	260	390	350	320	430	550	270	350
	$k^{s,m}_i$		190	250	310	210	220	470	160	150	280	120	210	340	440	130	140
	$K^{s,real}_i$		1100	1700	2300	1500	2500	1900	1500	1000	3500	1150	2100	1900	2700	1700	1200
Anzahl der segmentinternen/-externen Schnittstellen	1		43	11	12	18	32	13	11	8	14	16	14	0	18	6	11
	2			12	0	30	0	0	0	8	12	15	11	16	12	11	0
	3				31	0	30	11	0	0	12	15	9	3	22	6	1
	4					28	23	0	13	1	5	6	15	11	9	13	13
	5						20	14	15	13	0	8	17	0	12	34	9
	6							52	5	12	22	7	2	22	20	2	6
	7								34	0	16	12	21	13	2	33	0
	8									11	4	2	13	8	22	12	0
	9										82	12	4	26	25	7	11
	10											57	0	6	12	11	14
	11												38	13	3	28	14
	12													32	17	20	0
	13														32	12	12
	14															65	32
	15																

Tabelle IV-2: Übersicht über die verwendeten Variablen

Führt man die Berechnungen aus (Heinrich, Fridgen, 2005) zur Ermittlung des globalen Optimums durch, so sollten nur die Segmente 1, 4, 5, 7, 10, 11, 14 und 15 an die MW anbinden, wodurch sich ein optimaler Kapitalwert von 6.313.650 Euro ergibt. Im Vergleich dazu würde bspw. der Kapitalwert um 818.100 Euro schlechter ausfallen, falls kein Segment umstellt.

Wie in Abschnitt 2.2 geschildert, haben die Segmente 1 und 15 bereits aus segment-internen Gründen eine MW eingeführt. Legt man dies zugrunde und berücksichtigt noch keine Anreize (d. h. $\psi_i = 1$), so ist eine Umstellung nur bei Segment 10 *Lebensversicherungen* ökonomisch vorteilhaft. Hier liegt der Barwertvorteil bei 19.750 Euro. Daneben würde kein weiteres Segment umstellen, d. h. die nach dem globalen Optimum umzustellenden Segmente 4, 5, 7, 11 und 14 führen (ohne Anreizsetzung) keine MW ein. Stellen diese Segmente jedoch nicht um, so ist der Kapitalwert im Vergleich zum optimalen Kapitalwert um immerhin 678.600 Euro geringer.

Wie beschrieben, entscheiden die Bereiche aufgrund ihrer Budgethoheit darüber, ob sie eine MW einsetzen. Zu welchen Nachteilen dies führt, lässt sich einfach am 5. Segment *Corporate & Markets (C&M)* verdeutlichen. Das Segment hat insgesamt 56 einzelne AWS, die über 20 segmentinterne Schnittstellen verfügen. Da die beiden Segmente 4 und 14, die mit *C&M* 23 bzw. 34 segmentexterne Schnittstellen besitzen, nicht umgestellt haben, stellt auch *C&M* nicht um. Man „wartet“ gegenseitig aufeinander. Im Gegensatz dazu ist es aus der lokalen Sicht des 7. Segments *WP* nie sinnvoll, eine MW einzuführen (vgl. Kapitel 2.1). Vielmehr profitieren nur andere, umgestellte oder noch umzustellende Segmente davon.

Der Grund für den Unterschied zwischen zentralem und dezentralem Ergebnis liegt demnach darin, dass die Gewinner einer Umstellung von *C&M* oder *WP* andere Segmente sind. Diese sind jedoch teilweise wie Segment 4 noch gar nicht im Entscheidungsprozess (weil bspw. andere Projekte noch abzuschließen sind) oder sie befinden sich gerade wie Segment 14 in diesem Prozess. Das Segment 14 würde jedoch nur dann selbst umstellen, falls Segment *C&M* eine MW einführt, das dies seinerseits jedoch nur bei Ausgleichszahlungen in Höhe von mindestens 221.850 Euro realisieren würde. Da Segment 14 selbst nur in Höhe von 35.550 Euro profitiert (die Umstellung von *C&M* eingerechnet), wird es diesen Ausgleich nicht leisten. Vielmehr wäre es notwendig, dass sich alle derzeitigen und vor allem zukünftigen Gewinner einer Umstellung von Segment *C&M* koordinieren und dem Segment den Ausgleich bezahlen. Dies ist allerdings in der Praxis vor dem Hintergrund der Aufteilung des Ausgleichs auf die Gewinnersegmente, der politischen Rahmenbedingungen, aber auch des zeitlichen Auseinanderfallens von Ausgleichszahlungen und Kosteneinsparungen unrealistisch. Bspw. wäre Segment 4 ein wesentlicher Profiteur der Umstellung von Segment *C&M*, es befindet sich jedoch wegen alternativer Projekte noch nicht im Entscheidungsprozess über die eigene Umstellung. Insofern müsste es bereits Ausgleichszahlungen leisten, obwohl es resultierende Einsparungen erst in späteren Perioden ggf. realisiert und bis dahin auch Umpriorisierungen erfolgen können.

Das praktische Fallbeispiel verdeutlicht, warum die Anreizsetzung durch eine zentrale Architektur-/IT-Abteilung sinnvoll ist. Können Letztere – wie häufig in der Praxis anzutreffen – durch ihre Beteiligung an der Umstellung die Kosten hierfür erhöhen

bzw. subventionieren, so lassen sich Ausgleiche zwischen den Segmenten indirekt finden. Besteht keine Einflussnahme oder Koordinationsmöglichkeit, ist die Durchsetzung der optimalen Lösung ohne Änderung der Entscheidungsstrukturen nicht möglich.

Wendet man den Algorithmus im Beispiel an, so ergeben sich für die auszahlungsminimalen Anreize folgende Umstellungsreihenfolge und Faktoren ψ_i gemäß Tabelle IV-3:

Segmente i	14	11	7	4	5
Faktoren ψ_i	$\psi_{14} = 0,82$	$\psi_{11} = 0,32$	$\psi_7 = 1,77$	$\psi_4 = 1,25$	$\psi_5 = 0,78$

Tabelle IV-3: Umstellungsreihenfolge und Faktoren ψ_i

Werden die Segmente in der Reihenfolge 14, 11, 7, 4 und 5 zur Umstellung bewegt, so resultieren minimale Auszahlungen für Anreize in Höhe von 37.400 Euro. Im Vergleich dazu lägen bspw. bei der Reihenfolge 5, 4, 7, 11 und 14 die Auszahlungen bei 120.950 Euro. Wie die Anreizfaktoren zeigen, muss bei den Segmenten 14 und 11 subventioniert werden ($\psi_{14}, \psi_{11} < 1$), damit die Segmente 7 und 4 umstellen, da sie dann von den Netzwerkeffekten der Standardisierung profitieren. Deswegen kann bei den Segmenten 7 und 4 zur Refinanzierung der Subventionen mittels der Anreizfaktoren ($\psi_7, \psi_4 > 1$) ein Teil der Netzwerkeffekte abgeschöpft werden.

Das Ergebnis ist jedoch auch bzgl. folgender Punkte kritisch zu diskutieren:

- 1) Durch die Sequenzialität ergeben sich unterschiedliche Zahlungszeitpunkte für die Subventionierung bzw. das Abschöpfen der Netzwerkeffekte. Hier ist ggf. eine Zwischenfinanzierung durch die zentrale Koordinationsstelle notwendig. Diese könnte reduziert bzw. vermieden werden, indem man Netzwerkeffekte der auch ohne zentralen Eingriff umstellenden Segmente (im Beispiel 1, 10 und 15) abschöpft.
- 2) Bisher wurden noch keine Lerneffekte bzw. kein Know-how-Gewinn bei der sequenziellen Umstellung der Segmente berücksichtigt. Dies könnte jedoch bei den Standardisierungskosten $K^{s,real}$ im Algorithmus ohne weiteres eingebracht wer-

den, d. h. diese sinken entlang der Umstellungssequenz aufgrund der bisherigen Erfahrungen.

- 3) Einem opportunistischen Verhalten eines Segments, das bewusst die Umstellung anderer Segmente abwartet, um sich größere Netzwerkeffekte zu sichern (First-mover-Nachteil), kann durch die segmentspezifischen Anreizfaktoren entgegen gewirkt werden.
- 4) Anwendungslandschaften verändern sich im Laufe der Zeit durch die Einführung neuer und die Ablösung bestehender AWS. Hierüber besteht Unsicherheit. Jedoch können in Abwandlung der Annahme A.1 verschiedene Szenarien im Sinne einer proaktiven Planung aufgestellt und mittels des Algorithmus einzeln optimiert werden. Dadurch lässt sich die Robustheit der Umstellungssequenz bei sich verändernden Umweltbedingungen untersuchen. So kann man im obigen Fall bspw. zeigen, dass sich (unter sonst gleichen Bedingungen) beim Segment C&M die Anzahl der AWS im Bereich $n_5 \in [10; 103]$ (bisher 56 Module) durch ein Teil-Outsourcing oder die Einführung neuer AWS verändern kann, ohne dass dies die bisher optimale Reihenfolge ändert. Mit Hilfe einer Szenarioanalyse lassen sich insofern unsichere Umweltbedingungen einplanen, um robuste Ergebnisse zu erhalten.
- 5) Derartige Untersuchungen lassen sich auch auf den Fall ausdehnen, dass die Segmente aufgrund veränderter Umweltbedingungen (bspw. Repriorisierung anderer Projekte) nicht in der ermittelten, optimalen Sequenz umstellen. Dabei ist zu analysieren, in welcher Höhe sich die Auszahlungen für Anreize durch eine in Teilen geänderte Sequenz erhöhen. Kann im Fall bspw. das Segment 11 nicht dazu bewegt werden direkt nach dem Segment 14 umzustellen, so erhöhen sich die Koordinationskosten für die dann optimale Sequenz 14, 7, 11, 4 und 5 nur um 1.050 Euro. Betrachtet man zur Prüfung der Robustheit alle möglichen Sequenzen, bei welchen Segment 14 zwar als erstes, Segment 11 jedoch nicht als zweites umstellt, so erhöhen sich die Kosten im Durchschnitt um 18.430 Euro und maximal um 31.650 Euro (nämlich für Sequenz 14, 5, 4, 11 und 7).
- 6) Die Annahmen A.5 bzw. A.6 können auch insofern relaxiert werden, als dass Teile der AWS dem Fachbereich bzw. der Architekturabteilung nicht dokumentiert

sind. Die diskutierten Sensitivitätsanalysen, d. h. in welchen Bereichen dürfen sich bestimmte Größen wie die Anzahl der AWS oder Schnittstellen bewegen, damit sich die optimale Anreizsetzung nicht ändert, können dafür ebenso genutzt werden. Somit lässt sich ein robustes Optimum ermitteln, auch wenn nach Schätzungen bspw. bis zu 30% der Schnittstellen undokumentiert sind.

Neben diesen rein an der fachlichen Problemstellung orientierten Punkten ist noch auf weitere praktische Erfahrungen einzugehen. Hier sind primär machtpolitische Gegebenheiten zwischen Architekturabteilung und den dezentralen Geschäftsbereichen zu nennen, d. h. inwieweit eine Beeinflussung durch die zentrale Stelle auch verantwortet und gerechtfertigt werden kann und will. Hier hat es sich als sinnvoll erwiesen auch qualitative Argumente, die sich auf strategische Unternehmensziele beziehen, anzuführen, um dem eigenen Vorgehen neben den direkten Kostenvorteilen auch eine langfristige Rechtfertigung zu verschaffen. Daneben zeigen die Erfahrungen, dass die dezentralen Bereiche durchaus unsichere Informationen über die zukünftige MW-Einführung anderer Segmente einbeziehen, auch wenn dies im Einzelfall bei einer kurzfristigen Änderung des Einführungszeitpunkts oder des Votums anderer Segmente zu (kaskadierenden) Problemen bei der eigenen Entscheidung (z. B. Vertagung der Realisation) führt.

5. Zusammenfassung und Ausblick

Im Beitrag wurde ein Verfahren zur unternehmenszentralen Koordination von dezentralen MW-Investitionsentscheidungen vorgestellt. Zentrale Stellen wie Architektur oder Informationsmanagement, die in Zeiten stark dezentraler Budgetverantwortung derartige Entscheidungen nicht treffen, sind hierdurch in der Lage, die für die Gesamtunternehmung optimale Lösung (unterlegt durch monetäre Größen) indirekt herbeizuführen. Die Anwendung wurde anhand eines Praxisfalls erläutert. Wesentliche Ergebnisse sind:

- Die für die MW-Problemstellung notwendige Modellierung der *Segment-, Anwendungs- und Schnittstellenstruktur* einer (organisch gewachsenen) Anwendungslandschaft sowie der verschiedenen relevanten *Kostengrößen* kann mit dem obi-

gen Ansatz realitätsgetreu erfolgen. Daneben können auch zukünftige Entwicklungen (z. B. Outsourcing von AWS) bei den einzelnen Größen ohne weiteres in Szenarien dargestellt werden.

- Die durch eine zentrale Stelle ex-ante ermittelten Anreize reichen aus, um die dezentralen Entscheidungen so zu beeinflussen, dass die optimale Lösung erreicht wird. Ein explizites Erzwingen der optimalen Lösung verbunden mit weitgehenden Befugnissen der zentralen Stelle ist dabei nicht notwendig. Zudem wird durch die Mitwirkung bei der Berechnung des Business Case und bei der MW-Einführung die Gefahr eines opportunistischen Verhaltens von Segmenten reduziert. Dabei können die Anreizfaktoren segmenteinheitlich oder -spezifisch sein. Unterschiede ergeben sich hier in der Höhe der bereitzustellenden Subventionen. Bei segment-spezifischen Anreizfaktoren kann es im Einzelfall zu einem vollständigen finanziellen Ausgleich zwischen den profitierenden und subventionierenden Bereichen kommen. Auch Situationen, in denen Segmente in ihrer Entscheidungsfindung „aufeinander warten“ oder die verzögerte Entscheidung eines Segments mehrere andere Bereiche blockiert, können gelöst werden. In rein dezentralen Abstimmungsprozessen wäre dies in der Praxis erfahrungsgemäß nicht oder nur sehr schwierig möglich.
- Aufgrund von Ressourcenengpässen, anderen Projekten oder politischen Rahmenbedingungen stellen Unternehmensbereiche zu verschiedenen Zeitpunkten um. Durch den obigen Algorithmus kann nicht nur diese *Sequenzialität* berücksichtigt werden. Vielmehr wird auch die auszahlungsminimale Umstellungssequenz für die zentrale Stelle ermittelt.
- In der Praxis lassen sich bereits vorhandene Dokumentationen über die Anwendungslandschaft systematisch auswerten, um toolbasiert die optimale Lösung und die Anreizfaktoren zu errechnen. Durch den Tooleinsatz lassen sich auch weiterführende Sensitivitätsanalysen durchführen, um bspw. segmentspezifische Kosten oder zukünftige Änderungen der Anwendungslandschaft zu berücksichtigen.

Kritisch sind vor allem drei Punkte zu sehen, die Teil des weiteren Forschungsbedarfs sind. Zum einen sind Koordinationsmechanismen zu entwickeln, falls die zentrale Stelle nicht an der MW-Einführung beteiligt ist, d. h. sehr geringen oder keinen

Einfluss besitzt. Zum zweiten ist die Frage zu beantworten, welche Empfehlungen bei unsicheren Informationen über Entscheidungen und die zukünftige Anwendungslandschaft gegeben werden können. Hier sind Wahrscheinlichkeiten einzubeziehen und toolbasiert Sensitivitäten zu bestimmen, die angeben, in welchem Rahmen sich die Einflussfaktoren bewegen dürfen, damit nicht falsch investiert wird. Zum dritten ist die Betrachtung um technische Details von Schnittstellen oder Nachrichtenformaten zu erweitern, die teilweise bereits toolbasiert berücksichtigt wurden und die zur Fragestellung der Einführung mehrerer MW-Produkte führt. Daneben kann die dargestellte Problemstellung ebenfalls für ein Netzwerk selbständiger Unternehmen ohne zentrale Stelle betrachtet werden.

Literatur

- Aier, S.; Schönherr, M. (Hrsg.) (2003): Enterprise Application Integration – Flexibilisierung komplexer Unternehmensarchitekturen. Band 1 der Reihe Enterprise Architecture. Berlin 2003.
- Angstmann, H. (2001): Transaction Banking – Internet Services – Correspondent Banking und Enterprise Application Integration im Geschäftsbereich Transaction Banking der Dresdner Bank AG. Vortrag auf der bea Technical Conference 2001.
- Buxmann, P.; König, W. (1994): Ein Entscheidungsmodell zur Bewertung von Investitionen in Standards – dargestellt am Beispiel von ISO-Standards und CCITT-Empfehlungen für eine offene Datenkommunikation. In: WIRTSCHAFTSINFORMATIK 36 (1994) 3. S. 252-267.
- Buxmann, P.; König, W. (1998): Das Standardisierungsproblem: Zur ökonomischen Auswahl von Standards in Informationssystemen. In: WIRTSCHAFTSINFORMATIK 40 (1998) 2, S. 122-129.
- Buxmann, P.; Weitzel, T.; König, W. (1999): Auswirkung alternativer Koordinationsmechanismen auf die Auswahl von Kommunikationsstandards. In: Zeitschrift für Betriebswirtschaft, Ergänzungsheft Innovation und Absatz 69 (1999) 2, S. 133-155.
- Buxmann, P. (1996): Standardisierung betrieblicher Informationssysteme. Wiesbaden 1996.
- Christ, J.; Weidmann, F. (2005): Evaluierung und Einführung einer EAI-Plattform. <http://www.eai-competence-center.de> (Abruf: 24.07.2005)
- Clemens, C. (2005): Architektur-Guidelines am Beispiel einer serviceorientierten CRM-Architektur (Vodafone D2). Vortrag auf dem 16. St. Galler Anwenderforum 2005.
- Dangelmaier, W.; Lessing, H.; Pape, U.; Rüther, M. (2002): Klassifikation von EAI-Systemen. In: HMD – Praxis der Wirtschaftsinformatik (2002) 225, S. 61-71.

- Heinrich, B.; Fridgen, M. (2005): Enterprise Application Integration – Ein Modell zur Bewertung von IT-Investitionen in die Integration von Anwendungssystemen. In: Die Betriebswirtschaft 65 (2005) 1, S. 43-61.
- Gilpin, M. (1999): Planning Assumption – How to Select an Enterprise Application Solution. Giga Information Group, Cambridge 1999.
- Gröger, S. (2003): Enterprise Application Integration in the Financial Services Industry (Deutsche Bank PCAM Global Technology Private Wealth Management). Vortrag auf dem Integration Management Day 2003.
- Holten, R. (2003): Integration von Informationssystemen. In: WIRTSCHAFTSINFORMATIK 45 (2003) 1, S. 41-52.
- Ließmann, H.; Kaufmann, T.; Schmitzer, B. (1999): Bussysteme als Schlüssel zur betriebswirtschaftlich-semantischen Koppelung von Anwendungssystemen. In: WIRTSCHAFTSINFORMATIK 41 (1999) 1, S. 12-19.
- Marin, M. (2002): Business Process Technology: From EAI and Workflow to BPM. In: Fischer, L. (Hrsg.): Workflow Handbook 2002. Future Strategies. Florida 2002, S. 133-145.
- Ruh, W. A.; Maginnis, F. X.; Brown, W. J. (2001): Enterprise Application Integration. New York 2001.
- Weitzel, T. (2004): Economics of standards in information networks. Heidelberg 2004.
- Weitzel, T.; Son, S.; König, W. (2001): Infrastrukturentscheidungen in vernetzten Unternehmen: Eine Wirtschaftlichkeitsanalyse am Beispiel von X.500 Directory Services. In: WIRTSCHAFTSINFORMATIK 43 (2001) 4, S. 371-381.

V. Fazit und Ausblick

In diesem Kapitel werden zunächst die zentralen Ergebnisse der vorgestellten Beiträge zusammengefasst. Anschließend werden im Ausblick Ansatzpunkte für zukünftigen Forschungsbedarf aufgezeigt.

V.1. Fazit

Die Ausrichtung unternehmerischer Entscheidungen und Aktivitäten auf den Werttreiber Kunde stellt hohe Anforderungen an die Gestaltung von Informationssystemen und hat weitreichende Implikationen auf der Geschäftsmodellebene, der Geschäftsprozessebene sowie der Ebene der Daten und Funktionen. Die vorliegende Arbeit gibt diesbezüglich konkrete Handlungsempfehlungen und trägt so zur Umsetzung kundenzentrierter Entscheidungen bei. Mit der Planung von Datenqualitätsmaßnahmen (Kapitel II), der zielorientierten Quantifizierung von Datenqualität (Kapitel III) sowie der unternehmensweiten Anwendungsintegration (Kapitel IV) werden dabei drei ausgewählte Themenbereiche herausgegriffen und näher beleuchtet:

- In Kapitel II wird ein quantitatives Optimierungsmodell zur mehrperiodigen Planung von Datenqualitätsmaßnahmen entwickelt, das neben informationstechnischen insbesondere auch ökonomische Einflussgrößen berücksichtigt. So können im Rahmen eines ökonomisch orientierten Datenqualitätsmanagements die optimalen Umfänge und Zeitpunkte für Datenqualitätsinvestitionen ermittelt werden. Das Fallbeispiel eines großen deutschen Mobilfunkanbieters zeigt dabei nicht nur, dass eine praktische Anwendung des Modells gelingen kann. Vielmehr wird darüber hinaus demonstriert, wie sich für einen konkreten Sachverhalt detaillierte Handlungsempfehlungen hinsichtlich eines zielorientierten Einsatzes von Datenqualitätsmaßnahmen ableiten lassen. Als zentrale allgemeine Ergebnisse, die mittels mathematischer Simulation ermittelt werden, sind die vier identifizierten Investitionsszenarien zu nennen. So können selbst für Unternehmungen, die eine direkte Anwendung und Operationalisierung des Modells scheuen, in Abhängigkeit vom bestehenden Datenqualitätsniveau, dem Umfang der vorhandenen Da-

tenmenge sowie der jeweiligen Ausgangssituation der Kundenbeziehungen Handlungsempfehlungen gegeben werden.

- Für die Anwendung des Entscheidungsmodells aus Kapitel II im Speziellen sowie die Umsetzung eines ökonomisch orientierten Datenqualitätsmanagements im Allgemeinen sind Metriken und Messverfahren für das jeweils existierende Datenqualitätsniveau unabdingbar. Einen Beitrag zur zielorientierten Quantifizierung der Datenqualität leisten die Ausführungen in Kapitel III. Dabei werden für die Datenqualitätsdimensionen Vollständigkeit, Korrektheit, Konsistenz und Aktualität Metriken entwickelt, die eine zielgerichtete und weitgehend automatisierbare Bewertung der Datenqualität ermöglichen. Die praktische Einsetzbarkeit sowie den ökonomischen Nutzen der Metriken unterstreicht eine Fallstudie im Rahmen des Kampagnenmanagements eines großen deutschen Mobilfunkanbieters. Hier können zukünftige Auswirkungen auf die Datenqualität, wie z. B. zeitlicher Verfall oder die Durchführung von Datenqualitätsmaßnahmen, analysiert und anschließend Planungswerte mit Messwerten verglichen werden. In diesem Zusammenhang wird zudem illustriert, dass die vorgestellten Metriken einen wichtigen Bestandteil eines fortlaufenden Datenqualitätsmanagements bilden können.
- Werden in Zeiten bereichs- und abteilungsbezogener Budgetverantwortung die Entscheidungen über die Integration von Anwendungen dezentral getroffen, so führt dies aus Sicht der Gesamtunternehmung häufig zu ineffizienten Lösungen, da Netzwerkeffekte nicht in vollem Umfang realisiert werden. Deshalb wird in Kapitel IV ein Verfahren entwickelt, das es einer zentralen Instanz ermöglicht, wie z. B. der Architekturabteilung, die aus Gesamtsicht optimale Lösung unter Beibehaltung der Entscheidungsstrukturen herbeizuführen. Hierzu wird ein Optimierungsalgorithmus vorgestellt, mit dessen Hilfe eine zentrale Instanz auszahlungsminimal Anreize setzen kann, um die dezentralen Entscheidungen zu koordinieren. So können eventuelle Investitionshemmnisse überwunden und Ineffizienzen vermieden werden. Dass eine Anwendung des Verfahrens in der Praxis dazu beitragen kann, die Netzwerkeffekte der zentralen Lösung vollständig zu realisieren, verdeutlicht das Fallbeispiel eines großen Finanzdienstleisters.

Abschließend lässt sich festhalten, dass die vorliegende Arbeit die Idee kundenzentrierter Informationssysteme anhand von drei ausgewählten Themenbereichen

konkretisiert und hierfür Konzepte und Methoden liefert. Darüber hinaus gibt es aber noch vielfältige, weitere Problemstellungen, die es zukünftig zu lösen gilt.

V.2. Ausblick

Im Rahmen dieser Arbeit werden einzelne ausgewählte Aspekte kundenzentrierter Informationssysteme vertiefend betrachtet. Hieraus ergibt sich eine Reihe weiterführender Fragestellungen, die Ansatzpunkte für zukünftigen Forschungsbedarf darstellen:

- Bei der Entwicklung des quantitativen Optimierungsmodells zur mehrperiodigen Planung des Einsatzes von Datenqualitätsmaßnahmen (Kapitel II) werden bislang lediglich reaktive Datenqualitätsmaßnahmen berücksichtigt (z. B. Data Cleansing auf Basis von Assoziationsregeln). Diese stellen eine Qualitätssicherung im Nachhinein dar und werden auf die bereits vorhandene Datenmenge angewendet. Proaktive Datenqualitätsmaßnahmen wirken sich im Gegensatz dazu auf die Qualität zukünftig zu erfassender Daten aus (z. B. Überarbeitung der Erfassungsprozesse der Kundendaten) und unterscheiden sich damit in der Wirkungsgrundlage. Zukünftig gilt es daher, auch proaktive Datenqualitätsmaßnahmen in einem mehrperiodigen Entscheidungsmodell zu berücksichtigen, um ein ökonomisch orientiertes fortlaufendes Datenqualitätsmanagement umfassend zu unterstützen. Das Entscheidungsmodell aus (Heinrich, 2007) ermöglicht zwar keine mehrperiodige Optimierung (Einperiodenmodell), jedoch werden hier sowohl reaktive als auch proaktive Datenqualitätsmaßnahmen berücksichtigt. Die dortige Modellformulierung kann deshalb durchaus – in Verbindung mit dem oben dargestellten Ansatz – den Ausgangspunkt für die Entwicklung eines mehrperiodigen Entscheidungsmodells bilden, das beide Maßnahmentypen (reaktive und proaktive) umfasst. Daneben stellt die Erweiterung des vorgestellten Modells hinsichtlich einer gleichzeitigen Betrachtung mehrerer Kundensegmente interessanten zukünftigen Forschungsbedarf dar, um ein segmentübergreifendes Management der Datenqualität zu ermöglichen.
- Bei der zielorientierten Quantifizierung von Datenqualität (Kapitel III) muss einschränkend angeführt werden, dass im Rahmen der Beiträge die Qualität der Da-

tenwerte fokussiert wird und eine Betrachtungsweise zugrunde liegt, die auf der bestehenden Spezifikation des Informationssystems basiert (zum spezifikationsorientierten Datenqualitätsbegriff vgl. z. B. Helfert, 2002). Inwiefern diese Spezifikation den Anforderungen der Datenverwender entspricht, ist den Bereichen Anforderungsmanagement und Informationsbedarfsanalyse zuzurechnen¹ und wird in der Arbeit nicht thematisiert. Außerdem ist nicht nur für die praktische Anwendung der Metriken eine Ausweitung auf weitere Datenqualitätsdimensionen sinnvoll. Dies ist ebenso Teil des zukünftigen Forschungsbedarfs, wie es Ansätze zur Aggregation der Metrikergebnisse für die einzelnen Datenqualitätsdimensionen zu einem Gesamtqualitätswert sind (vgl. z. B. Naumann, 2007). Auch hinsichtlich der vorgestellten Metriken besteht Bedarf an weiterführenden Arbeiten: Dabei ist zum einen die Metrik für Konsistenz anzuführen, für die neben logischen Regeln auch eine fundierte Formulierung für statistisch ermittelte Zusammenhänge notwendig ist. Eine Lösungsmöglichkeit wäre hier, eine wahrscheinlichkeitstheoretische Definition für die Konsistenz eines Datenbestands zugrunde zu legen. In diesem Fall könnten die statistisch ermittelten Zusammenhänge dann mit den zugehörigen Wahrscheinlichkeiten in die Metrik eingehen. Zum anderen ist die Annahme einer exponentialverteilten Gültigkeitsdauer bei der Metrik für Aktualität kritisch zu sehen. So hängt bei dieser gedächtnislosen Verteilung die Wahrscheinlichkeit, dass ein bestimmter Attributwert in der nächsten Zeiteinheit inaktuell wird, nicht vom bereits erreichten Alter des Attributwerts ab. Sind demnach beispielsweise zwei Attributwerte a und b zum Zeitpunkt der Datenqualitätsmessung aktuell und besitzt a ein höheres Alter als b , so ist die Wahrscheinlichkeit in der nächsten Periode inaktuell zu werden, dennoch für beide Attributwerte gleich hoch. Da diese Annahme nicht für alle Attribute gerechtfertigt ist (beispielsweise Gültigkeitsdauer des Attributwertes „Student“ beim Attribut „Berufsstatus“ in einer Kundendatenbank), stellt die Verallgemeinerung der Metrik für Aktualität ebenso zukünftigen Forschungsbedarf dar. Eine Möglichkeit wäre hier beispielsweise, den wahrscheinlichkeitstheoretischen Ansatz weiter zu verfolgen, die Metrik jedoch – ana-

¹ Für entsprechende Veröffentlichungen im Datenqualitätskontext vgl. z. B. (Lee et al., 2002; Kahn et al., 2002).

log zum obigen Beitrag – auch basierend auf anderen Wahrscheinlichkeitsverteilungen zu definieren. Die an die Metrik gestellten Anforderungen bleiben in diesem Fall weiterhin erfüllt.

- In Kapitel IV wird die Fragestellung der Anwendungsintegration für den Fall untersucht, dass einzelne Geschäftsbereiche dezentral entscheiden. In diesem Zusammenhang wird ein Verfahren entwickelt, mit dessen Hilfe eine zentrale Stelle Anreize setzen kann, um die Einzelentscheidungen zu koordinieren und die aus Gesamtsicht optimale Lösung herbeizuführen. Wie vorgegangen werden kann, falls keine zentrale Instanz existiert, gilt es zukünftig noch zu untersuchen. Diese Konstellation tritt insbesondere dann auf, wenn es sich bei den Akteuren nicht um Geschäftsbereiche einer Unternehmung, sondern um einen Verbund autonomer Unternehmungen handelt. Hier agiert jeder Akteur unter Unsicherheit, da die Entscheidungen der anderen Akteure nicht bekannt sind. Um die aus dieser Unsicherheit resultierenden Ineffizienzen (vgl. hierzu z. B. Buxmann et al., 1999; Farrell, Saloner, 1986; Weitzel et al., 2006) zu vermeiden und zur Lösung beizutragen, sind Ansätze erforderlich, die es einem Akteur erlauben, die Entscheidungen der anderen Akteure zu antizipieren. Eine besonders große Herausforderung stellt hierbei die Berücksichtigung der Interdependenz der Entscheidungen dar. Eine mögliche Herangehensweise wäre hier, das Kalkül jedes Akteurs mittels einer Gleichung nachzubilden, welche die Entscheidungskalküle aller übrigen Akteure beinhaltet. Durch Lösung des resultierenden Gleichungssystems (je eine Gleichung pro Akteur) könnte ein Akteur somit die Entscheidungen der übrigen Akteure antizipieren. Solche Ansätze können darüber hinaus in einem zweiten Schritt auch dazu genutzt werden, Koordinationsmechanismen (z. B. wenn es bei Verhandlungen der Akteure ein Einigungsintervall für Kompensationszahlungen zu bestimmen gilt) auszugestalten.

Im Rahmen dieser Arbeit werden allerdings nur einzelne Aspekte kundenzentrierter Informationssysteme vertiefend betrachtet. Zukünftig gilt es, die Idee kundenzentrierter Informationssysteme auch in anderen Bereichen weiter zu entwickeln und voranzutreiben. Dabei können die vorgestellten Beiträge durchaus den Ausgangspunkt für weiterführende Arbeiten darstellen. Im Folgenden wird beispielhaft anhand der

Geschäftsprozessebene illustriert, welche Problemfelder über die in dieser Arbeit fokussierten Themenbereiche hinaus detaillierter zu untersuchen sind.

Im Schrifttum wird die Bedeutung von Kundenbeziehungen als Werttreiber für den langfristigen Unternehmenserfolg zwar erkannt, jedoch wird in der Regel nicht diskutiert, wie kundenzentrische Strategien (Geschäftsmodellebene) mittels entsprechender Kundenbeziehungsprozesse im Detail umzusetzen sind. Vielmehr finden sich aktuell kaum beziehungsweise nur unzureichend fundierte Prozesse, die ein wertorientiertes Management der Kundenbeziehungen einer Unternehmung unterstützen (vgl. z. B. Rapp, 2000; Schmid, 2001; Schulze, 2000; Zellner, 2003). Aus diesem Grund bedarf es eines Lösungsansatzes im Sinne einer durchgängigen Identifikation und Modellierung der Prozesse zur Gestaltung von Kundenbeziehungen. Um dies zu erreichen, müssen zunächst die zentralen Stellgrößen zur Steuerung einer Kundenbeziehung analysiert werden. Aktuell wird hierbei die Sicht der Kunden meist nur dahingehend miteinbezogen, dass lediglich deren Produktbedürfnisse Berücksichtigung finden. Auf die Motive und Einstellungen der Kunden wird dagegen oftmals nur bedingt eingegangen². Im Anschluss an die Analyse geeigneter Stellgrößen ist ein fundiertes Vorgehen erforderlich, das eine nachvollziehbare Identifikation der Prozesse im Customer Relationship Management zulässt. Dabei muss gewährleistet sein, dass die wichtigsten Prozesse möglichst vollständig identifiziert werden und ihre Abbildung in einfacher und übersichtlicher Art und Weise erfolgt. Schließlich gilt es, die Gestaltungsebene der Daten und Funktionen dahingehend anzupassen und zu erweitern, sodass diese die kundenzentrischen Prozesse durchgängig unterstützen.

Die Idee kundenzentrischer Informationssysteme stellt insgesamt ein noch bei weitem nicht vollständig untersuchtes, jedoch für die Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmungen sehr relevantes Forschungsgebiet dar und ist zugleich eine Herausforderung für die Wirtschaftsinformatik als interdisziplinäre Wissenschaft.

² Für ein Beispiel, wie die Kundeneinstellungen im Rahmen einer individualisierten Finanzdienstleistungsberatung Verwendung finden können, vgl. z. B. (Buhl et al., 2004).

Literaturverzeichnis (Kapitel V)

- Buhl, H. U.; Heinrich, B.; Steck, W.; Winkler, V. (2004): Konzept zur individualisierten Finanzdienstleistungsberatung für Privatkunden und dessen prototypische Umsetzung. In: WIRTSCHAFTSINFORMATIK 46 (2004) 6, S. 427-438.
- Buxmann, P.; Weitzel, T.; König, W. (1999): Auswirkung alternativer Koordinationsmechanismen auf die Auswahl von Kommunikationsstandards. In: Zeitschrift für Betriebswirtschaft, Ergänzungsheft Innovation und Absatz 69 (1999) 2, S. 133-155.
- Farrell, J.; Saloner, G. (1986): Installed Base and Compatibility: Innovation, Product Preannouncements, and Predation. In: The American Economic Review 76 (1986) 5, S. 940-955.
- Heinrich, B. (2007): Der effiziente Einsatz proaktiver und reaktiver Datenqualitätsmaßnahmen - ein modellbasierter Ansatz und seine Anwendung bei einem Finanzdienstleister. In: Die Betriebswirtschaft 67 (2007) 5, S. 539-562.
- Helfert, M. (2002): Planung und Messung der Datenqualität in Data-Warehouse-Systemen. Dissertation. Bamberg 2002.
- Kahn, B. K.; Strong, D. M.; Wang R. Y. (2002): Information quality benchmarks: product and service performance, Communications of the ACM 45 (2002) 4, S. 184-192.
- Lee, Y. W.; Strong, D. M.; Kahn, B. K.; Wang, R. Y. (2002): AIMQ: a methodology for information quality assessment. In: Information & Management 40 (2002) 2, S. 133-146.
- Naumann, F. (2007): Aktuelles Schlagwort: Datenqualität. In: Informatik Spektrum 30 (2007) 1, S. 27-31.
- Rapp, R (2000): Customer Relationship Management. Das neue Konzept zur Revolutionierung der Kundenbeziehungen. Frankfurt 2000.
- Schmid, R. (2001): Eine Architektur für Customer Relationship Management und Prozessportale bei Banken. Dissertation. Bamberg 2001.

Schulze, J. (2000): Prozessorientierte Einführungsmethode für das Customer Relationship Management. Dissertation. Bamberg 2000.

Weitzel, T.; Beimborn, D.; König, W. (2006): A Unified Economic Model Of Standard Diffusion: The Impact Of Standardization Cost, Network Effects, And Network Topology. In: MIS Quarterly, Special Issue on Standard Making 30 (2006) August, S. 489-514.

Zellner, G. (2003): Identifikation von Prozessen im Kundenbeziehungsmanagement. Bamberg 2003.