

Semantisches Data Warehouse-Modell (SDWM)

Ein konzeptuelles Modell für die Erstellung multidimensionaler Datenstrukturen

M. Böhnlein, A. Ulbrich-vom Ende
Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik, Universität Bamberg
Feldkirchenstr. 21, D-96045 Bamberg
E-Mail: {achim.ulbrich | michael.boehnlein}@sowi.uni-bamberg.de

Abstract

Die Modellierung multidimensionaler Datenstrukturen im OLAP- und Data Warehouse-Umfeld findet zur Zeit noch überwiegend auf einer logischen bzw. physischen Entwurfsebene statt. Bekannte Vertreter logischer Modellierungsansätze, wie z.B. Star oder Snowflake Schema, wurden für das relationale Datenbankmodell geschaffen und erlauben keine rein konzeptuelle Betrachtung des zugrunde liegenden Modellierungsproblems. Das in der vorliegenden Arbeit vorgestellte *Semantische Data Warehouse-Modell (SDWM)* adressiert diese Problemstellung. Anhand eines integrierten Meta-Modells werden Sichten und korrespondierende Modellierungsbausteine auf multidimensionaler Datenstrukturen aufgezeigt. Modellierungsbeispiele aus dem universitären Umfeld dienen zur Verdeutlichung des Modellierungsansatzes.

Keywords

Data Warehouse, OLAP, Kennzahlensystem, konzeptuelles Datenmodell, semantisches Datenmodell, Modellierungsansatz, multidimensionale Datenstrukturen, Würfelmetapher

1 Einführung

In der aktuellen Diskussion wird für unstrittig gehalten, daß die Verwendung der für On-Line Transactional Processing-Probleme zur Verfügung stehenden Datenmodelle gerade für die Erfordernisse von OLAP-Anwendungen im Umfeld betriebswirtschaftlicher Entscheidungssituationen problematisch ist ([Sche99, S. 305][Bulo96, S. 33]).

Der Fokus der multidimensionalen Modellierung im OLAP- und Data Warehouse-Umfeld liegt zur Zeit auf Modellierungsansätzen, wie z.B. Star oder Snowflake Schema oder Varianten, die stärker dem logischen als dem konzeptuellen Entwurf zuzuordnen sind. Sie weisen i.d.R. eine starke Abhängigkeit von den Eigenschaften des relationalen Datenbankmodells auf. Zu fordern ist hingegen ein stärker konzeptuell geprägtes Datenmodell, das eine explizite Unterscheidung vom zugrundeliegenden Datenbankmodell ermöglicht und als Diskussionsgrundlage zwischen Fachabteilung und Entwickler dienen kann.

Das im folgenden vorgeschlagene semantische Datenmodell *SDWM (Semantisches Data Warehouse-Modell)* soll hierzu einen Beitrag leisten.

Nach einer kurzen Einführung in die Grundlagen multidimensionaler Datenstrukturen (Abschnitt 2) wird der Modellierungsansatz *SDWM* in die Entwurfsebenen der Softwareentwicklung eingeordnet (Abschnitt 3). Anschließend werden in Abschnitt 4 wesentliche Grundlagen der Modellbildung aufgezeigt. Abschnitt 5 beschäftigt sich mit der Modellierung mit *SDWM*. Zuerst erfolgt ein Überblick über spezifische Charakteristika des Modellierungsansatzes, wobei vor allem die Sichtenbildung zur Komplexitätsbewältigung hervorgehoben wird. Darauf aufbauend werden sukzessive Sichten auf multidimensionale Datenstrukturen aufgezeigt, die anhand von Projektionen auf das zugrundeliegende Meta-Modell definiert werden. Mit Praxisbeispielen aus dem universitären Umfeld werden die Sichten veranschaulicht. Abschnitt 6 faßt die wesentlichen Aspekte der Arbeit zusammen und gibt einen Ausblick auf mögliche Weiterentwicklungen von *SDWM*.

2 Strukturteil multidimensionaler Datenstrukturen

Entscheidungsunterstützungssysteme lassen sich durch ihr inhärentes Verarbeitungskonzept On-Line Analytical Processing (OLAP) klar von operativen Systemen (On-Line Transactional Processing, OLTP-Systemen) abgrenzen. Dabei soll das OLAP-Konzept Entscheidungs- und Führungskräften einen schnellen, analytischen Zugriff auf multidimensionale betriebliche Informationen ermöglichen [PeCr95]. „Grundlage der OLAP-Ansätze ist eine mehrdimensionale Sichtweise auf die Daten, die der Sicht des Managers eher entspricht als ein relationales Modell, das den operativen Systemen meist zugrundeliegt.“ [Sche99, S. 282]

Die multidimensionalen Datenstrukturen von OLAP-Systemen sind durch Strukturbeschreibungen und generische Operationen näher charakterisierbar. Da mit *SDWM* der Fokus ausschließlich auf der Entwicklung eines Datenmodells für multidimensionale Strukturen gelegt werden soll, ist im folgenden nur der Strukturteil zu behandeln.¹ Zur Verdeutlichung der Ausführungen dienen dabei Modellierungsbeispiele aus dem universitären Umfeld ([SiBU99][Sin98][SKMW96]).

Die Erläuterung des Strukturteils erfolgt anhand der wesentlichen Beschreibungselemente, deren Beziehungen und Semantik. Als Grundidee multidimensionaler Datenstrukturen dient die Unterscheidung in qualitative und quantitative Daten [Shos82, S. 208 ff.]. Quantitative Größen (Maßzahlen, Kennzahlen, measures, facts bzw. measured-facts) werden nach verschiedenen qualitativen Aspekten (Blickwinkeln, Dimensionen) aufgeschlüsselt. Um die in der Literatur vorhandene Begriffsvielfalt ([Pilot98][Kena95]) einzuschränken, werden im folgenden die quantitativen Daten als Kennzahlen und die qualitativen Aspekte als Dimensionen bezeichnet. Beispielsweise ist eine Auswertung der Kennzahl *Anzahl der Studierenden* nach den Dimensionen *Zeit*, *Studienabschnitt* und *Studienausrichtung* möglich (vgl. Abbildung 1). In einem mehrdimensionalen Koordinatensystem, das durch die betrachteten Dimensionen festgelegt wird, entsteht an der Schnittstelle je eines Dimensionselements der verschiedenen die Datenstruktur

1. Weitergehende Informationen über den Operationsteil und den damit verbundenen Navigationsmöglichkeiten in multidimensionalen Datenstrukturen entnehmen Sie bitte [BoUI00a].

aufspannenden Dimensionen eine Zelle mit einem konkreten Datenwert. In der *Studienausrichtung* Volkswirtschaftslehre (VWL) sind im Sommersemester 1999 (SS 99) 140 Studierende im Hauptstudium eingeschrieben (vgl. Abbildung 1).

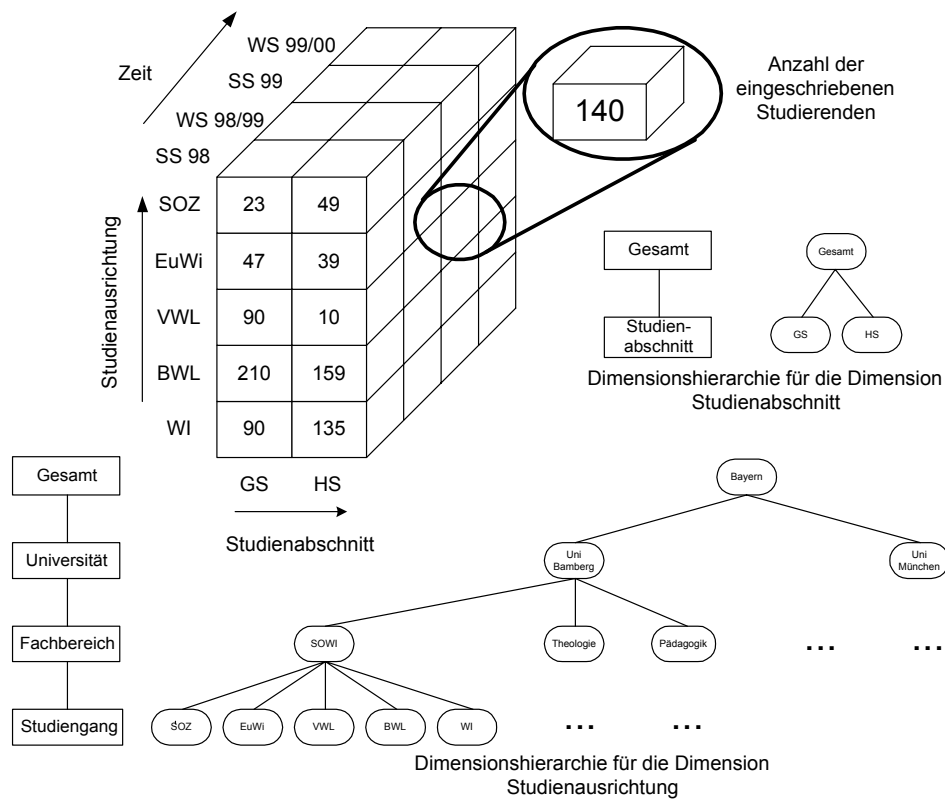


Abb. 1: Strukturteil multidimensionaler Datenstrukturen

Eine Visualisierung der resultierenden Datenstruktur erfolgt bei zwei Dimensionen in Form einer Tabelle, bei drei Dimensionen in Form eines Würfels, bei vier Dimensionen durch einen Tesseract und bei mehr als vier Dimensionen durch einen Hyperwürfel. Die Elemente einer Dimension können selbst wiederum eine inhärente Strukturierung aufweisen. Dadurch entstehen hierarchische Beziehungen zwischen den Elementen, die durch Dimensionshierarchiestufen abgebildet werden. Entlang der Hierarchiestufen erfolgt eine Verdichtung bzw. Konsolidierung der zugrundeliegenden Kennzahl. Die *Studierendenzahlen* können zu *Fachbereichs-* bzw. *Universitätszahlen* aggregiert werden. Dabei entstehen die Hierarchiestufen *Studienfach*, *Fachbereich* und *Universität*. Die Verdichtung unterliegt immer spezifischen Integritätsbedingungen. In der Regel werden Dimensionselemente bei der Aggregation aufsummiert, es können jedoch beinahe beliebige Verdichtungsregeln, wie z.B. Durchschnittsbildung oder gewichtete Mittelwerte, verwendet werden.

Weiterhin kann bei Kennzahlen zwischen Basis- und abgeleiteten Kennzahlen unterschieden werden, wobei sich abgeleitete Kennzahlen über Berechnungsvorschriften wiederum aus einfachen Basis- oder bereits abgeleiteten Kennzahlen zusammensetzen können. Beispielsweise läßt sich die *Exmatrikulationsquote* als Ergebnis der Division der Basiskennzahlen *Exmatrikulationszahlen* und *Studierendenzahlen* bestimmen. Existieren in einem Modell mehrere Hyperwürfel spricht man vom sog. Multi Cubing [Oehl00, S. 107 f.].

Die hiermit eingeführten intuitiv verständlichen Begriffsdefinitionen werden bei der Beschreibung des konzeptuellen Modells *SDWM* präzisiert und, wenn nötig, verfeinert.

3 Einordnung von SDWM in die Entwurfsebenen der multidimensionalen Modellierung

Beim Datenbankentwurf klassischer operativer OLTP-Systeme hat sich die Unterscheidung in die Entwurfsebenen des konzeptuellen, logischen und physischen Entwurfs mit den korrespondierenden Entwurfsergebnissen konzeptuelles, logisches und physisches Schema durchgesetzt ([MaDL87, S. 481 ff.][Voss99, S. 75 ff.]). Diese Trennung wird im folgenden auf den OLAP-Bereich übertragen.

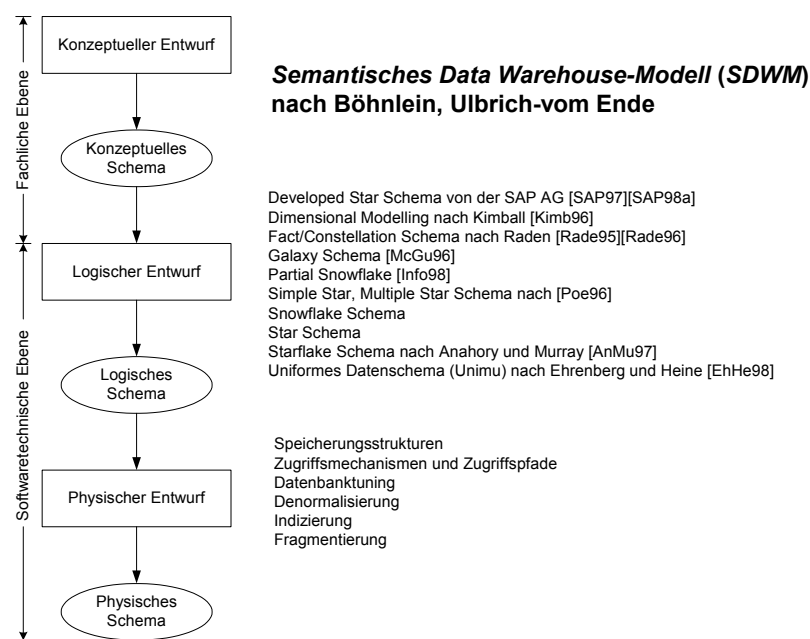


Abb. 2: Entwurfsebenen der multidimensionalen Modellierung

Während der konzeptuelle Entwurf der fachlichen Modellierung zuzurechnen ist, beziehen sich logischer und physischer Entwurf auf die softwaretechnische Modellierung. Folglich wird hier die Unabhängigkeit vom zugrundeliegenden Datenbanksystem aufgegeben. Ein konkretes Datenbankmanagementsystem erlaubt nicht den Umgang mit beliebigen Informationsstrukturen, sondern ist auf ein spezifisches Datenbankmodell und damit auf einen bestimmten Grundvorrat an Beschreibungsmitteln beschränkt. Die meisten im Moment diskutierten Modellierungsansätze im Data Warehouse-Umfeld sind der logischen Entwurfsebene zuzuordnen. Populäre Beschreibungsformen bei der Entwicklung von Data Warehouse-Strukturen, wie z.B. das Star Schema [McGu96], das Snowflake Schema und deren Varianten ([Kimb96][Rade95][Info98][Poe96][AnMu97][EhHe98]) sind durch ihre enge Verbindung zum relationalen Datenbankmodell beispielsweise als Diskussionsgrundlage zwischen Entwickler und Fachabteilung schlecht geeignet.²

Die weiteren Ausführungen beschäftigen sich ausschließlich mit dem konzeptuellen Entwurf und dem damit korrespondierenden konzeptuellen Schema, das von den speziellen Eigenschaf-

ten des einzusetzenden Zieldatenbanksystems unabhängig ist. Da klassische Modellierungsmethoden für OLTP-Systeme für die Spezifikation multidimensionaler Datenstrukturen nur als bedingt geeignet erscheinen ([Kimb96, S. 8-10][Bulo96, S. 252-253][Oehl00, S. 237]), beschäftigen sich neuere Forschungsaktivitäten mit Modellierungsvorschlägen, die ausschließlich auf die multidimensionale Modellierung ausgerichtet sind und keine Ursprünge in klassischen Datenmodellierungsmethoden besitzen ([BuFo98][GoMR98]). Mit *SDWM* wird ein neuartiger Vorschlag eines semantischen Datenmodells für die Modellierung multidimensionaler Datenstrukturen unterbreitet. Die spezifischen Eigenschaften und Charakteristiken, die diesen Ansatz besonders hervorheben, werden dabei in Abschnitt 5.1 und Abschnitt 5.2 herausgearbeitet. Zunächst werden jedoch wesentliche Grundlagen der Modellbildung vorgestellt, die für die weiteren Ausführungen eine zentrale Rolle einnehmen.

4 Grundlagen der Modellbildung

Im folgenden wird aufbauend auf den klassischen Modellbegriff eine Definition für Modellierungsansätze vorgestellt, wobei insbesondere deren zentrale Bestandteile herausgearbeitet werden sollen. Diese Definition und ein damit korrespondierendes Meta-Meta-Modell dienen zur Beschreibung des Modellierungsansatzes *SDWM* in Abschnitt 5. Da *SDWM* zu den semantischen, datenorientierten Modellierungsansätzen zu zählen ist, erfolgt anschließend eine explizite Unterscheidung zwischen Datenmodell und Datenbankmodell.

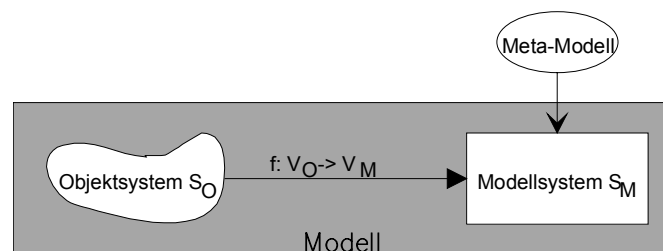


Abb. 3: Modell

Ein Modell (vgl. Abbildung 3) kann durch ein 3-Tupel mit den Bestandteilen Objektsystem S_O , Modellsystem S_M und Modellabbildung f beschrieben werden [FeSi98, S. 118], wobei die Systemkomponenten des Objektsystems V_O durch die Modellabbildung auf Systemkomponenten des Modellsystems V_M abgebildet werden.³ Bei der Datenmodellierung erfolgt die Spezifikation des zweckorientiert abgegrenzten, relevanten Ausschnitts der betrieblichen Realität (Objektsystem) in Form eines konzeptuellen, semantischen Datenschemas (Modellsystem).

„Voraussetzung für die Durchführung der Modellierungsaufgabe durch den Menschen ist ein geeigneter Beschreibungsrahmen, der die Sichtweise des Modellierers auf Objektsystem und Modellsystem sowie das zur Spezifikation des Modellsystems verwendete Begriffssystem festlegt.“ [FeSi98, S. 119] Ein Modellierungsansatz beschreibt einen derartigen Gestaltungs- bzw. Beschreibungsrahmen, der durch zwei wesentliche Bestandteile charakterisierbar ist:

2. Im Star Schema sind die zwei zentralen Bausteine Tabellen (Fakt- bzw. Dimensionstabellen), die direkt korrespondierenden Datenbanktabellen entsprechen.
3. Umgangssprachlich wird häufig das Modell- bzw. Bildsystem ebenfalls als Modell bezeichnet.

- Eine Metapher ist die Beschreibung einer Sichtweise, die der Modellierer bei der Erfassung der Komponenten des Objektsystems zugrundelegt und anschließend auf die Spezifikation der Komponenten des Modellsystems überträgt.
- Mit Hilfe eines Meta-Modells wird ein mit der Metapher abgestimmtes Begriffssystem definiert. Dieses umfaßt die verfügbaren Arten von Modellbausteinen, die Arten von Beziehungen zwischen Modellbausteinen, die Regeln für die Verknüpfung von Modellbausteinen durch Beziehungen sowie die Bedeutung (Semantik) der Modellbausteine und Beziehungen.

Bei der Modellierung sind zwei Paare von Eigenschaften eines Modells von besonderer Bedeutung: Struktur- und Verhaltenstreue bzw. Konsistenz und Vollständigkeit.

Struktur- und Verhaltenstreue sind Eigenschaften der Modellabbildung. Daher sollte ein Modellsystem möglichst struktur- und verhaltenstreu in bezug auf das zugrundeliegende Objektsystem spezifiziert werden. Eine ansatzweise Überprüfung ist durch ein eng mit der Metapher abgestimmtes Begriffssystem möglich, wobei sich dessen Semantik möglichst nahe am Objektsystem orientieren sollte.

Die Konsistenz und Vollständigkeit des Modellsystems läßt sich ausschließlich mit Hilfe des zugehörigen Meta-Modells überprüfen. Es wird festgestellt, ob das Modellsystem den Gesetzmäßigkeiten des Meta-Modells genügt.

Um eine einheitliche Beschreibung der Meta-Modelle von *SDWM* in Abschnitt 5 zu gewährleisten, soll im folgenden ein Meta-Meta-Modell als Bezugsrahmen zur Spezifikation der Meta-Modelle von Modellierungsansätzen eingeführt werden (vgl. Abbildung 3). Die zur Darstellung der Meta-Modelle verwendeten Symbole sind in den Elementen des Meta-Meta-Modells angegeben.

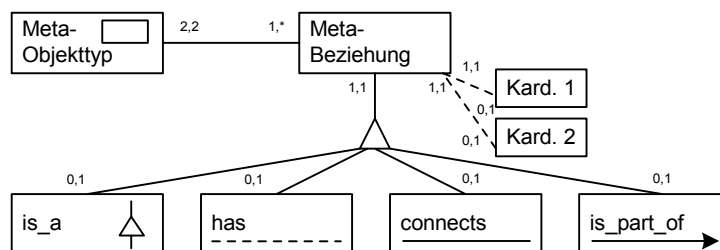


Abb. 4: Meta-Meta-Modell in Anlehnung an [FeSi98, S. 122]

Das Meta-Meta-Modell besteht aus Meta-Objektypen, die durch Meta-Beziehungen miteinander verbunden sind [Sinz96]. Dabei können Meta-Beziehungen durch die Angabe von Kardinalitäten in (min,max)-Notation präzisiert werden. Beispielsweise ist ein Metaobjektyp mit mindestens einer Meta-Beziehung verknüpft, wobei jede Meta-Beziehung genau zwei Metaobjekttypen verbindet. Bei den Meta-Beziehungen unterscheidet man zwischen Generalisierungsbeziehungen (*is_a*), Assoziationsbeziehungen (*connects*), Attribut-Zuordnungsbeziehungen (*has*) und Teil-/Ganzes-Beziehungen (*is part of*)⁴.

4. Bei der Teil-/Ganzes-Beziehung handelt es sich um eine Erweiterung des Meta-Meta-Modells nach Ferstl/Sinz.

Das in Abschnitt 5 einzuführende Meta-Modell von SDWM ist eine Extension des beschriebenen Meta-Meta-Modells.

Datenorientierte Modellierungsansätze konzentrieren sich auf die Spezifikation der Struktur der Datenbasis und beziehen dabei vor allem die Datensicht eines Informationssystems ein. Während ein konzeptuelles Datenmodell ein konkretes Meta-Modell zur Datenmodellierung [FeSi98, S. 133] beschreibt⁵, stellt ein Datenbankmodell ein Meta-Modell dar, in dem ein konzeptuelles Datenschema aus Sicht eines Datenbankverwaltungssystems beschrieben wird ([FeSi98, S. 354][PeMa88, S. 155]).

5 Modellierung mit SDWM

Ziel von Abschnitt 5 ist es, in den neuartigen Modellierungsansatz *Semantisches Data Warehouse-Modell (SDWM)* einzuführen. Nach Abschnitt 4 wird dieser Modellierungsansatz als Gestaltungs- bzw. Beschreibungsrahmen durch eine Metapher und ein Meta-Modell umfassend beschrieben.

Der multidimensionalen Modellierung liegt die Metapher eines mehrdimensionalen Würfels zugrunde [Oehl00, S. 52]. Entscheidungs- und Führungskräfte möchten quantitative Informationen nach vielfältigen Blickwinkeln auswerten, was sich bildlich in Form eines mehrdimensionalen Würfels visualisieren läßt.

Das dem *SDWM* zugrundeliegende Meta-Modell wird in den folgenden Abschnitten vorgestellt, wobei als zentrales Strukturierungsmittel für *SDWM* eine Betrachtung differenzierter Sichten auf multidimensionale Datenstrukturen herangezogen wird. Ausgehend von Teil-Meta-Modellen für die einzelnen Sichten wird sukzessive ein integriertes Meta-Modell für SDWM entwickelt. Syntax und Semantik der verwendeten Bausteine werden ausführlich anhand von zahlreichen Modellierungsbeispielen aufgezeigt.

Zunächst erfolgt jedoch eine kurze Beschreibung der spezifischen Charakteristika von *SDWM*. Anschließend wird die Notwendigkeit der Unterscheidung verschiedener Sichten auf multidimensionale Datenstrukturen begründet.

5.1 Spezifische Charakteristika von SDWM

Im folgenden sollen die wesentlichen Konzepte, die bei der Entwicklung von *SDWM* eine bedeutsame Rolle gespielt haben, kurz vorgestellt werden. *SDWM* stellt ein konzeptuelles Datenmodell für multidimensionale Datenstrukturen zur Verfügung, dessen zentraler Einsatzbereich bei OLAP- bzw. Data Warehouse-Systemen liegt. Zu den Merkmalen von *SDWM* zählen vor allem:

5. „A data model defines the rules according to which data are structured.“ ist eine korrespondierende Definition nach [TsLo82, S. 10].

- Die Begrifflichkeiten des konzeptuellen Modells sind an den Fachtermini der multidimensionalen Modellierung ausgerichtet, wie z.B. Dimensionen, Dimensionshierarchien und Kennzahlen. Dadurch ist eine unmittelbare Übertragbarkeit auf multidimensionale Problemstellungen gesichert.
- Eine explizite Sichtenbildung trägt zur Komplexitätsbewältigung bei. Es werden verschiedene Sichten auf multidimensionale Strukturen unterstützt (vgl. detaillierter in Abschnitt 5.2). Beispielsweise fordern auch Gabriel und Gluchowski in [GaGl97, S. 52 f.] eine sichten-spezifische Modellierung multidimensionaler Datenstrukturen.
- Eine semiformale Darstellungsweise in Form von Diagrammen ermöglicht eine adäquate Visualisierung und damit eine leichte Erlernbarkeit des Modellierungsansatzes.
- Zusammenhänge zwischen Kennzahlen werden explizit dargestellt. Komplexe abgeleitete Kennzahlen sind aus Basis- oder bereits abgeleiteten Kennzahlen, gegebenenfalls mehrstufig, berechenbar. In ([BSHD98a][BSHD98b]) wird die Verwendung von komplex strukturierten Kennzahlen in einem konzeptuellen multidimensionalen Modell ausdrücklich gefordert: „The contents of a cell of the multidimensional cube can also be structured in a complex way.“ [BSHD98b].
- Weiterhin erfolgt bei multidimensionalen Datenstrukturen eine explizite Trennung zwischen Struktur und Inhalt („separation of structure and content“ nach [BSHD98a] und [BSHD98b]). Dimensionselemente auf der Ausprägungsebene werden getrennt von der Strukturierung einer Dimension betrachtet. Dies führt beispielsweise zu einer extensionalen und einer intensionalen Betrachtung der Dimensionssicht.
- Für multidimensionale Datenmodelle ist Modellierungseindeutigkeit zu fordern [Ruf97, S. 116 f.]. Eine größtmögliche Flexibilität bei der Modellierung darf nicht dazu führen, daß der gleiche Sachverhalt mit *SDWM* unterschiedlich dargestellt werden kann.
- Das konzeptuelle Modell soll als Diskussionsgrundlage für die Abstimmung mit der Fachabteilung dienen. „Die frühzeitige Einbeziehung des Endanwenders in den Prozeß der Modellierung multidimensionaler Datenstrukturen im Sinne einer Partizipation erscheint angebracht, kann jedoch nur gelingen, wenn eine Kommunikationsplattform gefunden wird, die allen Beteiligten gerecht wird“ [GaGl97, S. 32]. Daher muß das Modell gleichermaßen leicht für den Anwender wie für den Entwickler zugänglich sein.
- Es erfolgt weiterhin eine explizite Trennung zwischen Dimensionen und Kennzahlen, was häufig durch die Unterscheidung von quantitativen und qualitativen Daten gefordert wird [Shos82, S. 208 ff.]. Dies wird in der Praxis teilweise durch Verwendung einer sog. Variablen-dimension umgangen. Die Gleichbehandlung bzw. Austauschbarkeit von Dimensionen und Kennzahlen im Datenbankmodell auf physischer bzw. logischer Ebene [AgGS97] darf sich aber nicht auf die konzeptuelle Ebene auswirken. Die Trennung von Kennzahlen und Dimensionen ist eines der fundamentalen Konzepte der multidimensionalen Modellierung.

- SDWM unterscheidet strikt zwischen fachlichen und implementierungsspezifischen Aspekten. Das konzeptuelle Datenmodell ist unabhängig vom jeweiligen Zieldatenbankmodell auf der logischen Ebene [Sche99, S. 281]. Diese Forderung wird beispielsweise auch von ([BSHD98a][BSHD98b]) erhoben: „implementation independent formalism: The formal model must be purely conceptual, thus not containing any details of the implementation.“
- Das entwickelte konzeptuelle Modell muß leicht in ein logisches Daten(bank-)modell transformierbar sein [Sche99, S. 281]. Es darf keine wesentliche Rolle spielen, ob es sich beim Zieldatenbanksystem um ein relationales, objektrelationales, objektorientiertes oder ein multidimensionales Datenbanksystem handelt. Dies ist durch sprachlich reichhaltige und adäquate Beschreibungsmittel auf konzeptueller Ebene sicherzustellen. Dabei sollte der Leitsatz „So einfach wie möglich, so komplex wie nötig“ oberste Maxime sein.

5.2 Sichtenbildung zur Komplexitätsbewältigung

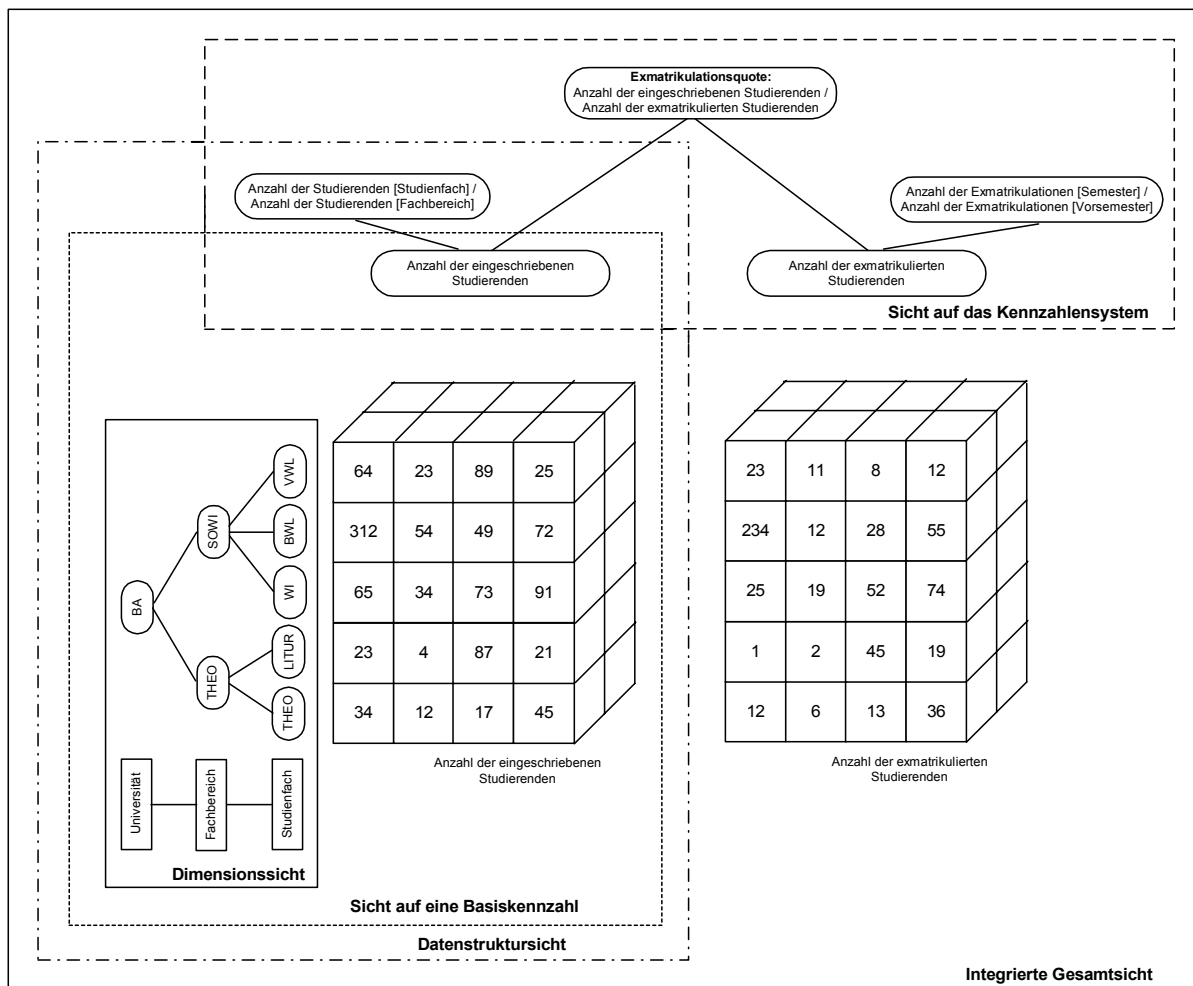


Abb. 5: Sichten auf multidimensionale Datenstrukturen

Mit Hilfe von Sichten lassen sich Ausschnitte eines Modellsystems darstellen. Jede Sicht kann dabei als eine Projektion auf das zugrundeliegende Meta-Modell verstanden werden. Eine Sichtenbildung erfolgt i.d.R. aus Gründen der Komplexitätsbewältigung [Sinz97a, S. 876].

Auch bei der multidimensionalen Datenmodellierung bietet sich eine Unterscheidung von Sichten an. Jedes komplexere multidimensionale Schema umfaßt mehrere multidimensionale Datenstrukturen (Hyperwürfel) und wird daher als Multi Cube Schema bezeichnet. Ein solches Schema stellt eine *integrierte Gesamtsicht* auf das multidimensionale Schema dar und dient folglich als Basis für eine Sichtenbildung (vgl. Abbildung 5). Die beiden fundamentalen Beschreibungsmittel für Hyperwürfel sind Dimensionen und Kennzahlen. Dimensionen weisen eine komplexe innere Strukturierung auf und können gleichzeitig Bestandteil mehrerer Hyperwürfel sein. Daher bietet sich die Spezifikation einer *Dimensionssicht* an, die einerseits die Strukturierung der jeweiligen Dimension (intensionale Beschreibung), andererseits den Zusammenhang zwischen Dimensionsausprägungen (extensionale Beschreibung) ermöglicht. Eine multidimensionale Datenstruktur entsteht aus der Kombination von Kennzahlen und der mit ihnen in Beziehung stehenden Dimensionen. Unterscheidet man bei den Kennzahlen zwischen Basiskennzahlen und abgeleiteten Kennzahlen bieten sich die beiden Sichten *Sicht auf eine Basiskennzahl* und *Sicht auf die multidimensionale Datenstruktur* an. Während die *Sicht auf eine Basiskennzahl* die jeweilige Basiskennzahl und die zugehörigen Dimensionen beinhaltet enthält die *Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur* (Hyperwürfel) zusätzlich noch alle abgeleiteten Kennzahlen. Kennzahlen verschiedener Hyperwürfel können über Berechnungsvorschriften gegebenenfalls mehrstufig miteinander verknüpft werden. Eine Sicht auf ein sich daraus ergebendes Kennzahlensystem betrachtet den Zusammenhang zwischen Basis- und abgeleiteten Kennzahlen unabhängig von den zugrundeliegenden Hyperwürfeln. Bei *SDWM* wird folglich ausgehend von der *integrierten Gesamtsicht* die *Dimensionssicht*, die *Sicht auf eine Basiskennzahl*, die *Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur* und die *Sicht auf ein Kennzahlensystem* unterschieden.

Beispielsweise fordern auch Gabriel und Gluchowski in [GaGl97, S. 52 f.] eine sichtenspezifische Modellierung multidimensionaler Datenstrukturen. Da die Sichten durch Projektion auf ein integriertes Meta-Modell gebildet werden, bleibt der Zusammenhang zwischen den Sichten gewahrt [Sinz97a].

5.3 Dimensionssicht

Im folgenden wird ein Meta-Modell für die Dimensionssicht von *SDWM* vorgestellt. Darauf aufbauend wird die Modellierung von Dimensionen mit einfachen Hierarchien anhand eines Beispiels aufgezeigt. Der Unterabschnitt schließt mit einer Behandlung von zwei Sonderfällen bei der Modellierung von Dimensionsstrukturen, der Modellierung paralleler bzw. unbalancierter Hierarchien.

5.3.1 Meta-Modell für die Dimensionssicht

Ein wesentlicher Bestandteil jeder multidimensionalen Datenstruktur sind die qualitativen Daten, ihre Dimensionen. Dabei sind vor allem adäquate Darstellungsmittel zur Repräsentation der vielfältigen Strukturierungsmöglichkeiten innerhalb einer Dimension vorzusehen. Ausgehend von einer ausführlichen Beschreibung des zugrundeliegenden Meta-Modells für die

Dimensionsicht als gültige Extension des in Abschnitt 4 vorgestellten Meta-Meta-Modells werden anschließend Sonderfälle bei der Modellierung von Dimensionen vorgestellt.

Die intensionale Dimensionsicht enthält die Metaobjekte Dimension, Dimensionshierarchiestufe, Aggregationsbeziehung und Dimensionsschnittstelle. Dabei sind die Symbole für die Visualisierung der Metaobjekte bei den jeweiligen Elementen in Abbildung 6 dargestellt. Jede Dimension besteht aus (is_part_of) Dimensionshierarchiestufen, Aggregationsbeziehungen und Dimensionsschnittstellen.

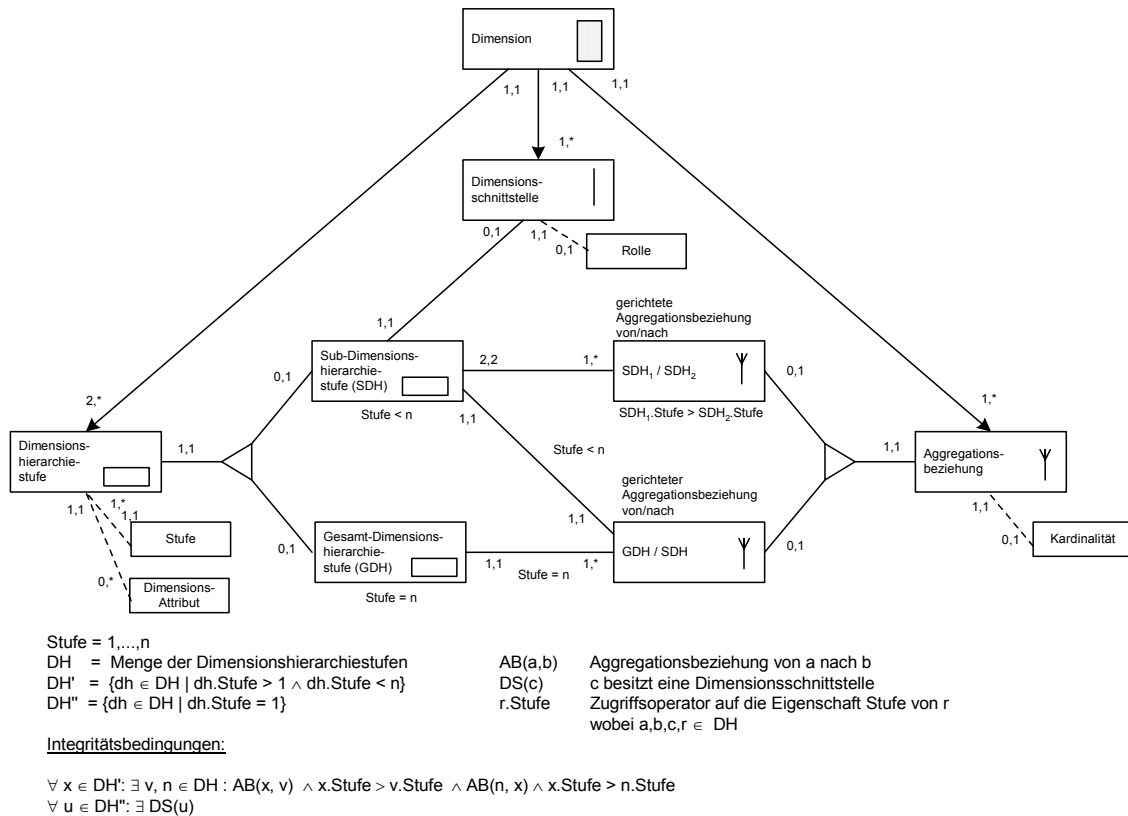


Abb. 6: Meta-Modell für die Dimensionsicht

Eine Dimension enthält mindestens zwei Dimensionshierarchiestufen und eine gerichtete Aggregationsbeziehung, die die beiden Dimensionshierarchiestufen miteinander verbindet. Aggregationsbeziehungen dienen zur Visualisierung der Verdichtung von Datenwerten von einer niedrigeren zu einer höheren Hierarchiestufe. Eine hierarchisch höher gelegene Stufe steht über eine Aggregationsbeziehung zu einer niedriger gelegenen Stufe in einer 1:N-Beziehung, die durch die Angabe von Kardinalitäten in (min,max)-Notation präzisiert werden kann. Um differenzierte und hierarchisch mehrstufige Dimensionsgebilde abzubilden, wird zwischen Sub-Dimensionshierarchiestufen (Hierarchiestufen auf der Ebene 1 bis n-1) und einer Stufe der Ebene n, der Gesamt-Dimensionshierarchiestufe, unterschieden, wobei eine sukzessive Verdichtung von Stufe 1 in Richtung Stufe n erfolgt. Es existiert in einer Dimension jeweils nur eine Gesamt-Dimensionshierarchiestufe *Gesamt*, zu der gegebenenfalls mehrstufig die Datenwerte aller übrigen Hierarchiestufen aggregiert werden. Für die Sub-Dimensionshierarchiestufen gilt, daß jede Stufe (mit Ausnahme von Stufe 1) zumindest eine eingehende und eine ausgehende

Aggregationsbeziehung besitzen muß (Integritätsbedingung 1). Es ist möglich die Dimensionshierarchiestufe durch Angabe von Dimensionsattributen eingehender zu charakterisieren.

Weiterhin gibt es in jeder Dimension zumindest eine Dimensionsschnittstelle, um sie mit Basis Kennzahlen in Beziehung setzen zu können (vgl. Abbildung 13 zur Zuordnung von Kennzahlen). Eine Dimension kann mehrere Dimensionsschnittstellen besitzen, die durch Rollennamen voneinander unterschieden werden können, sie muß aber zumindest eine Schnittstelle auf der Stufe 1 besitzen (Integritätsbedingung 2).

Im folgenden wird das Meta-Modell der Dimensionssicht durch konkrete Modellierungsbeispiele weiter verdeutlicht. Ausgehend von einfachen Dimensionshierarchien wird zu Sonderfällen in der Dimensionsmodellierung (parallelen Hierarchien und unbalancierten Bäumen) übergeleitet.⁶

5.3.2 Dimensionen mit einfachen Hierarchien

Zur Verdeutlichung der verschiedenen Modellierungskonstrukte der Dimensionssicht werden Beispiele aus dem universitären Umfeld herangezogen. Jede Dimension kann auf Typ- (intensionale Ebene) bzw. Instanzebene (extensionale Ebene) betrachtet werden. Dimensionen mit einfachen Hierarchien bestehen intensional aus einer linearen Folge von Dimensionshierarchiestufen, die durch gerichtete Aggregationsbeziehungen miteinander verknüpft sind, wobei jede Dimension mindestens zwei Hierarchiestufen umfaßt (vgl. Abbildung 7). Beispielsweise könnte die Dimension *Studienausrichtung* aus den Hierarchiestufen *Studienfach*, *Fachbereich*, *Universität* und *Gesamt* bestehen. Eine Verdichtung der Daten erfolgt von der niedrigsten Hierarchiestufe *Studienfach* (mit der Stufe 1) zu der höchsten Hierarchiestufe *Gesamt* (mit der Stufe 4). Die höchste Hierarchiestufe zur Konsolidierung aller Datenwerte einer Dimension ist obligatorisch. Die Dimension *Studienausrichtung* besitzt weiterhin eine Dimensionsschnittstelle auf der Hierarchiestufe *Studienfach*, um in Verbindung mit Kennzahlen eine multidimensionale Datenstruktur zu bilden.

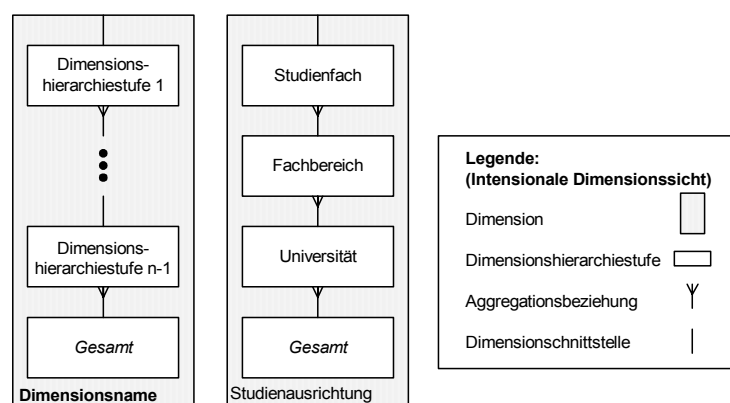


Abb. 7: Dimensionssicht

6. Diese Sonderformen werden von Holthuis in [Holt97, S. 20 f.] auch als Strukturanomalien in Dimensionen bezeichnet.

Dimensionshierarchiestufen können durch beschreibende Attribute (Dimensionsattribute) näher charakterisiert werden (vgl. Abbildung 8). Beispielsweise dient in Abbildung 8 *Dekan* als beschreibendes Attribut für die *Fakultät* und *Rektor* als beschreibendes Attribut für die *Universität*. Eine Zuordnung derartiger Attribute zu einer Hierarchiestufe ist unbeschränkt möglich.

Außerdem ist es möglich, den Aggregationsgrad zwischen zwei benachbarten Hierarchiestufen durch eine Komplexitätsangabe in (min, max)-Notation zu präzisieren. Dabei bestimmen die Eckwerte die minimale und die maximale Anzahl von Dimensionselementen der Stufe n-1 mit der ein Element der Stufe n in Beziehung stehen kann. Ohne Angabe der Komplexität einer Beziehung wird im folgenden eine (1,*)-Beziehung unterstellt, wobei * als Platzhalter für eine beliebige Anzahl von Dimensionselementen steht. Im Beispiel aus Abbildung 8 hat ein *Fachbereich* mindestens zwei und höchstens 15 *Studienfächer*. Außerdem besteht eine *Universität* aus höchstens fünf *Fachbereichen*.

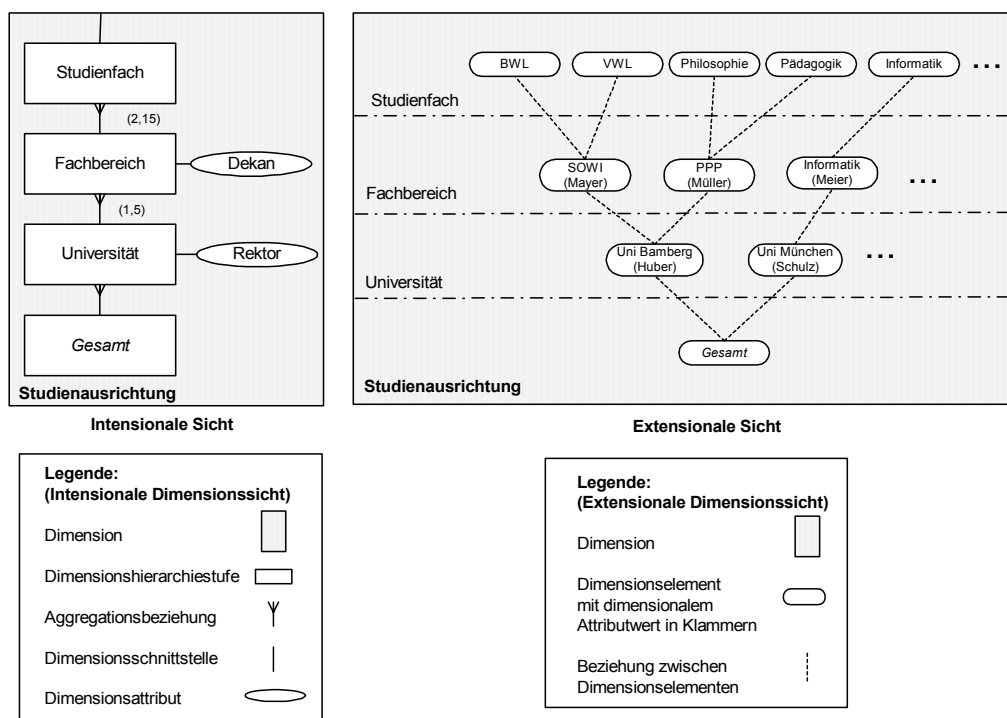


Abb. 8: Intensionale vs. extensionale Dimensionssicht

In Abbildung 8 ist der intensionalen Sicht der Dimension *Studienausrichtung* ein Ausschnitt aus der korrespondierenden Ausprägungsebene, ihre extensionale Sicht, gegenübergestellt. Die Dimensionselemente der verschiedenen Hierarchiestufen bilden eine vollständig ausgeglichene Baumstruktur.⁷ Ausgehend von den Blattknoten (Elemente der Hierarchiestufe *Studienfach* z.B. *BWL*, *VWL* und *Philosophie*) werden die Elemente mehrstufig bis zum Wurzelknoten, dem Element *Gesamt*, verdichtet. Die resultierende Struktur korrespondiert weitgehend mit einem azyklischen Graphen in der Graphentheorie. Ausprägungen für die beschreibenden Attribute sind den jeweiligen Dimensionselementen in runden Klammern zugeordnet.

7. Bei einem vollständig ausgeglichenen Baum sind alle Pfadlängen vom Wurzelknoten zu den Blattknoten gleich lang und variieren nicht.

Als nächstes werden zwei Sonderfälle bei der Modellierung von Dimensionsstrukturen vorgestellt.

5.3.3 Dimensionen mit parallelen Hierarchien (Sonderfall 1)

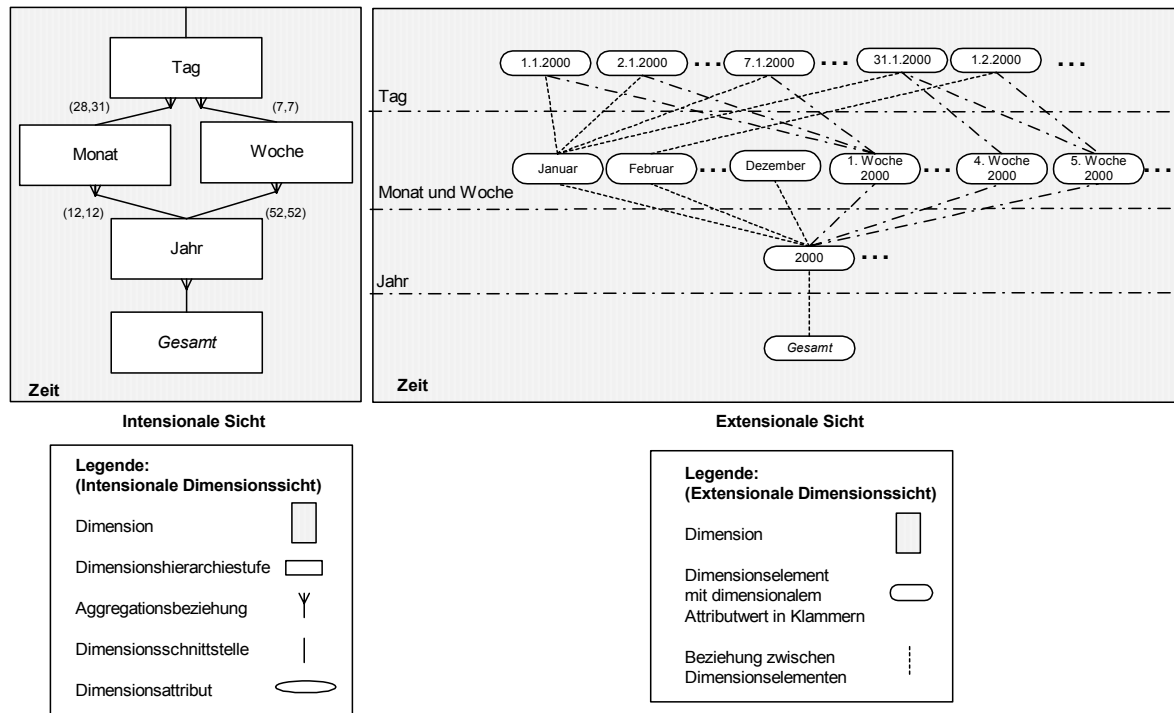


Abb. 9: Sonderfall der parallelen Hierarchien

Innerhalb einer Dimension existieren häufig mehrere gleichrangige Möglichkeiten der Hierarchisierung [McGu96].⁸ Lassen sich Dimensionselemente auf verschiedene Arten sinnvoll konsolidieren, spricht man von parallelen Hierarchien. Eine Hierarchie wird dabei durch eine lineare Folge von Hierarchiestufen von 1 bis n beschrieben. Ein typisches Beispiel für parallele Hierarchien liefert die *Zeitdimension* (vgl. Abbildung 9). *Tage* lassen sich zu *Monaten* bzw. zu *Wochen* verdichten, es läßt sich aber keine eindeutige Zuordnung zwischen *Wochen* und *Monaten* angeben. Beispielsweise kann die 5. Kalenderwoche zum Teil im Januar und zum Teil im Februar liegen. Deshalb enthält die *Zeitdimension* in Abbildung 9 zwei parallele Hierarchien. Einerseits kann von *Tag*, über *Monat* und *Jahr* zu *Gesamt* verdichtet werden, andererseits ist ebenso eine Konsolidierung von *Tag*, über (*Kalender-*)*Woche* und *Jahr* zu *Gesamt* möglich. Parallele Hierarchien dürfen neben der höchsten Hierarchiestufe (*Gesamt*) durchaus noch weitere Stufen gemeinsam haben. Sie müssen sich aber zumindest in einer Hierarchiestufe unterscheiden. Zu fordern ist lediglich, daß alle Dimensionselemente der Blattknotenebene in jeder Hierarchie vollständig und unabhängig voneinander zum Wurzelement *Gesamt* verdichtet werden können. In Abbildung 9 ist der intensionalen Ebene wiederum die Ausprägungsebene gegenübergestellt.

8. McGuff spricht anstelle von parallelen Hierarchien von „alternate hierarchies“.

5.3.4 Dimensionen mit unbalancierten Hierarchien (Sonderfall 2)

Unbalancierte Hierarchien stellen einen weiteren Sonderfall der multidimensionalen Modellierung dar. Auf Ausprägungsebene liegt hier eine Baumstruktur vor, bei der sich die Pfadlängen von der Wurzel zu den Blattknoten um mindestens Eins unterscheiden. Klassische Definitionen aus der Graphentheorie lassen sich jedoch nicht direkt auf unbalancierte Hierarchien übertragen. Beispielsweise definieren [OtWi93, S. 298] einen Baum als nicht höhenbalanciert, wenn die Länge der kürzesten Pfade zweier Blätter eines Baumes (atomare Elemente) zum Wurzelknoten (höchste Verdichtungsstufe) um mehr als Eins differieren.⁹ Bei der intensionalen Dimensionssicht sind unbalancierte Hierarchien durch zwei oder mehr Dimensionsschnittstellen auf unterschiedlichen Hierarchiestufen erkennbar.

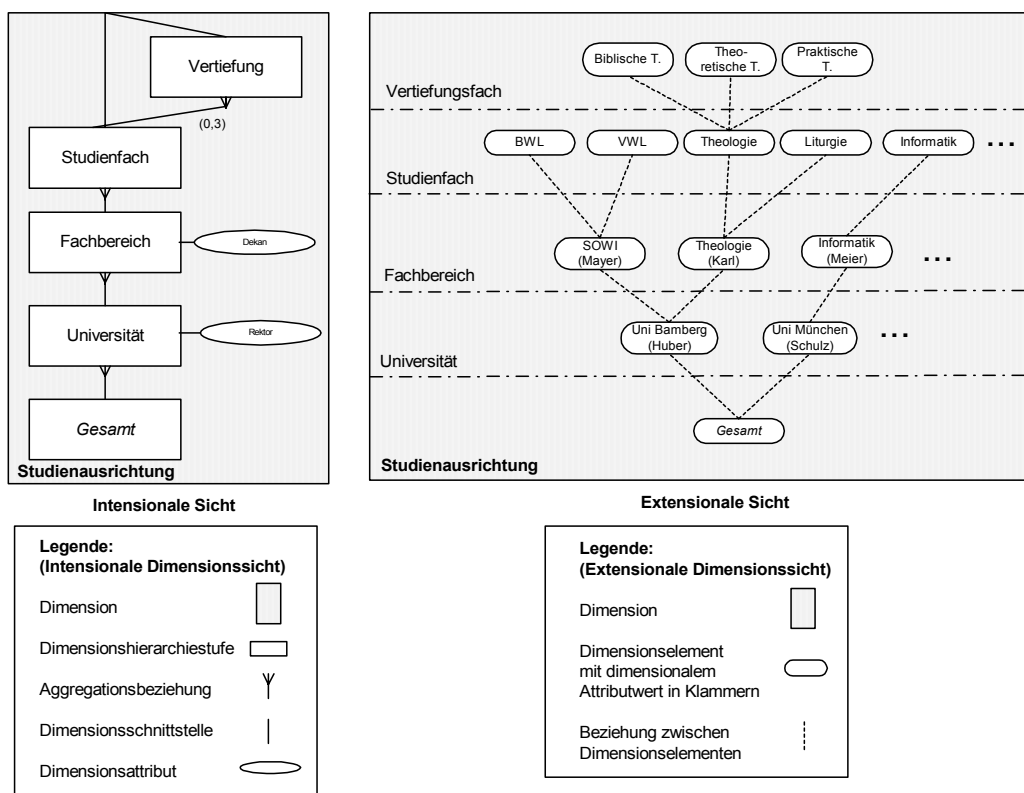


Abb. 10: Sonderfall der unbalancierten Hierarchien (Beispiel 1)

In Abbildung 10 wird die Dimension *Studienausrichtung* um die Hierarchiestufe *Vertiefung* erweitert. *Studienfächer* können, müssen aber keine weiteren *Vertiefungsfächer* enthalten. Während die *Studienfächer* *BWL* und *VWL* kein *Vertiefungsfach* besitzen, gibt es bei der katholi-

9. Auch die häufig verwendete Definition eines nicht ausgeglichenen Baums ([Oehl00, S. 70][Holt98a, S. 160 f.]) impliziert als Gegenteil einen ausgeglichenen Baum. Ein ausgeglichener Baum ist jedoch als abgeschwächte Form einer vollständig ausgeglichenen Baumstruktur definiert, bei der sich die Pfadlängen um nicht mehr als Eins unterscheiden [Wirt99].

schen Theologie die *Vertiefungsfächer Biblische, Theoretische und Praktische Theologie*. Auf Ausprägungsebene liegen variierende Pfadlängen von der Wurzel zum Blattknoten vor, die sich hier um Eins unterscheiden.

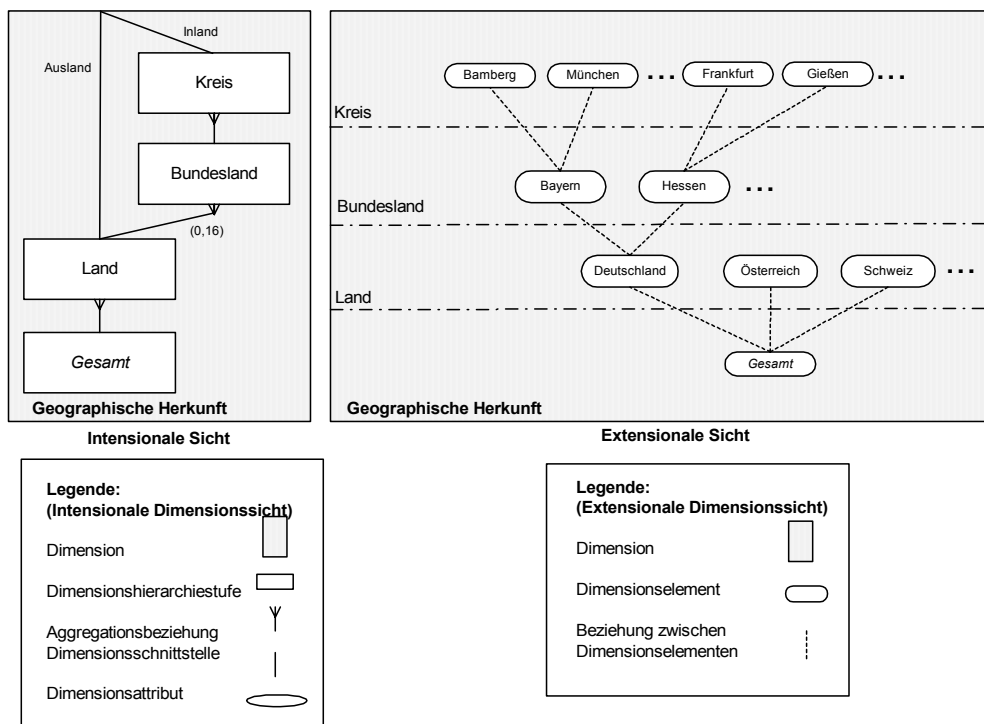


Abb. 11: Sonderfall der unbalancierten Hierarchien (Beispiel 2)

Sowohl die Hierarchiestufe *Studienfach* als auch die Stufe *Vertiefung* besitzen daher eine eigene Dimensionsschnittstelle. Zudem weist auch der untere Eckwert 0 bei der Kardinalitätsangabe für die Stufe *Studienfach* auf eine unbalancierte Hierarchie hin.

Ein weiteres Beispiel für eine unbalancierte Hierarchie liefert Abbildung 11. Bei der *geographischen Herkunft* von Studierenden kann zwischen *Inländern* und *Ausländern* unterschieden werden. Während bei den *Ausländern* nur die Hierarchiestufen *Land* und *Gesamt* erfaßbar sind, lassen sich bei *Inländern* zusätzlich noch *Kreis* und *Bundesland* bestimmen. Auch diese Dimension besitzt zwei Dimensionsschnittstellen (auf den Stufen 1 und 3), die durch Rollenbezeichnungen (*Inland* bzw. *Ausland*) näher charakterisiert sind.

5.4 Sicht auf eine Basiskennzahl

Nach einer kurzen Vorstellung des Meta-Modells für die Sicht auf eine Basiskennzahl wird dieses anhand eines Beispiels aus dem universitären Umfeld veranschaulicht.

5.4.1 Meta-Modell für die Sicht auf eine Basiskennzahl

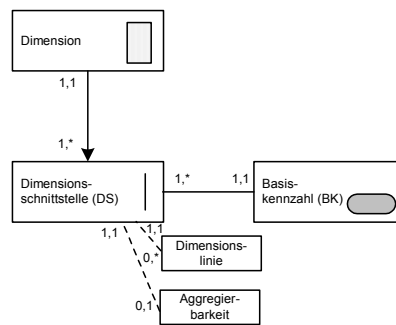


Abb. 12: Meta-Modell für die Sicht auf eine Basiskennzahl

Die Kombination von quantitativen Daten (Kennzahlen) mit qualitativen Daten (Dimensionen) ist ein zentrales Charakteristikum multidimensionaler Datenstrukturen. Nach Reichmann [Reic95, S. 16] sind Kennzahlen Wertgrößen, die quantitativ erfassbare Sachverhalte in konzentrierter Form erfassen. „Betriebswirtschaftliche Kennzahlen sind [...] Verhältniszahlen und absolute Zahlen, die in konzentrierter Form über einen zahlenmäßig erfassbaren betriebswirtschaftlichen Tatbestand informieren.“ [Stae67, S. 62]. Die Auffassung, auch absolute Zahlen seien als Kennzahlen zu betrachten, hat sich heute weitgehend durchgesetzt (vgl. [Sieg92, S. 23], [Bott93, S. 4], [Reic95, S. 21]). Für die Sicht auf eine Basiskennzahl werden nur Grundkennzahlen, von Staehle als absolute Zahlen bezeichnet, herangezogen. Abgeleitete Kennzahlen, sog. Verhältniszahlen, sind in Abschnitt 5.5 Gegenstand der Betrachtung. Zentrale Bestandteile des Meta-Modells für eine Basiskennzahl sind Dimensionen, Dimensionsschnittstellen und Basiskennzahlen. Die zugehörigen Symbole für die genannten Elemente sind in Abbildung 12 hinterlegt. Die Beziehung zwischen Dimensionen und Basiskennzahlen wird über die Dimensionsschnittstelle hergestellt. Jede Dimension besitzt mindestens eine Dimensionsschnittstelle und jede Basiskennzahl steht mit mindestens einer Dimensionsschnittstelle in Beziehung, während eine Dimensionsschnittstelle genau eine Dimension mit einer Basiskennzahl verbindet.

Dimensionsschnittstellen sind durch die Zuordnung von Constraints bzw. Aussagen über die Additivität von Dimensionen näher beschreibbar. Die Verdichtung der Datenwerte entlang der Hierarchien einer Dimension kann additiv, semiadditiv oder nicht additiv sein ([Kurz99, S. 132], [Kimb96]). Beispielsweise sind Bestandskennzahlen entlang der Zeitdimension grundsätzlich semiadditiv, d.h. es können zwar Durchschnittsbildungen aber keine Summationen bei der Aggregation erfolgen. Die *Anzahl der eingeschriebenen Studierenden* ist bezüglich der Dimension *Studienausrichtung* jedoch uneingeschränkt additiv, da sie auf allen Konsolidierungsebenen der assoziierten Dimension durch eine einfache Additionsoperation berechnet werden kann. Klassische Beispiele für nicht additive Kennzahlen sind Durchschnitte bzw. prozentuelle Werte, welche nicht mittels Additionsoperation summiert werden können.

Durch Constraints können außerdem sog. Dimensionslinien modelliert werden [Wiek99, S. 132 f.]. Mit Hilfe von Dimensionslinien läßt sich die Granularität einer Basiskennzahl steuern, indem die für sie geltende niedrigste Hierarchiestufe einer Dimension festgelegt wird. Beispielsweise könnte für die Dimension *Studienausrichtung* (Abbildung 8) und die Kennzahl

Anzahl der eingeschriebenen Studierenden mit der Dimensionslinie *Fachbereich* die Granularität der Kennzahl auf den jeweiligen *Fachbereich* festgelegt werden.¹⁰

5.4.2 Beispiel für die Sicht auf eine Basiskennzahl

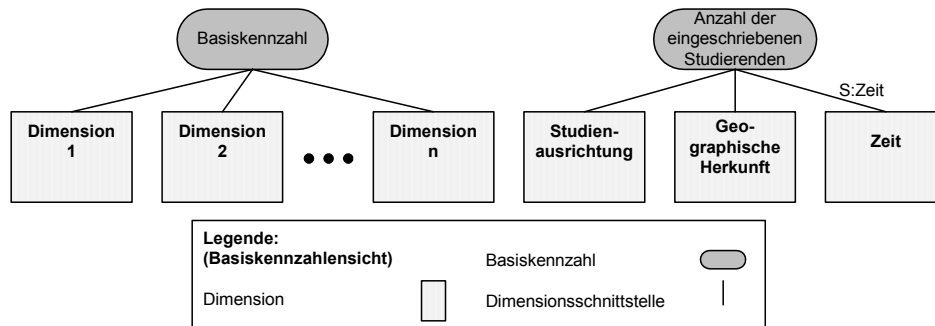


Abb. 13: Sicht auf eine Basiskennzahl

In Abbildung 13 werden der Basiskennzahl *Anzahl der eingeschriebenen Studierenden* über Dimensionsschnittstellen die drei Dimensionen *Studienausrichtung*, *geographische Herkunft* und *Zeit* zugeordnet. Eine derartige Darstellung erlaubt eine kompakte Visualisierung des Zusammenhangs zwischen Basiskennzahlen und Dimensionen, wobei die jeweilige Innensicht der Dimensionen verborgen bleibt.

Die vorliegende Kennzahl ist zudem hinsichtlich der *Zeitdimension* nur eingeschränkt aggregierbar, da es sich um eine Bestandskennzahl mit der impliziten Aggregationsfunktion Summierung handelt. Die Semiaggregierbarkeit (*S*) der Kennzahl wird durch eine Beschriftung der Kante zwischen Dimension und Kennzahl angezeigt, bei der nur eine eingeschränkte Aggregierbarkeit möglich ist. Folglich wird in Abbildung 13 die Kante zwischen *Anzahl der eingeschriebenen Studierenden* und der *Zeitdimension* durch die Angabe von *S:Zeit* präzisiert. Da die Kennzahl hinsichtlich aller Konsolidierungsebenen der übrigen assoziierten Dimensionen (*Studienausrichtung* und *geographische Herkunft*) durch eine einfache Additionsoperation uneingeschränkt berechnet werden kann, werden diese Kanten nicht weiter beschriftet.

Abbildung 14 hingegen erweitert die Darstellung von Abbildung 13 unter Zuhilfenahme der inneren Strukturierung der beteiligten Dimensionen.

10. Verbindet man gedanklich die Ebenen der jeweils feinsten Granularität je Dimension miteinander, ergibt sich die sog. maximale Dimensionslinie einer Kennzahl. Sie gibt an, bis zu welcher Detaillierung eine Kennzahl hinsichtlich aller ihrer Dimensionen für Analysen zur Verfügung steht.

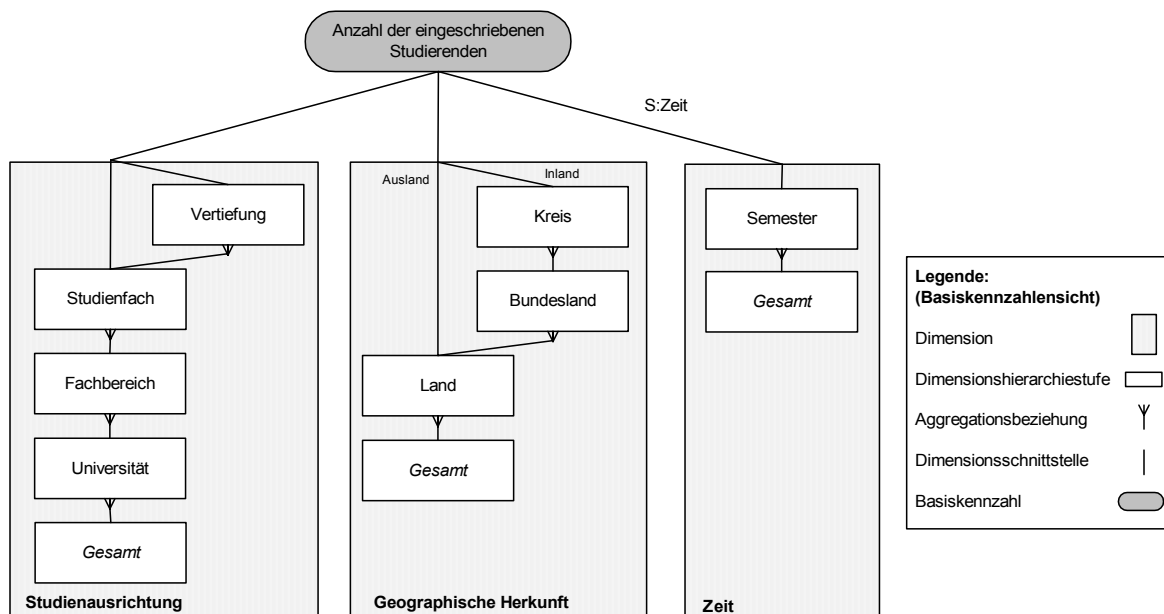


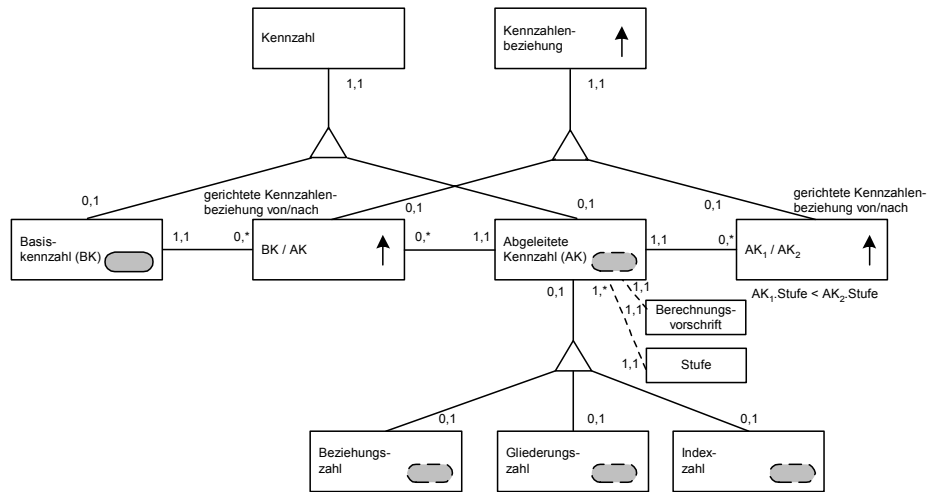
Abb. 14: Erweiterte Sicht auf eine Basiskennzahl

5.5 Sicht auf das Kennzahlensystem

Nach einer kurzen Vorstellung des Meta-Modells für die Sicht auf das Kennzahlensystem wird dieses anhand eines Praxisbeispiels verdeutlicht.

5.5.1 Meta-Modell für die Sicht auf das Kennzahlensystem

Im folgenden soll der Zusammenhang zwischen den Kennzahlen eines multidimensionalen Schemas betrachtet werden (vgl. Abbildung 15). Dabei wird die Verbindung der Kennzahlen zu Dimensionen zunächst vernachlässigt, d.h. die untersuchten Kennzahlen können durchaus Bestandteil mehrerer Hyperwürfel sein. Isolierte Kennzahlen haben in der Regel geringe Aussagekraft, so daß man sich normalerweise auf eine Zusammenstellung in sogenannten Kennzahlensystemen konzentriert. Diese umfassen zwei oder mehr betriebswirtschaftliche Kennzahlen, die in rechentechnischer Verknüpfung oder in einem Systematisierungszusammenhang zueinander stehen und die Informationen über einen oder mehrere betriebswirtschaftliche Tatbestände beinhalten [Meye94, S. 9]. Häufig wird lediglich gefordert, daß Kennzahlensysteme ein hierarchisch aufgebautes Beziehungsgefüge ausgewählter Kennzahlen darstellen [Bram90, S. 340]. Weiterhin wird bei einem Kennzahlensystem nicht zwangsläufig vorausgesetzt, daß alle Kennzahlen zu einer einzigen Spitzenkennzahl verdichtbar sind. Dabei lassen sich Basis- und abgeleitete Kennzahlen unterscheiden. Den Hauptanteil abgeleiteter Kennzahlen stellen Verhältniszahlen dar, auch als relative Kennzahlen bezeichnet, die durch in Beziehung setzen zweier hierarchisch untergeordneten Kennzahlen entstehen. Es können drei verschiedene Typen differenziert werden (vgl. [Stae67, S. 64-65]): Gliederungszahlen, Beziehungszahlen und Indexzahlen. Gliederungszahlen setzen eine Teilgröße zu einer Gesamtgröße ins Verhältnis.



Stufe = 1,...,n
 K = Menge der Kennzahlen
 $K' = \{k \in K \mid \text{ak.Stufe} > 0 \wedge \text{ak.Stufe} < n\}$
 $KB(a,b)$ Kennzahlenbeziehung von a nach b
 $r.\text{Stufe}$ Zugriffsoperator auf die Eigenschaft Stufe von r
 wobei $a,b,r \in K$

Integritätsbedingungen:

$\forall x \in K': \exists y \in K : KB(y, x) \wedge y.\text{Stufe} < x.\text{Stufe}$

Abb. 15: Meta-Modell für das Kennzahlensystem

Dagegen stellen Beziehungszahlen gleichwertige inhaltliche aber ungleichartige statistische Masse in einen logisch sinnvollen Zusammenhang. Indexzahlen weisen die Verhältnisse gleichartiger aber zeitlich oder örtlich verschiedener Zahlen zu einer Basiszahl aus. Abgeleitete Kennzahlen werden durch Berechnungsvorschriften aus anderen Basis- bzw. abgeleiteten Kennzahlen ermittelt, wobei gegebenenfalls eine mehrstufige Anordnung der verknüpften Kennzahlen möglich ist. Der Zusammenhang zwischen den jeweils verbundenen Kennzahlen wird durch eine gerichtete Kennzahlenbeziehung visualisiert. Eine Kennzahlenbeziehung verbindet entweder genau eine Basis- mit einer abgeleiteten Kennzahl oder zwei abgeleitete Kennzahlen. Über die im Meta-Modell hinterlegte Integritätsbedingung wird sichergestellt, daß abgeleitete Kennzahlen auf einer höheren Berechnungsstufe nicht isoliert im Kennzahlensystem stehen können (vgl. Abbildung 15). Aus Sicht der Graphentheorie bildet ein Kennzahlensystem einen endlichen gerichteten Graphen, aber nicht zwangsläufig eine Baumstruktur.

Nicht alle der in einem Schema enthaltenen Basiskennzahlen müssen explizit Bestandteil eines Kennzahlensystems sein. Vielmehr können sie, wenn keine sinnvolle technische oder systematische Verknüpfung möglich ist, durchaus auch isoliert neben in Kennzahlensystemen enthaltenen Kennzahlen stehen.

5.5.2 Beispiel für die Sicht auf das Kennzahlensystem

Die geschilderten Zusammenhänge in der Sicht auf ein Kennzahlensystem sollen im folgenden anhand von zwei Beispielen verdeutlicht werden.

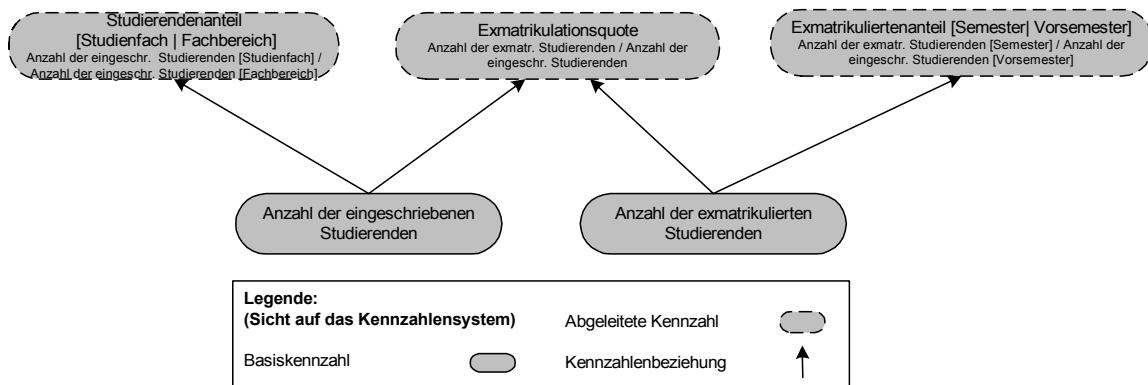


Abb. 16: Sicht auf das Kennzahlensystem

Das Kennzahlensystem in Abbildung 16 umfaßt zwei Berechnungsstufen. Auf der ersten Berechnungsstufe stehen die beiden Basiskennzahlen *Anzahl der eingeschriebenen Studierenden* und *Anzahl der exmatrikulierten Studierenden*. Mit Hilfe dieser zwei Basiskennzahlen werden drei abgeleitete Kennzahlen auf Berechnungsstufe zwei gebildet. Jeder abgeleiteten Kennzahl ist die zugrundeliegende Berechnungsvorschrift in Abbildung 16 zugeordnet. Die *Exmatrikulationsquote* ist ein Beispiel für eine Beziehungszahl, da hier ungleichartige statistische Massen (*Anzahl der eingeschriebenen Studierenden* und *Anzahl der exmatrikulierten Studierenden*) in einen sinnvollen Gesamtzusammenhang gestellt werden. Hingegen handelt es sich beim *Studierendenanteil* um eine Gliederungszahl, die eine Teilgröße (*Anzahl der eingeschriebenen Studierenden bezogen auf Studienfächer*) zu einer Gesamtgröße (*Anzahl der eingeschriebenen Studierenden bezogen auf Fachbereiche*) in Beziehung setzt. Dabei wurde die betrachtete Kennzahl durch die Zuordnung von Hierarchiestufen der Dimension *Studienausrichtung* in eckigen Klammern (*Studienfach*, *Fachbereich*) eingeschränkt. Beim *Exmatrikuliertenanteil* liegt eine Indexzahl vor, da dabei gleichartige aber zeitliche verschiedene Zahlen in Beziehung gesetzt werden (*Anzahl der exmatrikulierten Studierenden bezogen auf ein Semester* und das zugehörige *Vorsemester*).

Ein klassisches betriebswirtschaftliches Kennzahlensystem ist das DuPont-Kennzahlensystem zur Berechnung des *Return on Investment (ROI)* ([Baum88, S. 125][Kuep95, S. 327][Horv94, S. 557]). Bereits im Jahre 1920 wurde dieses Kennzahlensystem zur Steuerung einer dezentralen Geschäftsbereichsorganisation von einem amerikanischen Chemiekonzern eingesetzt [BeHa95, S. 67].

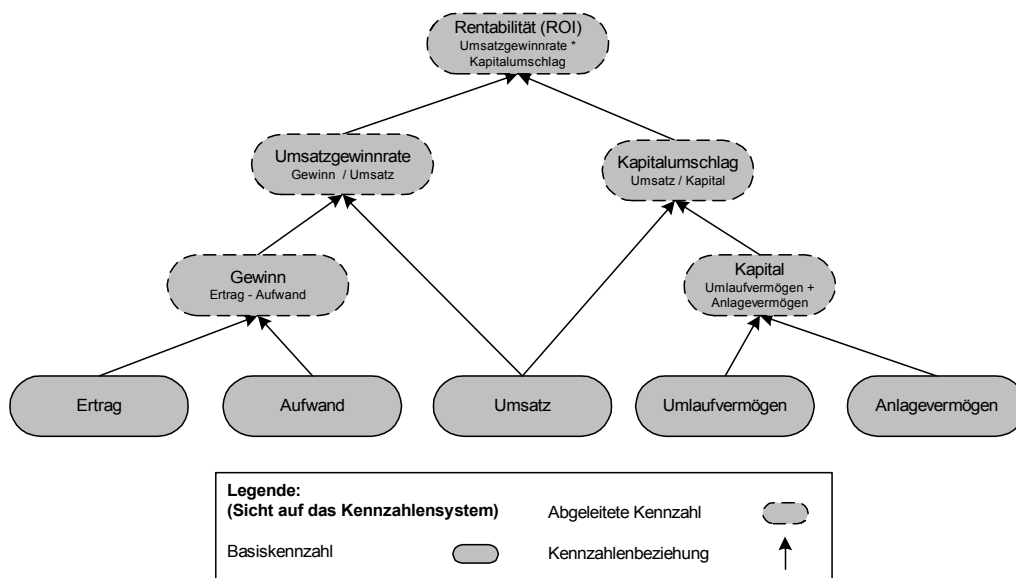


Abb. 17: Sicht auf das DuPont-Kennzahlensystem
 (in Anlehnung an [Holt98b, S. 28])

Abbildung 17 enthält eine vereinfachte vierstufige Fassung des DuPont-Kennzahlensystems. Die dargestellten Basiskennzahlen Ertrag, Aufwand, Umsatz, Umlauf- und Anlagevermögen lassen sich grundsätzlich weiter aufgespalten. Das DuPont-System nutzt zur logischen Herleitung seiner Kennzahlen definitionslogische Beziehungen und mathematische Umformungen [Kuep95, S. 326]. Mit einer derartigen Form der Entwicklung eines Kennzahlensystems kann der höchste Grad an Geschlossenheit erreicht werden. In einem Kennzahlensystem können mathematische Umformungen durch eine multiplikative oder additive Verknüpfung genutzt werden. Beispielsweise entsteht die Kennzahl *Gewinn* durch Subtraktion des *Aufwands* vom *Ertrag* und *Kapital* durch Addition von *Anlage-* und *Umlaufvermögen*. Die *Umsatzgewinnrate* und der *Kapitalumschlag* entstehen durch Erweiterung von Zähler und Nenner des *ROI* um die Größe *Umsatz*. Dies bedeutet für die *Umsatzgewinnrate* und den *Kapitalumschlag* eine multiplikative Verknüpfung zum *ROI*. Sowohl bei der *Umsatzgewinnrate* als auch beim *Kapitalumschlag* liegen somit Beziehungszahlen vor, da sich bei ihnen Zähler und Nenner auf verschiedenartige Größen beziehen.

5.6 Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur

Im folgenden wird zunächst die Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur erläutert. Anschließend werden noch einmal die wesentlichen Zusammenhänge anhand eines Beispiels aus dem universitären Umfeld aufgezeigt.

5.6.1 Meta-Modell für die Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur

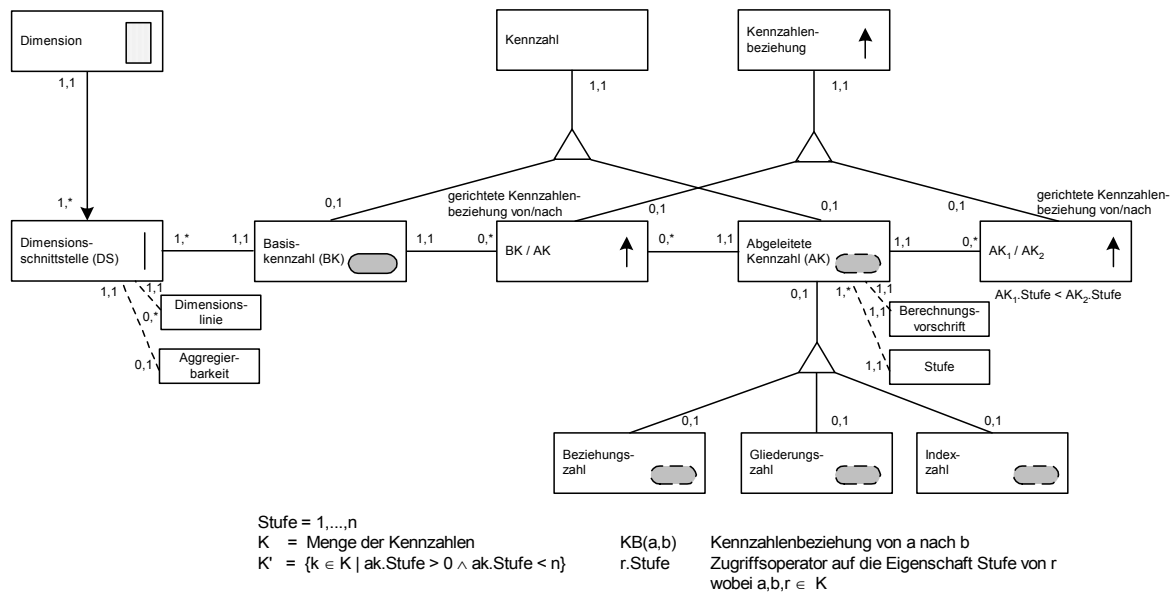


Abb. 18: Meta-Modell für die Datenstruktursicht

Die Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur enthält alle Informationen über einen Hyperwürfel des multidimensionalen Modells. Ein Hyperwürfel besteht aus der Kombination von Kennzahlen und zugehöriger Dimensionen. Die Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur entsteht aus der Integration der Sicht auf eine Basiskennzahl und aller direkt von dieser Basiskennzahl abgeleiteten Kennzahlen, wobei sich aber alle betrachteten Kennzahlen auf dieselben Dimensionen beziehen müssen. Für eine ausführliche Erläuterung des verwendeten Meta-Modells vgl. Abschnitt 5.4 (Sicht auf eine Basiskennzahl) und Abschnitt 5.5 (Sicht auf ein Kennzahlensystem).

5.6.2 Beispiel für die Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur

Abbildung 19 zeigt ein Anwendungsbeispiel für die Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur. Hierzu wird das Beispiel aus Abbildung 13 geeignet erweitert. Neben Basiskennzahlen sind nun auch alle abgeleiteten Kennzahlen enthalten, die sich auf dieselbe Menge von Dimensionen beziehen. Zwischen den Kennzahlen *Anzahl der eingeschriebenen Studierenden*, *Studierendenanteil[Studienfach|Fachbereich]* und *Studierendenanteil[Semester|Vorsemester]* und den drei Dimensionen *Studienausrichtung*, *Zeit* und *geographische Herkunft* besteht eine enge Beziehung, da diese Dimensionen analyserelevante Auswertungsrichtungen für die genannten Kennzahlen darstellen. Bei der Kennzahl *Studierendenanteil[Studienfach|Fachbereich]* liegt eine Gliederungszahl vor. Hingegen stellt der *Studierendenanteil[Semester|Vorsemester]* eine Indexzahl dar. Abbildung 19 zeigt eine kompakte Darstellung der Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur, bei der die interne Strukturierung nicht weiter betrachtet wird.

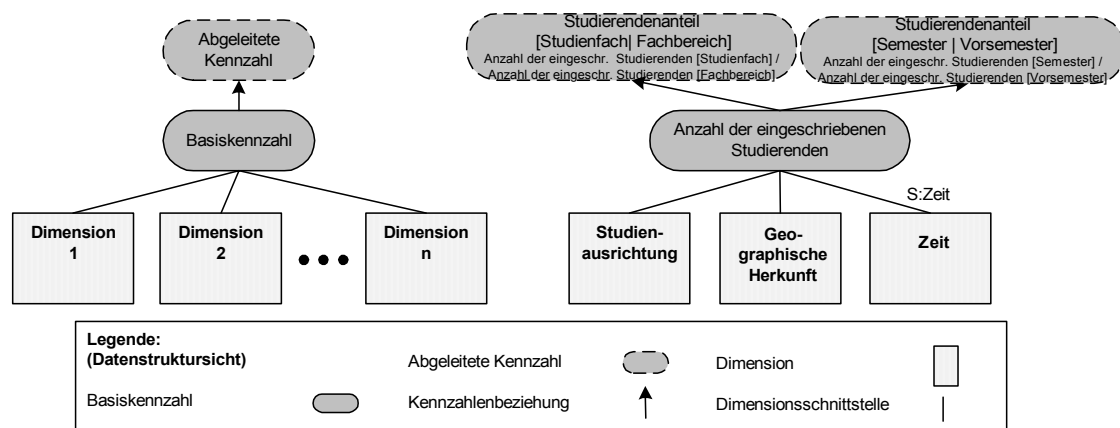


Abb. 19: Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur

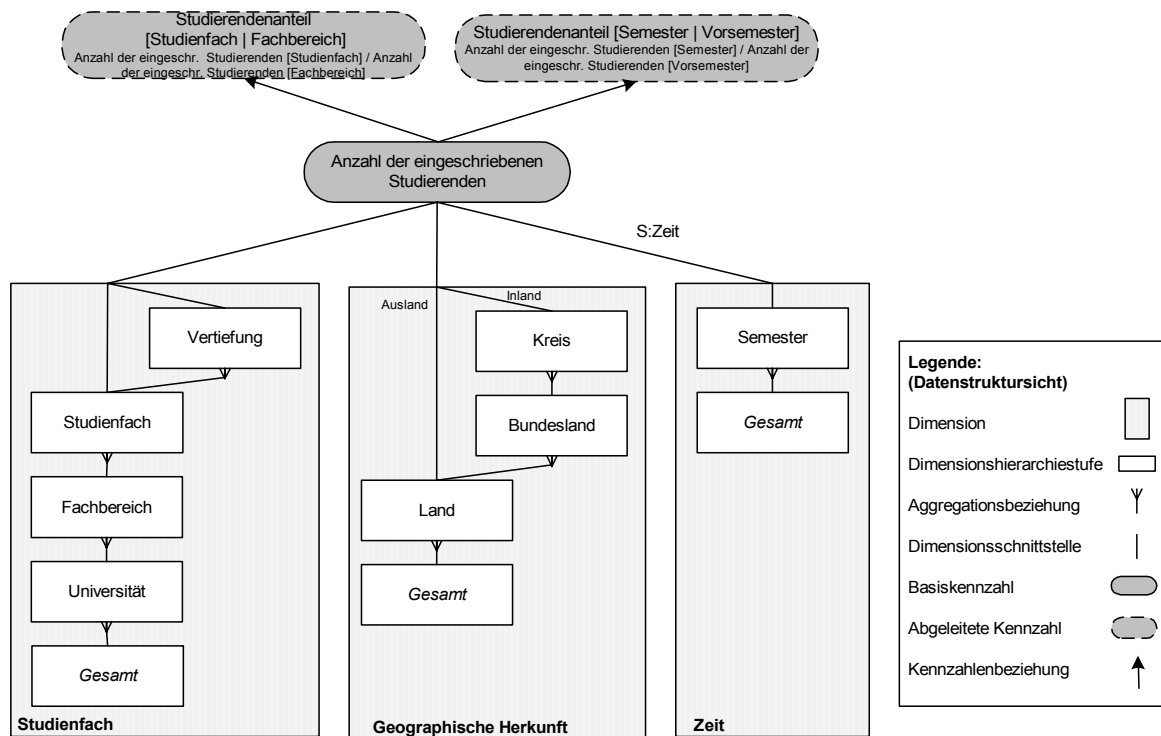


Abb. 20: Erweiterte Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur

Abbildung 20 zeigt eine erweiterte Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur, bei der die Innensicht der beteiligten Dimensionen offengelegt ist. Die Kopplung zwischen Dimensionshierarchiestufen und den jeweiligen Basiskennzahlen erfolgt dabei über Dimensionsschnittstellen.

5.7 Integrierte Gesamtsicht multidimensionaler Datenstrukturen

Die integrierte Gesamtsicht multidimensionaler Datenstrukturen umfaßt alle bereits eingeführten Sichten. Nach einer kurzen Beschreibung der integrierten Gesamtsicht, wird diese anhand eines Beispiels weiter verdeutlicht.

5.7.1 Meta-Modell für die integrierte Gesamtsicht

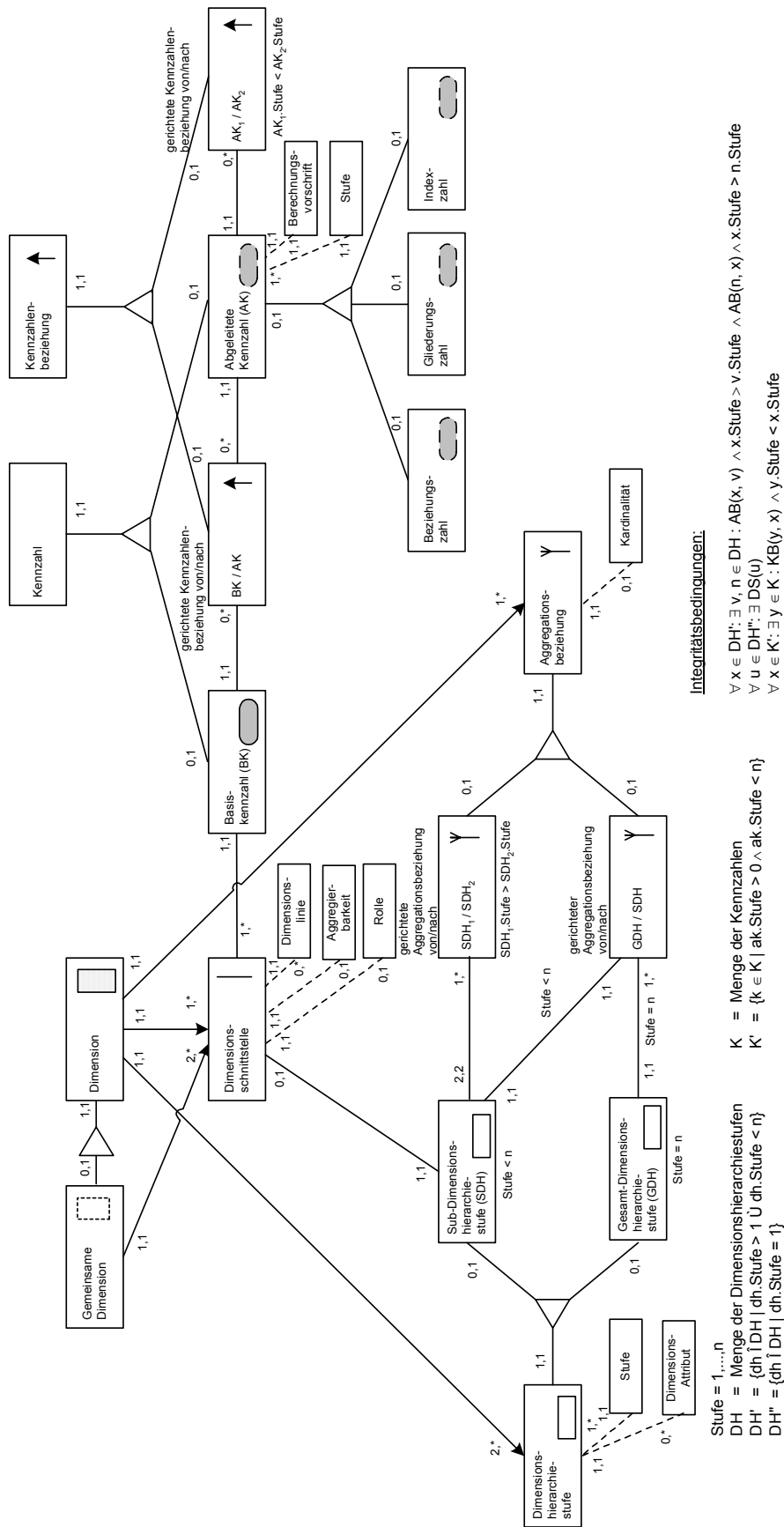


Abb. 21: Meta-Modell für die integrierte Gesamtsicht

Das Meta-Modell für die integrierte Gesamtsicht vereint alle Informationen über ein multidimensionales Datenmodell. Die in den Abschnitten 5.3 (Dimensionsicht), 5.4 (Sicht auf eine Basiskennzahl), 5.5 (Sicht auf ein Kennzahlensystem) und 5.6 (Sicht auf eine multidimensionale Datenstruktur) beschriebenen Teil-Meta-Modelle stellen Projektionen auf das integrierte Meta-Modell in Abbildung 21 dar. Die dabei vorgenommene Sichtenbildung erfolgte aus Gründen der Komplexitätsbewältigung [Sinz97a, S. 876].

Mit Hilfe einer integrierten Gesamtsicht kann zusätzlich ein expliziter Zusammenhang zwischen den verschiedenen multidimensionalen Datenstrukturen (Hyperwürfeln) hergestellt werden. Hyperwürfel können immer dann zueinander in Beziehung gesetzt werden, wenn sie mindestens eine Dimension gemeinsam haben.¹¹ Während sich Dimensionen immer auf wenigstens eine Basiskennzahl beziehen müssen, wird für deren Spezialfall einer gemeinsamen Dimension eine Verbindung zu mindestens zwei Basiskennzahlen gefordert (vgl. Abbildung 21). Damit wird auch die Existenzberechtigung eines eigenständigen Hyperwürfels deutlich: Er muß sich zumindestens in einer Dimension von einem anderen Hyperwürfel unterscheiden. Mögliche Auswertungsdimensionen abgeleiteter Kennzahlen können damit, gegebenenfalls mehrstufig, durch Vereinigung der Dimensionen vorgelagerter Kennzahlen ermittelt werden.

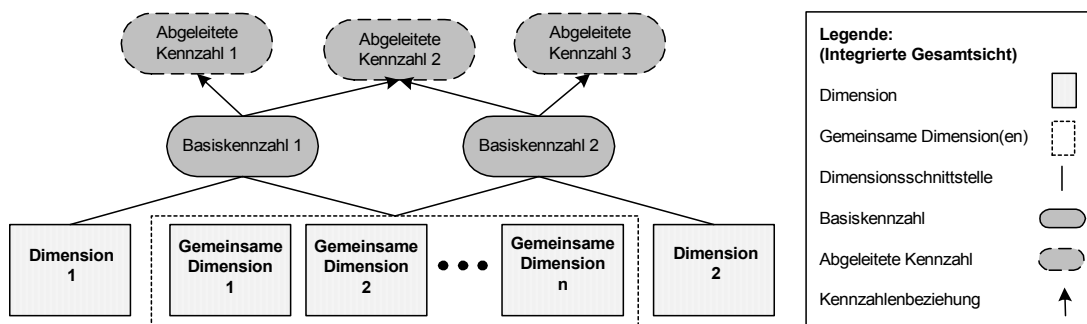


Abb. 22: Integrierte Gesamtsicht

Abbildung 22 zeigt noch einmal abstrakt den Zusammenhang zwischen den geschilderten Bausteinen auf.

11. Da in Data Warehouse-Modellen fast zwangsläufig eine Historisierung der Datenwerte über eine Zeitdimension vorgenommen wird, ist die oben genannte Voraussetzung für die Kombination von Hyperwürfel meist implizit erfüllt.

5.7.2 Beispiel für die integrierte Gesamtsicht multidimensionaler Datenstrukturen

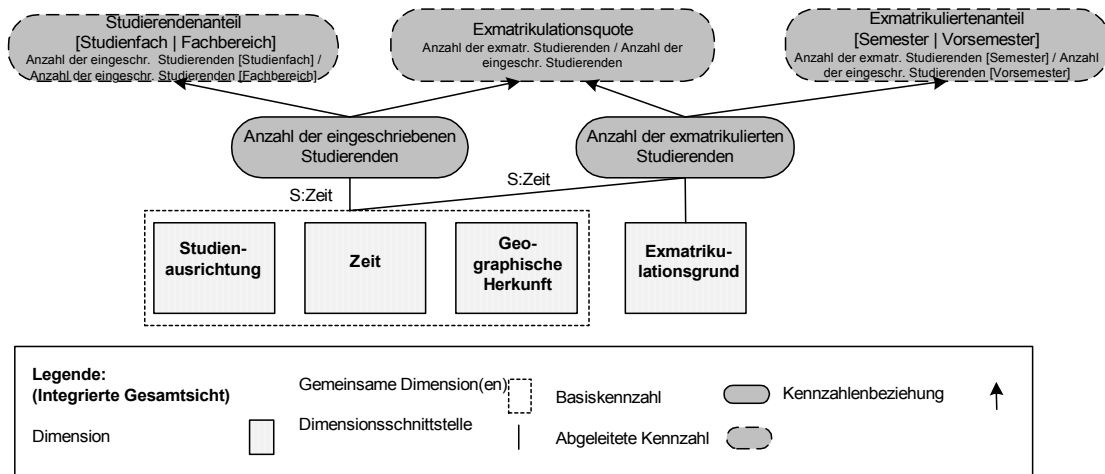


Abb. 23: Integrierte Gesamtsicht (Beispiel)

Abbildung 23 zeigt den Zusammenhang zwischen zwei voneinander unabhängigen Hyperwürfeln auf. Der erste Hyperwürfel besitzt die drei Dimensionen *Studienausrichtung*, *Zeit* und *geographische Herkunft*, sowie die Kennzahlen *Anzahl der eingeschriebenen Studierenden* und *Studierendenanteil [Studienfach|Fachbereich]*. Hingegen enthält der zweite Hyperwürfel die vier Dimensionen *Studienausrichtung*, *Zeit*, *geographische Herkunft* und *Studienabschluss*, sowie die Kennzahlen *Anzahl der exmatrikulierten Studierenden* und *Exmatrikuliertenanteil [Semester|Vorsemester]*. Die beiden multidimensionalen Strukturen haben die drei Dimensionen *Studienausrichtung*, *Zeit* und *geographische Herkunft* gemeinsam, was in Abbildung 23 explizit visualisiert ist. Das Beispiel enthält weiterhin die abgeleitete Kennzahl *Exmatrikulationsquote*, die durch eine Berechnungsformel aus den zwei Basis Kennzahlen der beteiligten Hyperwürfel ermittelt wird. Diese Kennzahl kann bezüglich aller Dimensionen der beiden Hyperwürfel ausgewertet werden. Für die übrigen Kennzahlen stellen lediglich die Dimensionen ihres jeweils zugeordneten Hyperwürfels geeignete Auswertungsmöglichkeiten zur Verfügung.

Während Abbildung 23 eine kompakte Darstellung der integrierten Gesamtsicht liefert, zeigt Abbildung 24 zusätzlich die Innensicht der beteiligten Dimensionen.

Eine Übersicht über alle im multidimensionalen Datemodell zur Visualisierung verwendeten Modellbausteine und der zugehörigen Beziehungen werden noch einmal in Abbildung 25 im Anhang aufgezeigt.

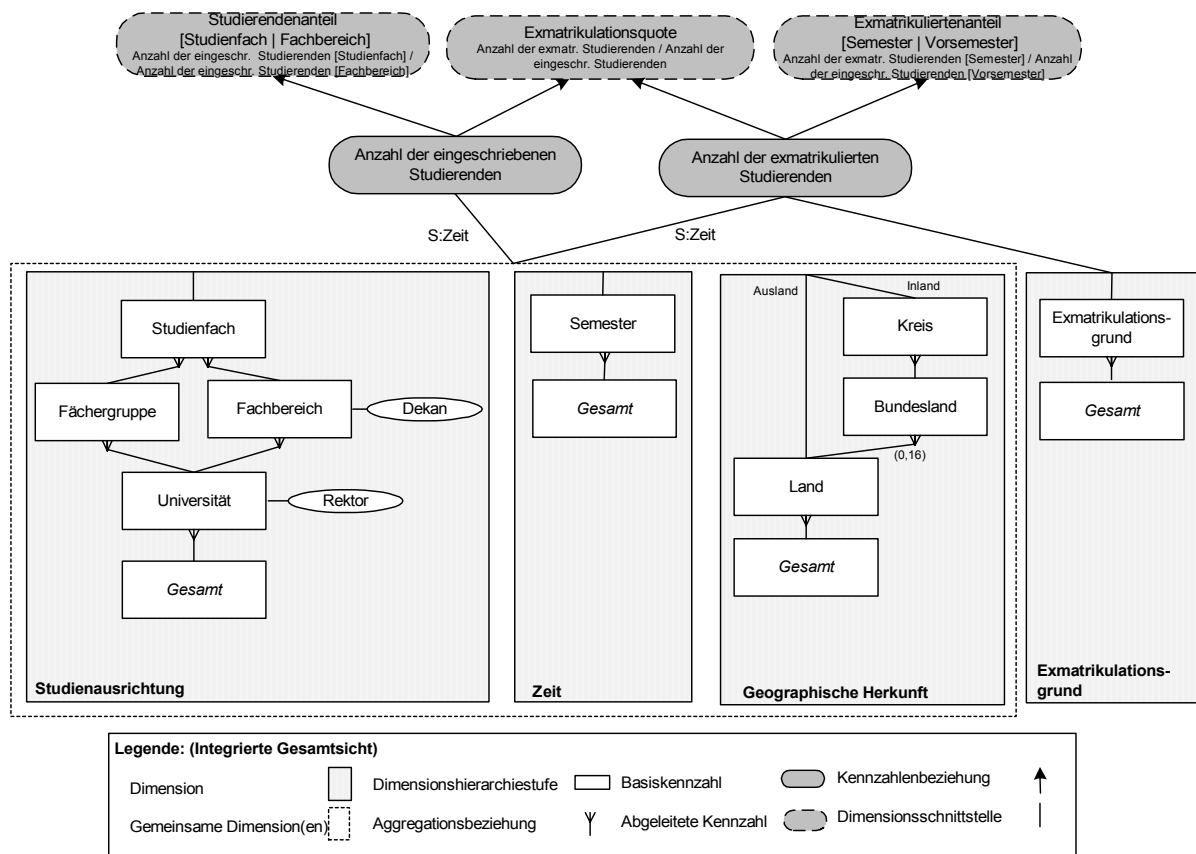


Abb. 24: Integrierte Gesamtsicht (Beispiel in erweiterter Darstellung)

6 Zusammenfassung und Ausblick

Herkömmliche logische Modellierungsansätze im OLAP- und Data Warehouse-Umfeld, wie z.B. Star und Snowflake Schema, wurden für das relationale Datenbankmodell geschaffen und erlauben keine rein konzeptuelle Betrachtung des zugrunde liegenden Modellierungsproblems. Das vorgestellte *Semantische Data Warehouse Modell (SDWM)* adressiert diese Problemstellung und bietet einen konzeptuellen, semantischen Modellierungsansatz für die Erstellung multidimensionaler Datenstrukturen. Anhand eines integrierten Meta-Modells wurden Sichten und korrespondierende Modellierungsbausteine auf multidimensionale Datenstrukturen aufgezeigt. Modellierungsbeispiele aus dem universitären Umfeld dienen zur Veranschaulichung des vorgestellten Modellierungsansatzes.

SDWM bietet eine Reihe von Vorteilen gegenüber herkömmlichen Modellierungsansätzen, die eine adäquate Modellierung multidimensionaler Datenstrukturen ermöglichen. Die Begrifflichkeiten des konzeptuellen Modells sind an den Fachtermini der multidimensionalen Modellierung ausgerichtet. Eine explizite Bildung von Sichten trägt zur Komplexitätsbewältigung bei. Weiterhin werden Zusammenhänge zwischen Kennzahlen explizit dargestellt. Außerdem erfolgt bei der Modellierung multidimensionaler Datenstrukturen eine explizite Trennung zwi-

schen Struktur und Inhalt. Durch eine strikte Unterscheidung zwischen fachlichen und implementierungsspezifischen Aspekten ist das erstellte konzeptuelle Datenmodell unabhängig vom jeweiligen Zieldatenbanksystem auf der logischen Ebene.

Die vorliegende Arbeit führte in die Grundkonzepte von *SDWM* anhand eines integrierten Meta-Modells ein. Die vorgestellten Konzepte sind um eine detaillierte Beschreibung eines Vorgehensmodells bei der Entwicklung konzeptueller Datenschemata für multidimensionale Datenstrukturen zu ergänzen ([BoU199a][BoU199b]). Hierbei spielt die Anwendung von heuristischen Modellierungswissen in Form von Mustern eine entscheidende Rolle. Durch die Einbettung in eine geschäftsprozeßorientierte Vorgehensweise wird eine an den Unternehmenszielen ausgerichtete Entwicklung von multidimensionalen Datenschemata möglich [BoU100b]. Dabei sind auch Regeln für eine Transformation des erstellten konzeptuellen Modells in eine logische und physische Repräsentationsform zu berücksichtigen.

Weiterhin kann die Akzeptanz von *SDWM* durch die Entwicklung eines computergestützten Modellierungswerkzeugs verbessert werden, das eine explizite Prüfung von Konsistenz und Vollständigkeit bei der Erstellung multidimensionaler Modelle ermöglicht.

7 Literatur

- AgGS97 Agrawal, R.; Gupta, A.; Sarawagi, S.: Modeling Multidimensional Databases, Research Report, IBM Almaden Research Center, 1997.
- AnMu97 Anahory, S.; Murray, D.: Data Warehouse - Planung, Implementierung und Administration, Addison-Wesley, Bonn, 1997.
- Baum88 Baumbusch, R.: Normativ-deskriptive Kennzahlen-Systeme im Management, Frankfurt, 1988.
- BeHa95 Bea, F.X.; Haas, J.: Strategisches Management, Fischer, Stuttgart, 1995.
- BSHD98a Blaschka, M.; Sapia, C.; Höfling, G.; Dinter, B.: Finding Your Way through Multidimensional Data Models, in: Proceedings of the 9th International Workshop on Database and Expert Systems Applications (DEXA'1998, Wien, Österreich, 24.-28. August), IEEE Computer Society Press, 1998, S. 198-203.
- BSHD98b Blaschka, M.; Sapia, C.; Höfling, G.; Dinter, B.: An overview of multidimensional data models for OLAP, Technical Report, <http://www.forwiss.tu-muenchen.de/~system42/publications/techreport.pdf>.
- Bott93 Botta, V.: Kennzahlensysteme als Führungsinstrumente: Planung, Steuerung und Kontrolle der Rentabilität im Unternehmen, 4. Auflage, Berlin, 1993.
- BoUI99a Böhnlein, M.; Ulbrich-vom Ende, A.: Using the Conceptual Data Models of the Operational Information Systems for the Construction of Initial Data Warehouse Structures, Modellierung betrieblicher Informationssysteme (MobIS 1999, Bamberg, 14.-15. Oktober), 1999, S. 66-82.
- BoUI99b Böhnlein, M.; Ulbrich-vom Ende, A.: Deriving Initial Data Warehouse Structures from the Conceptual Data Models of the Underlying Operational Information Systems, Proceedings of the ACM Second International Workshop on Data Warehousing and OLAP (DOLAP 1999, Kansas City, 6. November), 1999, S. 15-21.
- BoUI00a Böhnlein, M.; Ulbrich-vom Ende, A.: Grundlagen des Data Warehousing: Modellierung und Architektur, Bamberger Beiträge zur Wirtschaftsinformatik Nr. 55, Bamberg, Februar 2000.
- BoUI00b Böhnlein, M.; Ulbrich-vom Ende, A.: CEUS - Ein Data-Warehouse-System für die bayerischen Hochschulen - Architektur - Vorgehensweise - Modellierung, Workshop MSS-2000 "Modellierungsansätze zum Aufbau von Data Warehouse-Anwendungen", (MSS-2000, Bochum, 23.-24. März), 2000.
- Bram90 Bramseman, R.: Handbuch Controlling, Methoden und Techniken, Hanser, München, 1990.
- Bulo96 Bulos, D.: A New Dimension, in: Database Programming & Design, Vol. 9, No. 6, Juni 1996, S. 33-38.

- BuFo98 Bulos, D.; Forsman, S.: Getting Started with ADAPT - OLAP Database Design, Symmetry Corporation, 1998.
- EhHe98 Ehrenberg, D.; Heine, P.: Konzept zur Datenintegration für Management Support Systeme auf der Basis uniformer Datenstrukturen, in: Wirtschaftsinformatik, 6/1998, S. 503-512.
- FeSi98 Ferstl, O.K.; Sinz, E.J.: Grundlagen der Wirtschaftsinformatik, 3. vollständig überarbeitete und erweiterte Auflage, Oldenbourg, München, 1998.
- GaGl97 Gabriel, R.; Gluchowski, P.: Semantische Modellierungstechniken für multidimensionale Datenstrukturen, in: HMD - Praxis der Wirtschaftsinformatik, Heft 195, 34. Jahrg., Mai 1997, S. 18-37.
- GoMR98 Golfarelli, M.; Maio, D.; Rizzi, S.: Conceptual Design of Data Warehouses form E/R Schemes, Proceedings of the Hawaii International Conference on System Sciences (HICS 1998, Kona, Hawai, 6.-9. Januar), 1998.
- Holt97 Holthuis, J.: Modellierung multidimensionaler Daten - Modellierungsaspekte und Strukturkomponenten, Arbeitsbericht des Lehrstuhls für Informationsmanagement und Datenbanken, European Business School, Oestrich-Winkel, 1997.
- Holt98a Holthuis, J.: Multidimensionale Datenstrukturen - Modellierung, Strukturkomponenten, Implementierungsaspekte, in: Muksch, H.; Behme, W. (Hrsg.): Das Data Warehouse-Konzept - Architektur - Datenmodelle - Anwendungen, 3. Auflage, Gabler, 1998, S. 143-193.
- Holt98b Holthuis, J.: Der Aufbau von Data Warehouse-Systemen - Konzeption - Datenmodellierung - Vorgehen, DUV Verlag, Wiesbaden, 1998.
- Horv94 Horvath, P.: Controlling, 5. Auflage, München, 1994.
- Info98 Informix: Warehouse Manager's Guide - MetaCube ROLAP Option for Informix Dynamic Server, Informix, 1998.
- Kena95 Kenan Technologies: An Introduction to Multidimensional Database Technology, White Paper, Kenan Technologies, 1995.
- Kimb96 Kimball, R.: The Data Warehouse Toolkit - Practical Techniques for Buidling Dimensional Data Warehouses, Wiley & Sons, 1996.
- Kuep95 Küpper, H.-U.: Controlling - Konzeption, Aufgaben und Instrumente, Schäffer-Poeschel, Stuttgart, 1995.
- Kurz99 Kurz, A.: Data Warehousing - Enabling Technology, MITP, Bonn, 1999.
- MaDL87 Mayr, H.C.; Dittrich, K.R.; Lockemann, P.C.: Datenbankentwurf, in (Hrsg: Lockemann, P.C.; Schmidt, J.W.): Datenbankhandbuch, Springer, Heidelberg, 1987, S. 481-557.
- McGu96 McGuff, F.: Hitchhiker's Guide to Decision Support, <http://members.aol.com/fmcguff/dwmodel/frtoc.htm>.

- Meye94 Meyer, C.: Betriebswirtschaftliche Kennzahlen und Kennzahlen-Systeme, 2. Auflage, Stuttgart, 1994.
- Oehl00 Oehler, K.: OLAP - Grundlagen, Modellierung und betriebswirtschaftliche Lösungen, Hanser, München, 2000.
- OtWi93 Ottmann, T.; Widmeyer, P.: Algorithmen und Datenstrukturen, 2. Auflage, Spektrum, Heidelberg, 1993.
- PeCr95 Pendse, N.; Creeth, R.: Synopsis of the OLAP Report, Business Intelligence, 1995, <http://www.busintel.com>.
- PeMa88 Peckham, J.; Maryanski, F.: Semantic Data Models, ACM Computing Surveys, Vol. 20, No. 3, September 1988, S. 153-189.
- Pilot98 Pilot Software: A Introduction to OLAP Multidimensional Terminology and Technology, White Paper, Pilot Software, <http://www.pilotsw.com/olap/olap.htm>.
- Poe96 Poe, V.: Building a Data Warehouse for Decision Support, Prentic Hall, New Jersey, 1996.
- Rade95 Raden, N.: Star Schema 101, <http://members.aol.com/nraden/str.htm>.
- Rade96 Raden, N.: Modeling the Data Warehouse, http://members.aol.com/iw0196_1.htm.
- Reic95 Reichmann, T.: Controlling mit Kennzahlen und Managementberichten: Grundlagen einer systemgestützten Controlling-Konzeption, 4. Auflage, München, 1995.
- Ruf97 Ruf, T.: Scientific & Statistical Databases - Datenbankeinsatz in der multidimensionalen Datenanalyse, Vieweg, Wiesbaden, 1997.
- SAP97 SAP AG: Business Information Warehouse - Technology, White Paper, SAP AG, 1997.
- SAP98a SAP AG: Data Modeling with BW - ASAP for BW Accelerator, Business Information Warehouse Online Support Center, 1998.
- Sche99 Schelp, J.: Konzeptionelle Modellierung mehrdimensionaler Datenstrukturen, in: Chamoni, P.; Gluchowski, P. (Hrsg.): Analytische Informationssysteme - Data Warehouse, On-Line Analytical Processing, Data Mining, 2. Auflage, Springer, Berlin, 1999.
- Shos82 Shoshani, A.: Statistical Databases: Characteristics, Problems and some Solutions, in: Proceedings of the 8th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB 1982, Mexico City, Mexico, 8.-10. Sept.), 1982, S. 208-222.
- SiBU99 Sinz, E.J.; Böhnlein, M.; Ulbrich-vom Ende, A.:Konzeption eines Data Warehouse-Systems für Hochschulen, Workshop "Unternehmen Hochschule" (Informatik '99, 29. Jahrestagung der Gesellschaft für Informatik, Paderborn, 5.-9. Oktober),1999, S. 111 - 124.
- Sieg92 Siegwart, H.: Kennzahlen für die Unternehmensführung, 4. Auflage, Bern, 1992.

- Sinz96 Sinz, E.J.: Ansätze zur fachlichen Modellierung betrieblicher Informationssysteme - Entwicklung, aktueller Stand und Trends, in: Heilmann, H.; Heinrich, L.J.; Roithmayr, F. (Hrsg.): Information Engineering, Oldenbourg, München, 1996.
- Sinz97a Sinz, E.J.: Architektur betrieblicher Informationssysteme, In: Rechenberg, P.; Pomberger, G. (Hrsg.): Handbuch der Informatik, Hanser-Verlag, München 1997, S. 875-887.
- Sinz97b Sinz, E.J.: Architektur betrieblicher Informationssysteme, Bamberger Beiträge zur Wirtschaftsinformatik, Nr. 40, Bamberg, 1997.
- Sinz98 Sinz, E.J.: Universitätsprozesse, In: Küpper, H.-U.; Sinz, E.J. (Hrsg.): Gestaltungskonzepte für Hochschulen. Effizienz, Effektivität, Evolution, Schäffer-Poeschel, Stuttgart, 1998, S. 13 - 57.
- SKMW96 Sinz, E.J.; Krumbiegel, J.; Merten O.; Wagner, W.: Geschäftsprozeß- & Anwendungssystemarchitektur der WU Wien, Teilprojektdokumentation im Projekt WU IS 2000, Bamberg, Juli 1996.
- Stae67 Staehle, W.H.: Kennzahlen und Kennzahlensysteme: Ein Beitrag zur modernen Organisationstheorie, München, 1967.
- TsLo82 Tsichritzis, D.C.; Lochovski, F.H.: Data Models, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1982.
- Voss99 Vossen, G.: Datenbankmodelle, Datenbanksprachen und Datenbankmanagementsysteme, 3. Auflage, Oldenbourg, München, 1999.
- Wiek99 Wieken, J.-H.: Der Weg zum Data Warehouse - Wettbewerbsvorteile durch strukturierte Unternehmensinformationen, Addison-Wesley, München, 1999.
- Wirt99 Wirth, N.: Algorithmen und Datenstrukturen, 5. Auflage, Teubner, Stuttgart, 1999.

8 Anhang

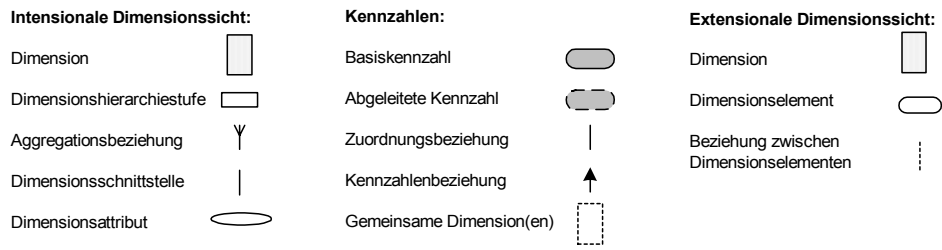


Abb. 25: Symbole der *SDWM*-Notation