Vorlesung Datebanksysteme II im SoSe 2015

Einführung in Data Warehouses

Vorlesung: PD Dr. Peer Kröger

Einführung in Data Warehouses

Übersicht

1 Einleitung

2 Datenmodellierung

3 Anfragebearbeitung

Einführung in Data Warehouses

Übersicht

1 Einleitung

2 Datenmodellierung

3 Anfragebearbeitung

1 Einleitung

Zwei Arten von DB-Anwendungen

- Online Transaction Processing (OLTP)
  - Routinetransaktionsverarbeitung
  - Realisierung des operationalen Tagesgeschäfts wie

    “Buchen eines Flugs”

    “Verarbeitung einer Bestellung”

    “Ein- und Verkauf von Waren”

    …
  - Charakteristik:
    - Arbeitet auf dem jüngsten, aktuellsten Zustand der Daten
    - Änderungstransaktionen (kurze Lese-/Schreibzugriffe)
    - Zugriff auf sehr begrenzte Datenmenge
    - Sehr kurze Antwortzeiten erwünscht (ms-s)
  - OLTP-Datenbanken optimieren typischerweise den logischen und physischen DB-Entwurf hinsichtlich dieser Charakteristik

1 Einleitung

Zwei Arten von DB-Anwendungen (cont.)

- Online Analytical Processing (OLAP)
  - Bilden Grundlage für strategische Unternehmensplanung (Decision Support)
  - Anwendungen wie

    „Entwicklung der Auslastung der Transatlantik-Flüge über die letzten 2 Jahre?“
    „Auswirkungen spezieller Marketingaktionen auf Verkaufszahlen der Produkte?“
    „Voraussichtliche Verkaufszahl eines Produkts im nächsten Monat?“
    …
  - Charakteristik:
    - Arbeitet mit „historischen“ Daten (lange Lesetransaktionen)
    - Zugriff auf sehr große Datenmengen
    - Meist Integration, Konsolidierung und Aggregation der Daten
    - Mittlere Antwortzeiten akzeptabel (s-min)
  - OLAP-Datenbanken optimieren typischerweise den logischen und physischen DB-Entwurf hinsichtlich dieser Charakteristik

1 Einleitung

Zwei Arten von DB-Anwendungen (cont.)

- OLTP- und OLAP-Anwendungen sollten nicht auf demselben Datenbstand ausgeführt werden
  - Unterschiedliche Optimierungsziele beim Entwurf
  - Komplexe OLAP-Anfragen könnten die Leistungsfähigkeit der OLTP-Anwendungen beeinträchtigen
- Data Warehouse
  - Datenbanksystem, indem alle Daten für OLAP-Anwendungen in konsolidierter Form gesammelt werden
  - Integration von Daten aus operationalen DBs aber auch aus Dateien (Excel, …), …
  - Daten werden dabei oft in aggregierter Form gehalten
  - Enthält historische Daten
  - Regelmäßige Updates (periodisch)

1 Einleitung

Operationales DBS vs. Data Warehouse

	operationales DBS	**Data Warehouse**
Ziel	Abwicklung des Geschäfts	Analyse des Geschäfts
Focus auf	Detail-Daten	aggregierten Daten
Versionen	nur aktuelle Daten	gesamte Historie der Daten
DB-Größe	~ 1 GB	~ 1 TB
DB-Operationen	Updates und Anfragen	nur Anfragen
Zugriffe pro Op.	~ 10 Datensätze	~ 1.000.000 Datensätze
Leistungsmaß	Durchsatz	Antwortzeit

1 Einleitung

Data Warehouses

- Begriff:

  A Data Warehouse is a subject-oriented, integrated, non-volatile, and time variant collection of data to support management decisions

  [W.H. Inmon, 1996]

1 Einleitung

Data Warehouses (cont.)

- Begriff: *A Data Warehouse is a **subject-oriented**, integrated, non-volatile, and time variant collection of data to support management decisions*

  [W.H. Inmon, 1996]

- Fachorientierung (subject-oriented)
  - System dient der Modellierung eines spezifischen Anwendungsziel (meist Entscheidungsfindung in Unternehmen)
  - System enthält nur Daten, die für das Anwendungsziel nötig sind. Für das Anwendungsziel irrelevante Daten werden weggelassen.

1 Einleitung

Data Warehouses (cont.)

- Begriff: *A Data Warehouse is a subject-oriented, **integrated**, non-volatile, and time variant collection of data to support management decisions.*

  [W.H. Inmon, 1996]

- Fachorientierung (subject-oriented)
  - System dient nicht der Erfüllung einer Aufgabe (z.B. Verwlatung von Personaldaten)
  - System dient der Modellierung eines spezifischen Anwendungsziel

- Integrierte Datenbasis (integrated)
  - Verarbeitung der Daten aus unterschiedlichen Datenquellen

1 Einleitung

Data Warehouses (cont.)

- Begriff: *A Data Warehouse is a subject-oriented, integrated, **non-volatile**, and time variant collection of data to support management decisions.* [W.H. Inmon, 1996]

- Nicht-flüchtige Datenbasis (non-volatile)
  - Stabile, persistente Datenbasis
  - Daten im Data Warehouse werden nicht mehr entfernt oder geändert

1 Einleitung

Data Warehouses (cont.)

- Begriff: *A Data Warehouse is a subject-oriented, integrated, non-volatile, and **time variant** collection of data to support management decisions*

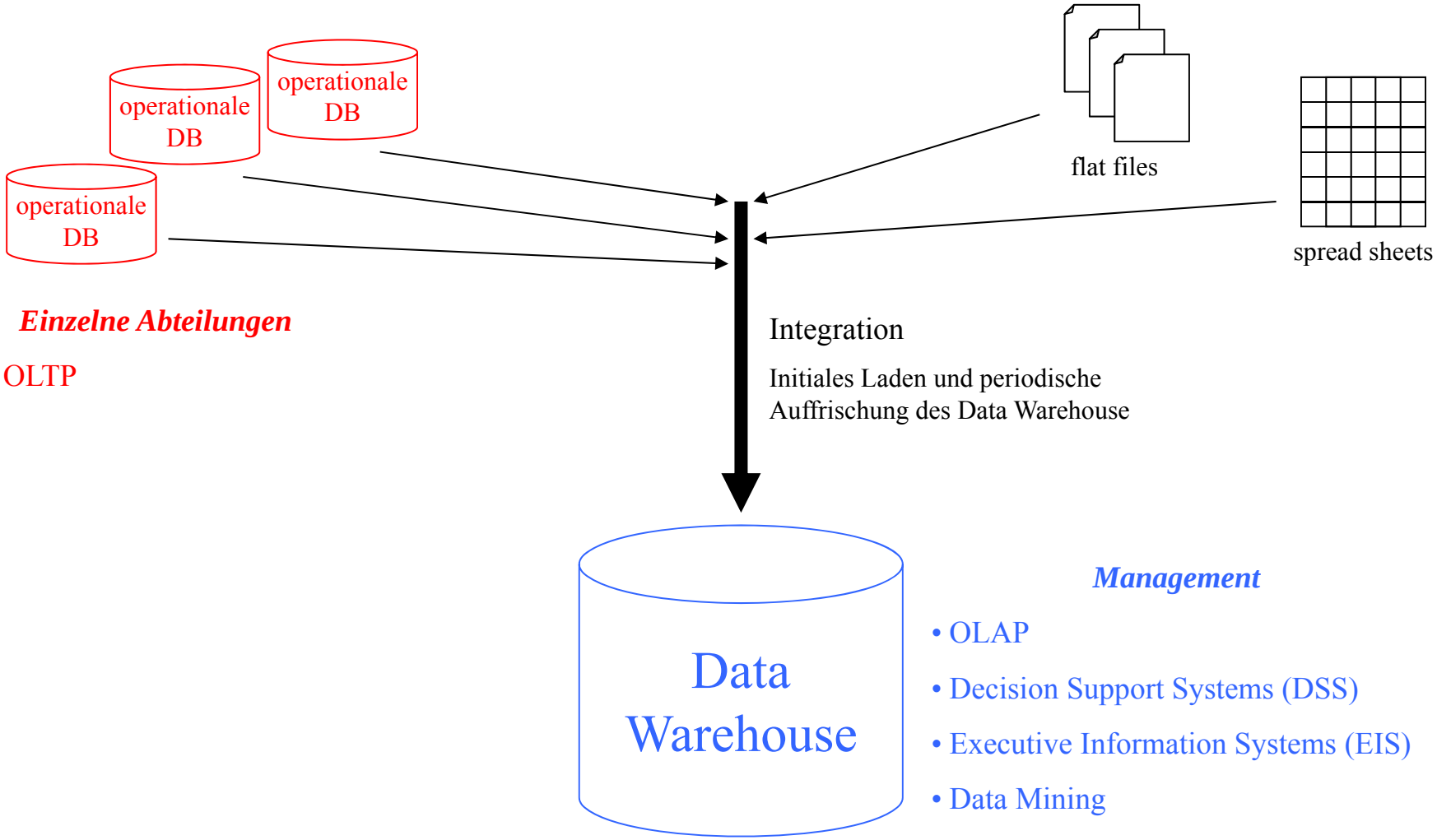
  [W.H. Inmon, 1996]

- Nicht-flüchtige Datenbasis (non-volatile)
  - Stabile, persistente Datenbasis
  - Daten im Data Warehouse werden nicht mehr entfernt oder geändert

- Historische Daten (time variant)
  - Vergleich der Daten über die Zeit möglich
  - Speicherung über längeren Zeitraum

1 Einleitung

Architektur eines Data Warehouse



1 Einleitung

Data Warehouses und Data Marts

- Manchmal kann es sinnvoll sein, nur eine inhaltlich beschränkte Sicht auf das Data Warehouse bereitzustellen (z.B. für eine Abteilung)

  => Data Mart

  - Gründe:

    Eigenständigkeit, Datenschutz, Lastenverteilung, …

  - Realisierung:

    Verteilung der DW-Datenbasis

  - Klassen:

    - Abhängige Data Marts: Verteilung eines bestehenden DWs

      => Analysen auf DM konsistent zu Analysen auf gesamten DW

    - Unabhängige Data Marts: unabhängig voneinander entstandene „kleine“ DWs, nachträgliche Integration zum globalen DW

      => unterschiedliche Analysesichten

Einführung in Data Warehouses

Übersicht

2 Datenmodellierung

Motivation

- Datenmodell sollte bzgl. Analyseprozess optimiert werden
- Datenanalyse im Entscheidungsprozess
  - Betriebswirtschaftliche Kennzahlen stehen im Mittelpunkte (z.B. Erlöse, Gewinne, Verluste, Umsätze, …)

    => ***Fakten***
  - Betrachtung dieser Kennzahlen aus unterschiedlichen Perspektiven (z.B. zeitlich, regional, produktbezogen, …)

    => ***Dimensionen***
  - Unterteilung der Auswertungsdimensionen möglich (z.B. zeitlich: Jahr, Quartal, Monat; regional: Bundesländer, Bezirke, Städte/Gemeinden; …)

    => ***Hierarchien***, ***Konsolidierungsebenen***

2 Datenmodellierung

Kennzahlen/Fakten

- Kennzahlen/Fakten
  - Numerische Messgrößen
  - Beschreiben betriebswirtschaftliche Sachverhalte
- Beispiele: Umsatz, Gewinn, Verlust, …
- Typen
  - Additiv: (additive) Berechnung zwischen sämtlichen Dimensionen möglich (z.B. Bestellmenge eines Artikels)
  - Semi-additiv: (additive) Berechnung möglich mit Ausnahme temporaler Dimension(z.B. Lagerbestand, Einwohnerzahl)
  - Nicht-Additiv: keine additive Berechnung möglich (z.B. Durchschnittswerte, prozentuale Werte, …)

2 Datenmodellierung

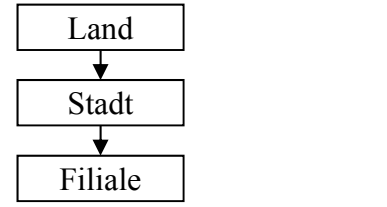
Dimensionen

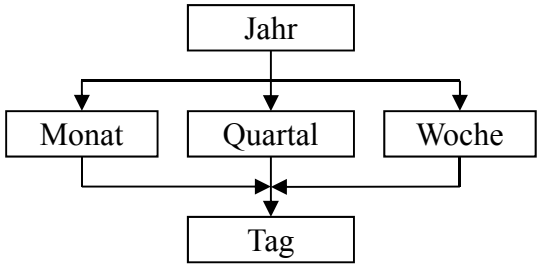
- Dimension
  - Beschreibt mögliche Sicht auf die assoziierte Kennzahl
  - Endliche Menge von $d \geq 2$ Dimensionselementen (Hierarchieobjekten), die eine semantische Beziehung aufweisen
  - Dient der orthogonalen Strukturierung des Datenraums
- Beispiele: Produkt, Geographie, Zeit

2 Datenmodellierung

Hierarchien in Dimensionen

- Dimensionselemente sind Knoten einer Klassifikationshierarchie
- Klassifikationsstufe beschreibt Verdichtungsgrad
- Darstellung von Hierarchien in Dimensionen über Klassifikationsschema
- Formen
  - Einfache Hierarchien: höhere Ebene
    - enthält die aggregierten Werte genau
    - einer niedrigeren Hierarchiestufe
  - Parallele Hierarchien: innerhalb einer
    - Dimension sind mehrere verschiedene
    - Arten der Gruppierung möglich





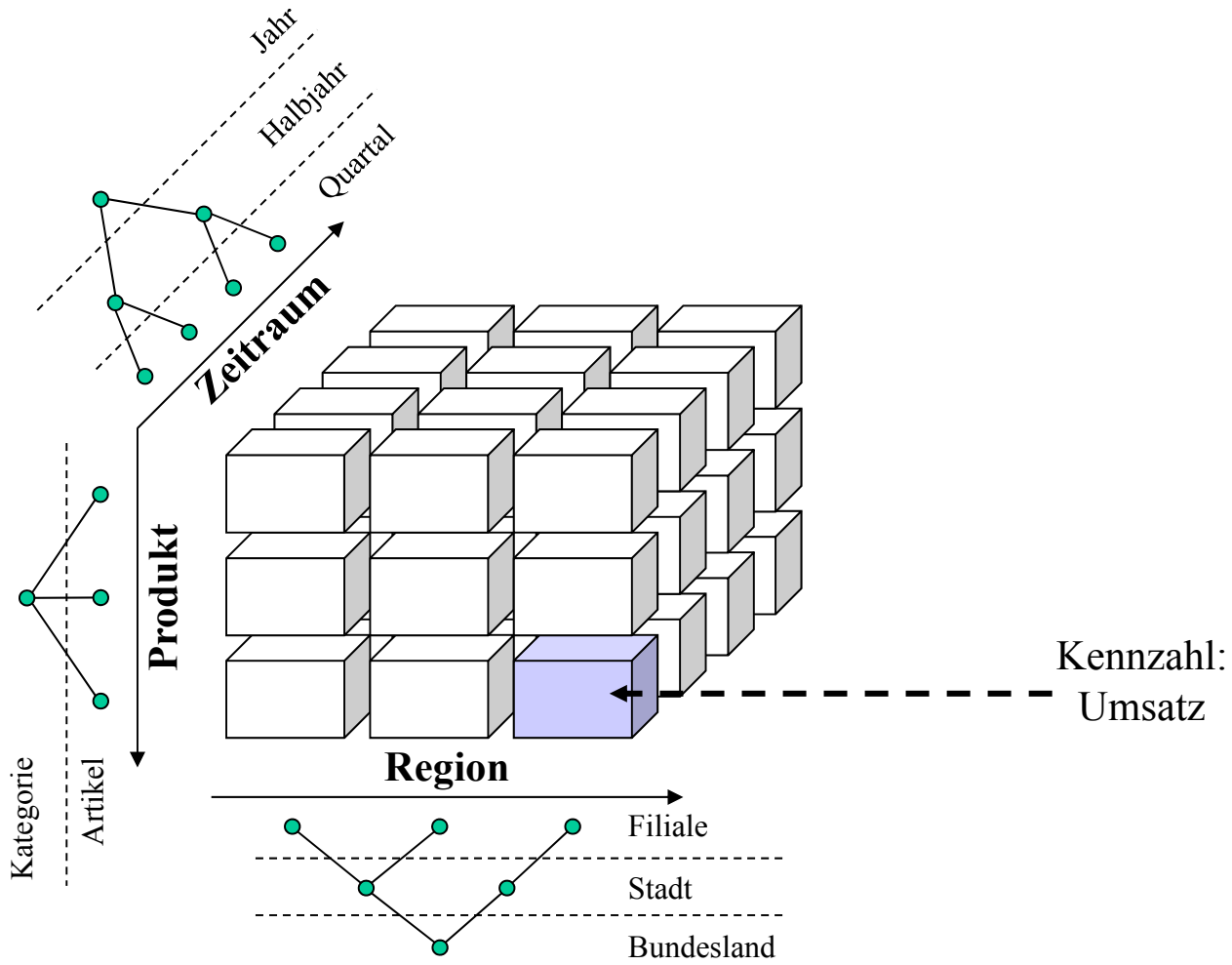
2 Datenmodellierung

Data-Cubes

- Grundlage der multidimensionalen Datenanalyse:
  Datenwürfel (***Data-Cube***)
- Kanten des Cubes: Dimensionen
- Zellen des Cubes: ein oder mehrere Kennzahlen (als Funktion der Dimension)
- Anzahl der Dimensionen: Dimensionalität des Cubes
- Visualisierung
  - 2 Dimensionen: Tabelle
  - 3 Dimensionen: Würfel
  - >3 Dimensionen: Multidimensionale Domänenstruktur

2 Datenmodellierung

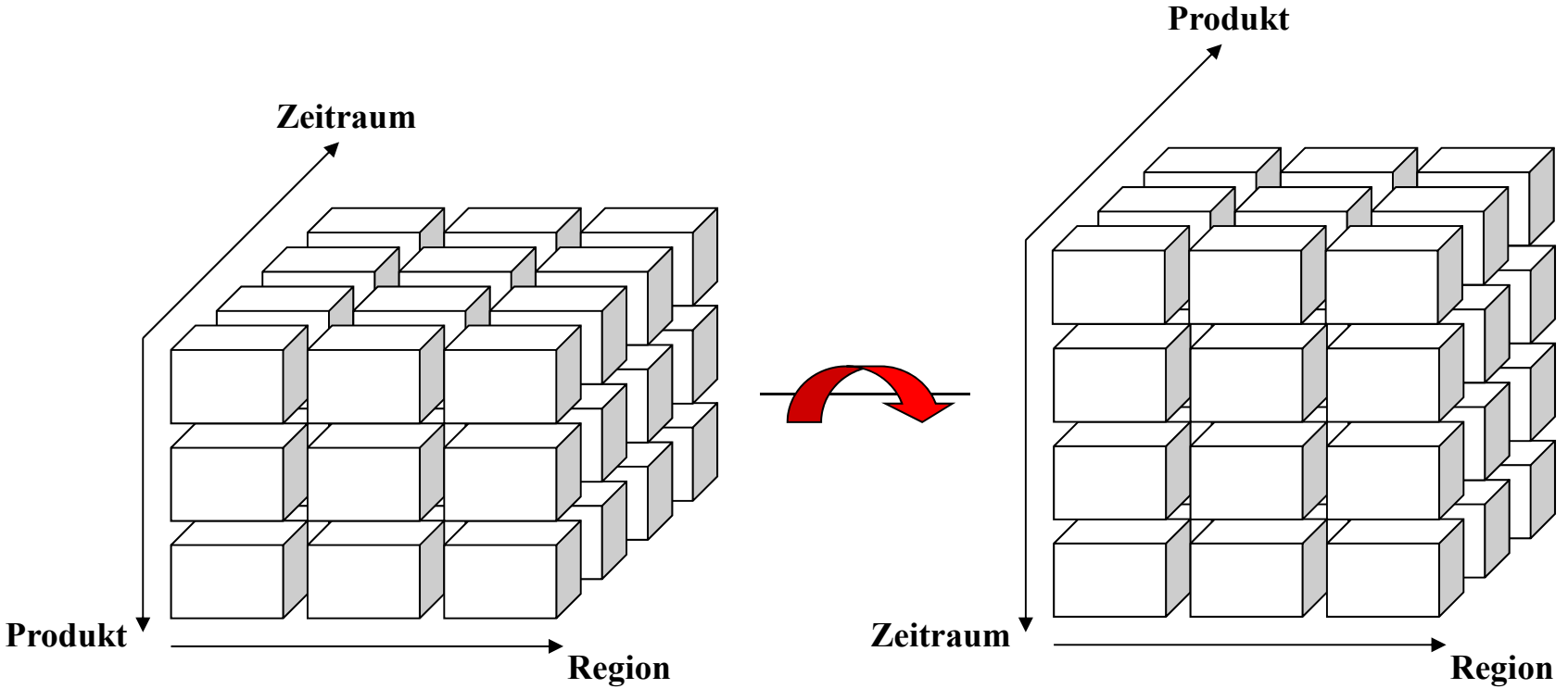
Beispiel: 3D Data-Cube



2 Datenmodellierung

Standardoperationen zur Datenanalyse

- Pivotisierung/Rotation
  - Drehen des Data-Cube durch Vertauschen der Dimensionen
  - Datenanalyse aus verschiedenen Perspektiven
  - Beispiel:



2 Datenmodellierung

Standardoperationen zur Datenanalyse (cont.)

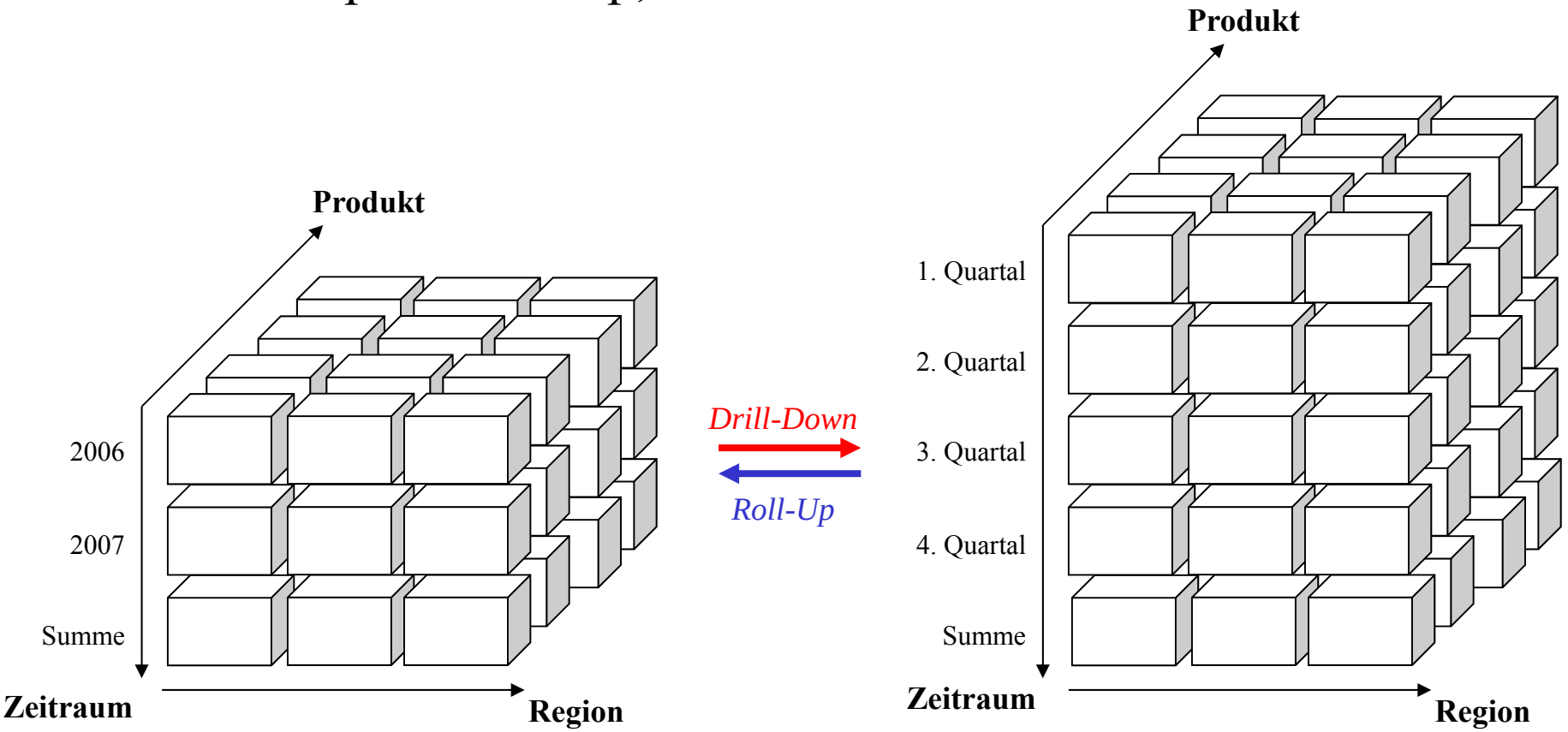
- Roll-Up
  - Erzeugen neuer Informationen durch Aggregierung der Daten entlang der Klassifikationshierarchie in einer Dimension

    (z.B. Tag => Monat => Quartal => Jahr)
  - Dimensionalität bleibt erhalten
- Drill-Down
  - Komplementär zu Roll-Up
  - Navigation von aggregierten Daten zu Detail-Daten entlang der Klassifikationshierarchie
- Drill-Across
  - Wechsel von einem Cube zu einem anderen

2 Datenmodellierung

Standardoperationen zur Datenanalyse (cont.)

- Beispiel: Roll-Up, Drill-Down



2 Datenmodellierung

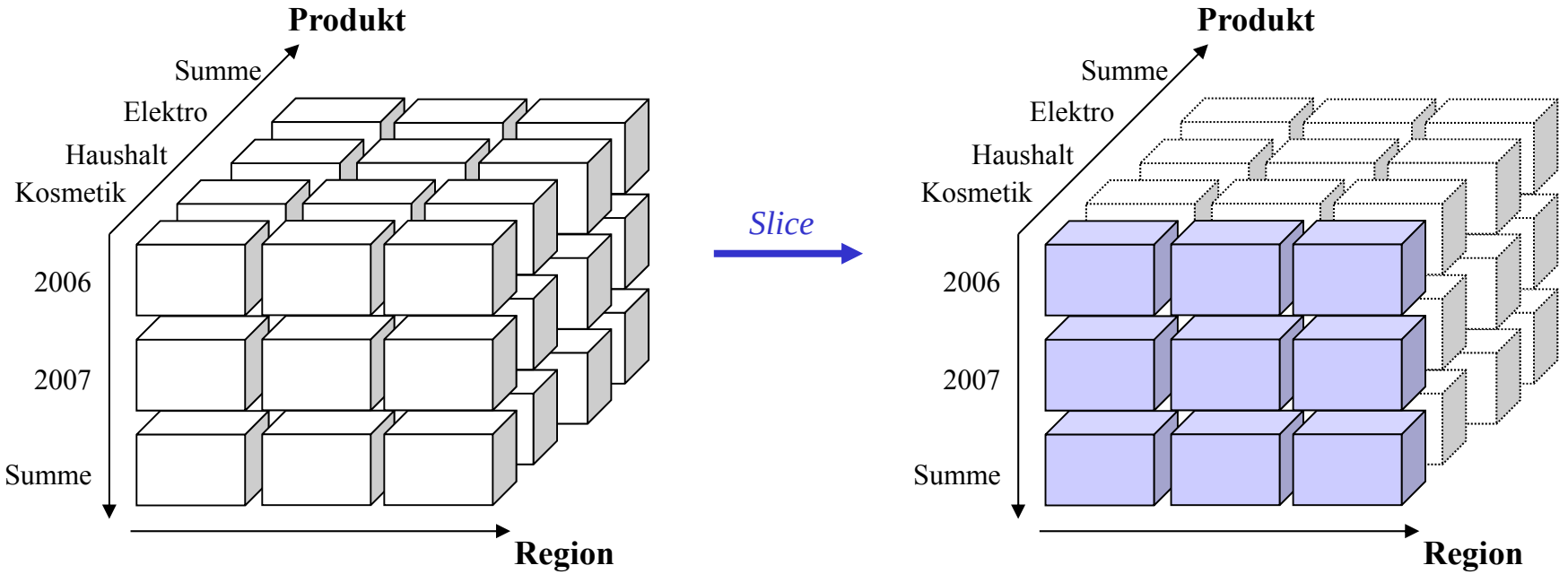
Standardoperationen zur Datenanalyse (cont.)

- Slice und Dice
  - Erzeugen individueller Sichten
  - Slice:
    - Herausschneiden von „Scheiben“ aus dem Cube (z.B. alle Werte eines Quartals)
    - Verringerung der Dimensionalität
  - Dice:
    - Herausschneiden eines „Teil-Cubes“ (z.B. Werte bestimmter Produkte und Regionen)
    - Erhaltung der Dimensionalität
    - Veränderung der Hierarchieobjekte

2 Datenmodellierung

Standardoperationen zur Datenanalyse (cont.)

- Beispiel: Slice



2 Datenmodellierung

Umsetzung des multidimensionalen Modells

- Interne Verwaltung der Daten durch
  - Relationale Strukturen (Tabellen)
    - Relationales OLAP (ROLAP)
    - Vorteile: Verfügbarkeit, Reife der Systeme
  - Multidimensionale Strukturen (direkte Speicherung)
    - Multidimensionales OLAP (MOLAP)
    - Vorteil: Wegfall der Transformation
- Wichtige Designaspekte
  - Speicherung
  - Anfragebearbeitung

2 Datenmodellierung

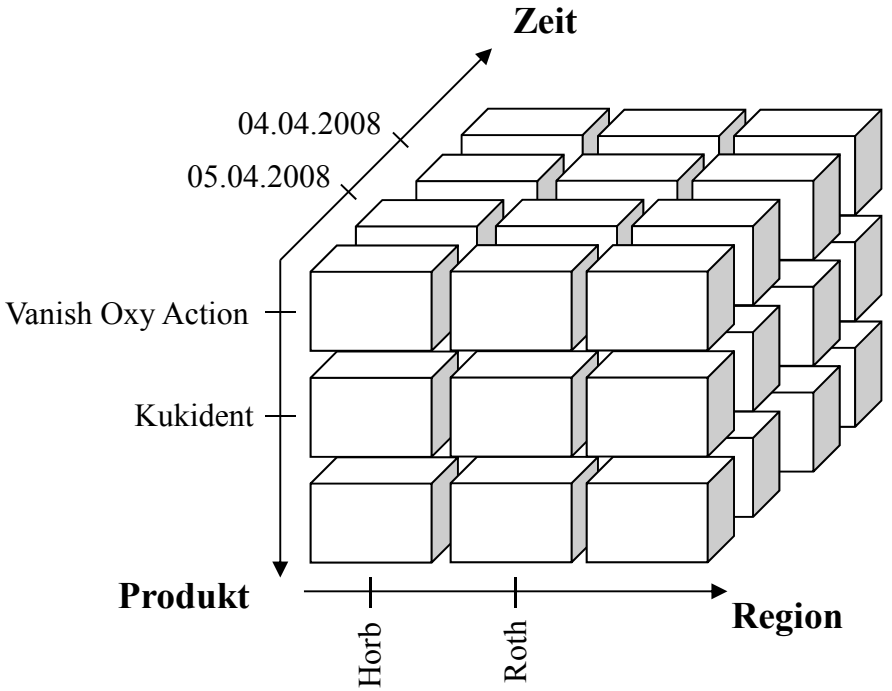
Relationale Umsetzung: Anforderungen

- Vermeidung des Verlusts anwendungsbezogener Semantik aus dem multidimensionalen Modell (z.B. Klassifikationshierarchien)
- Effiziente Übersetzung multidimensionaler Anfragen
- Effiziente Verarbeitung der übersetzten Anfragen
- Einfache Pflege der entstandenen Relationen (z.B. Laden neuer Daten)
- Berücksichtigung der Anfragecharakteristik und des Datenvolumens von Analyseanwendungen

2 Datenmodellierung

Relationale Umsetzung: Faktentabelle

- Ausgangspunkt: Umsetzung des Data-Cubes ohne Klassifikationshierarchien
  - Dimensionen und Kennzahlen => Attribute der Relation
  - Zellen => Tupel der Relation



Dimensionen *Kennzahl*

Artikel	Filiale	Tag	Verkäufe
Vanish Ox. A.	Horb	04.04.2008	4
Vanish Ox. A.	Horb	05.04.2008	1
Kukident	Horb	04.04.2008	12
Kukident	Roth	04.04.2008	0
Vanish Ox. A.	Roth	05.04.2008	2
⋮			

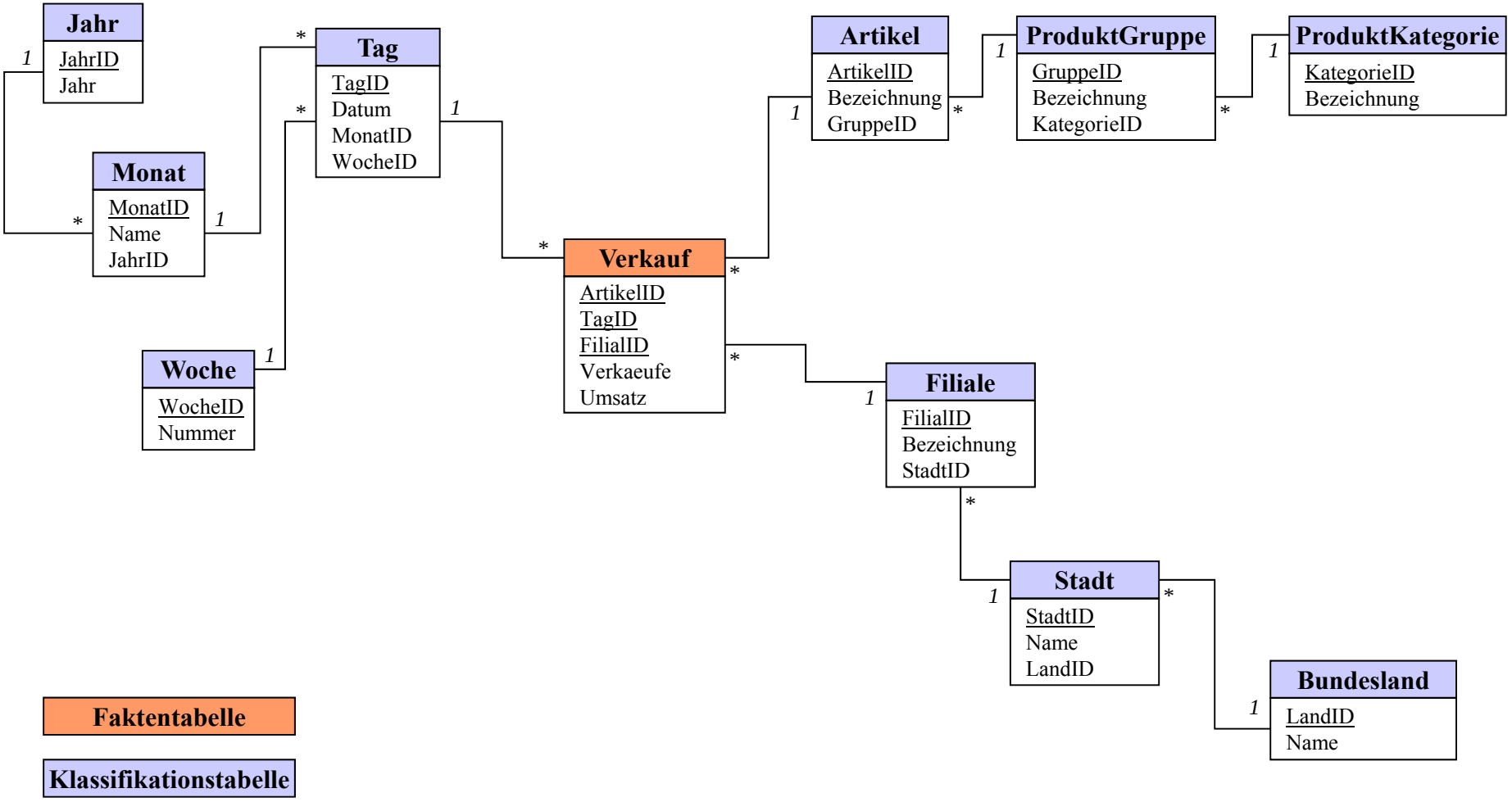
2 Datenmodellierung

Relationale Umsetzung: Snowflake Schema

- Abbildung von Klassifikationen?
- Eigene Tabelle für jede Klassifikationsstufe (Artikel, Produktgruppe, …)
- Klassifikationstabellen enthalten
  - ID für entsprechenden Klassifikationsknoten
  - Beschreibende Attribute (Marke, Hersteller, Bezeichnung, …)
  - Fremdschlüssel der direkt übergeordneten Klassifikationsstufe
- Faktentabelle enthält
  - Kenngrößen
  - Fremdschlüssel der jeweils niedrigsten Klassifikationsstufe der einzelnen Dimensionen
  - Fremdschlüssel bilden zusammengesetzte Primärschlüssel der Faktentabelle

2 Datenmodellierung

Snowflake Schema: Beispiel



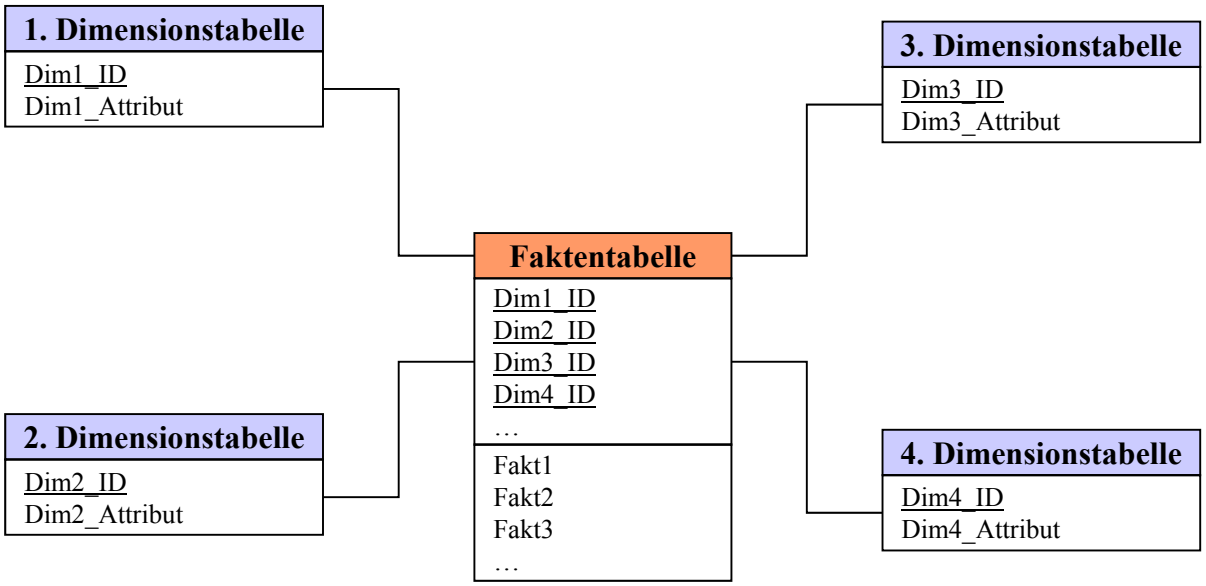
2 Datenmodellierung

Relationale Umsetzung: Star Schema

- Snowflake Schema ist normalisiert
  - Keine Update-Anomalien
  - ABER: Zusammenholen von Informationen erfordert Join über mehrere Tabellen
- Star Schema
  - Denormalisierung der zu einer Dimension gehörenden Tabellen
  - Für jede Dimension genau eine ***Dimensionstabelle***
  - Redundanzen in der Dimensionstabelle für schnellere Anfragebearbeitung

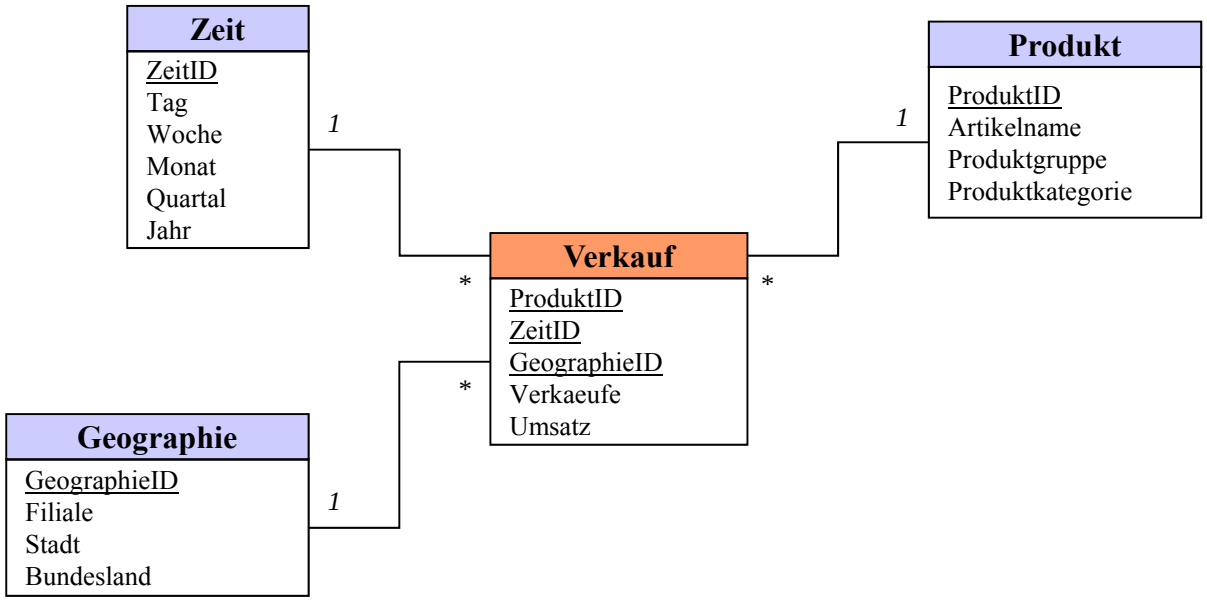
2 Datenmodellierung

Star Schema: Visualizierung



2 Datenmodellierung

Star Schema: Beispiel



2 Datenmodellierung

Relationale Umsetzung: Mischformen

- Idee: Abbildung einzelner Dimensionen anhand von Snowflake oder Star Schema
  - Kriterien
    - Änderungshäufigkeit der Dimensionen

      Reduzierung des Pflegeaufwands => Snowflake
    - Anzahl der Klassifikationsstufen einer Dimension

      Höhere Effizienz durch größere Redundanz => Star
    - ...

Relationale Umsetzung: Begriff

- Galaxie (Multi-Cube, Hyper-Cube)
  - Mehrere Faktentabellen im Star Schema teilweise mit gleichen Dimensionstabellen verknüpft
- Fact Constellation
  - Speicherung vorberechneter Aggregate in Faktentabelle (z.B. Umsatz für Region)

2 Datenmodellierung

Relationale Umsetzung: Probleme

- Transformation multidimensionaler Anfragen in relationale Repräsentation nötig
- Einsatz komplexer Anfragewerkzeuge nötig (OLAP-Werkzeuge)
- Semantikverlust
  - Unterscheidung zwischen Kennzahlen und Dimensionen in der Faktentabelle nicht gegeben
  - Unterscheidung zwischen beschreibenden Attributen und Attributen zum Hierarchie-Aufbau in Dimensionstabellen nicht gegeben
- Daher:

  direkte multidimensionale Speicherung besser ???

2 Datenmodellierung

Multidimensionale Umsetzung

- Idee:
  - Verwende entsprechende Datenstrukturen für Data-Cube und Dimensionen
  - Speicherung des Data-Cube als Array
  - Ordnung der Dimensionen nötig, damit Zellen des Data-Cube addressiert werden können
- Bemerkung
  - Häufig proprietäre Strukturen (und Systeme)

Multidimensionale Umsetzung (cont.)

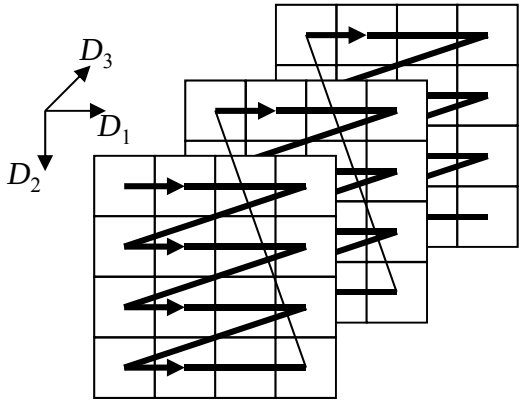
- Datenstruktur für eine Dimension
  - Endliche geordnete Liste von Dimensionswerten (aller Klassifikationsstufen)
  - Dimensionswerte: einfache, atomare Datentypen (String, Integer, Date, …)
- Datenstruktur für Cube
  - Für *d* Dimensionen: *d*-dimensionaler Raum
  - Bei *m* Werten in einer Dimension: Aufteilung des Würfels in *m* parallele Ebenen => endliche gleichgroße Liste von Ebenen je Dimension
  - Zelle eines *d*-dimensionalen Cubes wird eindeutig über *d* Dimensionswerten identifiziert
  - Pro Kennzahl in Zelle ein entsprechendes Array

2 Datenmodellierung

Multidimensionale Umsetzung (cont.)

- Speicherung des Data-Cube:
  - Linearisierung des *d*-dimensionalen Arrays in ein 1-dimensionales Array
  - Koordinaten der Würfelzellen (Dimensionen) „entsprechen“ Indizes des Arrays
  - Indexbrechnung für Zelle mit Koordinaten $z = x_1, \ldots, x_d$

$$
\begin{aligned}
Index(z) \quad = \quad & x_1 + (x_2 - 1) \cdot |D_1| \\
+ \quad & (x_3 - 1) \cdot |D_1| \cdot |D_2| \\
& \vdots \\
+ \quad & (x_d - 1) \cdot |D_1| \cdot \ldots \cdot |D_{d-1}|
\end{aligned}
$$



2 Datenmodellierung

Multidimensionale Umsetzung (cont.)

- Vorteile
  - Direkte OLAP-Unterstützung
  - Analytische Mächtigkeit
- Grenzen
  - Hohe Zahl an Plattenzugriffen bei ungünstiger Linearisierungsreihenfolge
  - Durch die Ordnung der Dimensionswerte (für Array-Abbildung nötig) keine einfache Änderung an Dimensionen möglich
  - Kein Standard für multidimensionale DBMS
- Oft: Hybride Speicherung HOLAP = MOLAP + ROLAP
  - Relationale Speicherung der Datenbasis
  - Multidimensionale Speicherung für häufig aggregierte Daten (z.B. angefragte (Teil-)Data Cubes)

Übersicht

3 Anfragebearbeitung

Motivation

- Typische Anfragen an Data Warehouses beinhalten Aggregationen

  Wieviele Artikel der Produktgruppe Elektrogeräte wurden im Januar 2000 pro Tag in den einzelnen Regionen in Bayern verkauft?

- Charakteristik typischer DW-Anfragen
  - Große Menge vorhandener Fakten
  - Daraus nur ein bestimmter, in den meisten Dimensionen beschränkter Datenbereich angefragt
  - Problem: Aggregation auf großen Datenmengen

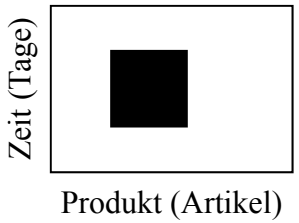
    z.B. 1TB Verkaufsdaten komplett einlesen dauert bei einer Leserate von 200 MB/s: 1000000/200 s = 5000 s

    d.h. ca. 83 min=> inakzeptabel!!!

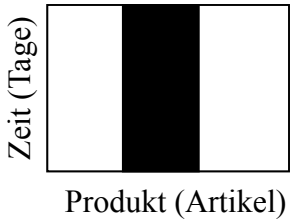
3 Anfragebearbeitung

Multidimensionale Anfragen

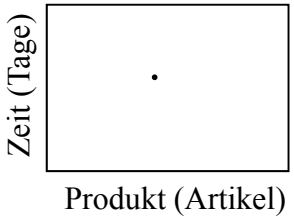
- Bereichsanfrage (range query)



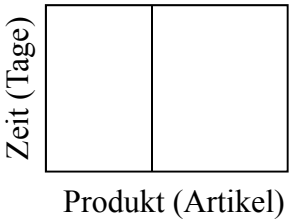
- Partielle Bereichsanfrage (partial range query)



- Punktanfrage (match query)



- Partielle Punktanfrage (partial match query)



- …

3 Anfragebearbeitung

Umsetzung

- Grundsätzlich abhängig von der Umsetzung des Schemas
  - Star Schema vs. Snowflake Schema
  - Multidimensionale Speicherung
- Häufige Anfrage-Muster auf relationaler Umsetzung
  - (n+1)-Wege-Join zwischen
    - n Dimensionstabellen
    - Faktentabelle
  - Restriktionen über Dimensionstabellen

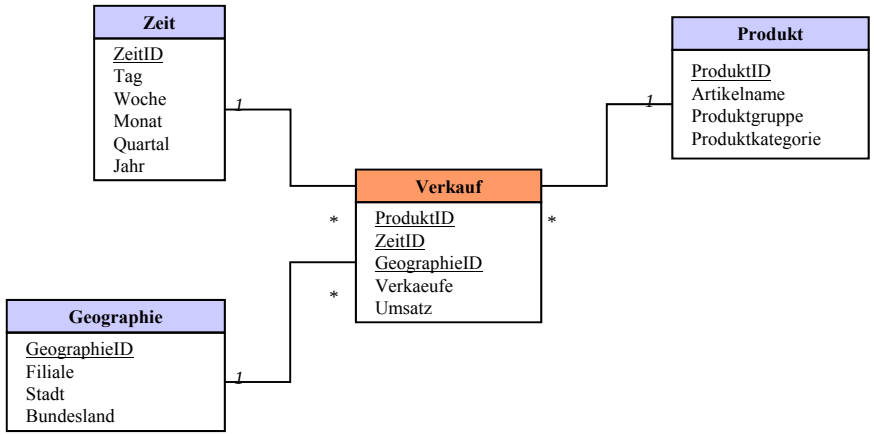
    (z.B. Region = Deutschland, Produktgruppe = Elektrogeräte, Jahr = 2000)

3 Anfragebearbeitung

Star Join

- Beispiel

  Wieviele Artikel der Produktgruppe Elektrogeräte wurden im Januar 2000 pro Tag in den einzelnen Regionen in Bayern verkauft?




```
SELECT      Geographie.Bundesland, Zeit.Monat, SUM(Verkaeufe)
FROM        Produkte, Zeit, Geographie, Verkauf
WHERE       Verkauf.ProduktID = Produkt.ProduktID
      AND   Verkauf.ZeitID = Zeit.ZeitID
      AND   Verkauf.GeographieID = Geographie.GeographieID
      AND   Produkt.Produktgruppe = 'Elektrogeraete'
      AND   Geographie.Bundesland = 'Bayern'
      AND   Zeit.Monat = 'Januar 2000'
GROUP BY    Geographie.Region, Zeit.Tag
```

3 Anfragebearbeitung

Star Join

- Allgemein:
  - SELECT-Klausel
    - Kenngrößen (evtl. aggregiert)
    - Ergebnisgranularität (der Dimensionen)

      z.B. Zeit.Monat, Geographie.Region
  - FROM-Klausel
    - Faktentabelle
    - Dimensionstabellen
  - WHERE-Klausel
    - Verbundbedingungen
    - Restriktionen in Dimensionen

      z.B. Produkt.Produktgruppe = ‘Elektrogeraete‘, Zeit.Monat= ‘Januar 2000‘, …

Star Join: Optimierung

- Star-Join ist ein typisches Muster für Anfragen in Data Warehouses
- Typische Charakteristik (wegen Star Schema)
  - Sehr große Faktentabelle
  - Relativ kleine, unabhängige Dimensionstabellen
- Heuristiken klassischer relationaler Optimierer schlagen hier meist fehl
  - Optimieren unter der Annahme, dass alle Relationen etwa gleich groß sind

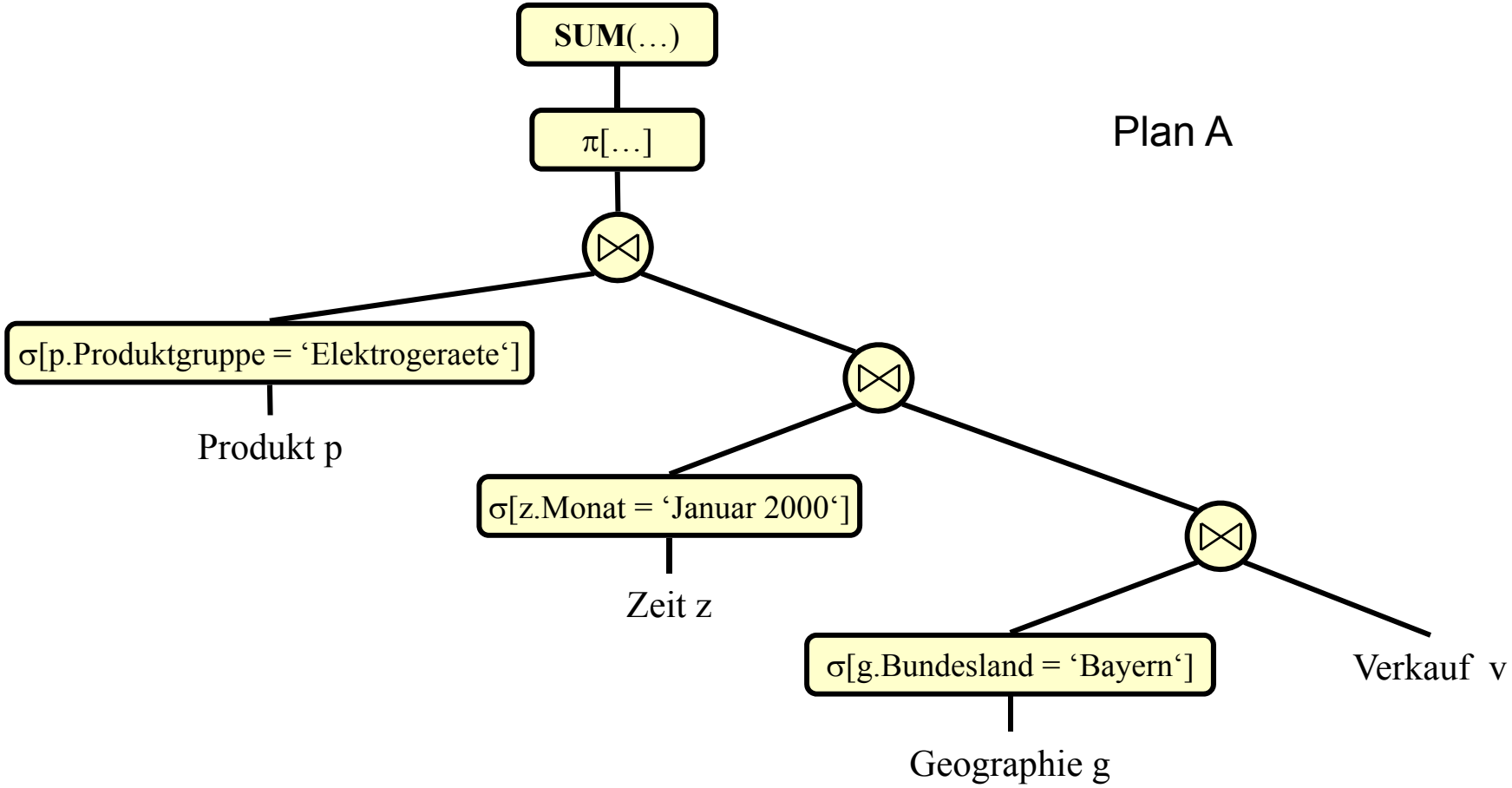
Star Join: Optimierung (cont.)

- Auswertungsplan?
  - 4-Wege Join (Join über 4 Tabellen: Verkauf, Produkt, Zeit, Geographie)
  - In relationalen DBS kann typischerweise nur paarweise gejoint werden => Sequenz paarweiser Joins
  - Es gibt 4! = 24 viele mögliche Join-Reihenfolgen (= mögliche Auswertungspläne)
  - Heuristik zur Verringerung der Anzahl der Möglichkeiten:

    Joins zwischen Relationen, die nicht durch Join-Bedingung in Anfrage verknüpft, NICHT betrachten

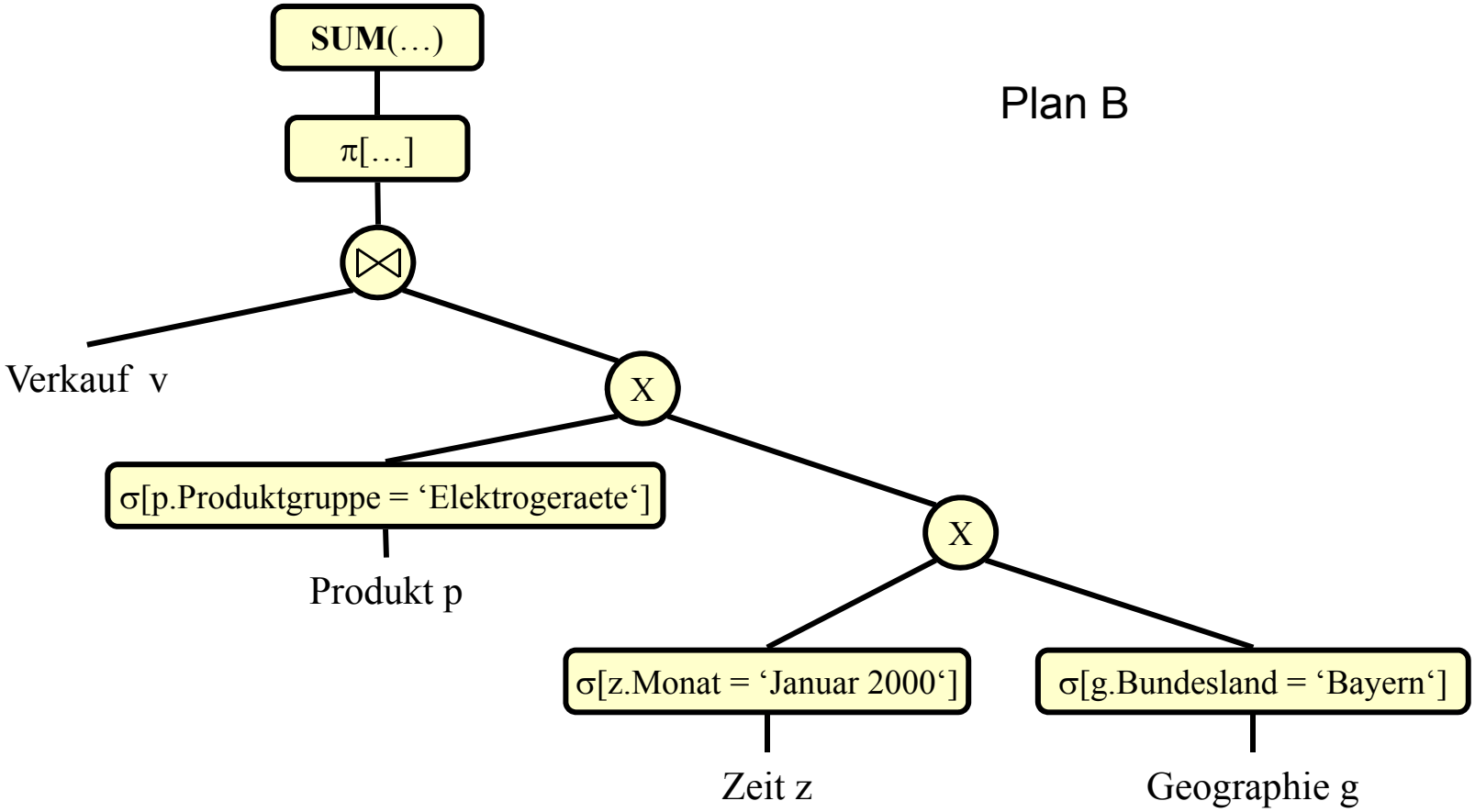
Star Join: Optimierung (cont.)

- Optimierter kanonischer Auswertungsplan:



Star Join: Optimierung (cont.)

- Alternativer Auswertungsplan, der üblicherweise nicht betrachtet wird



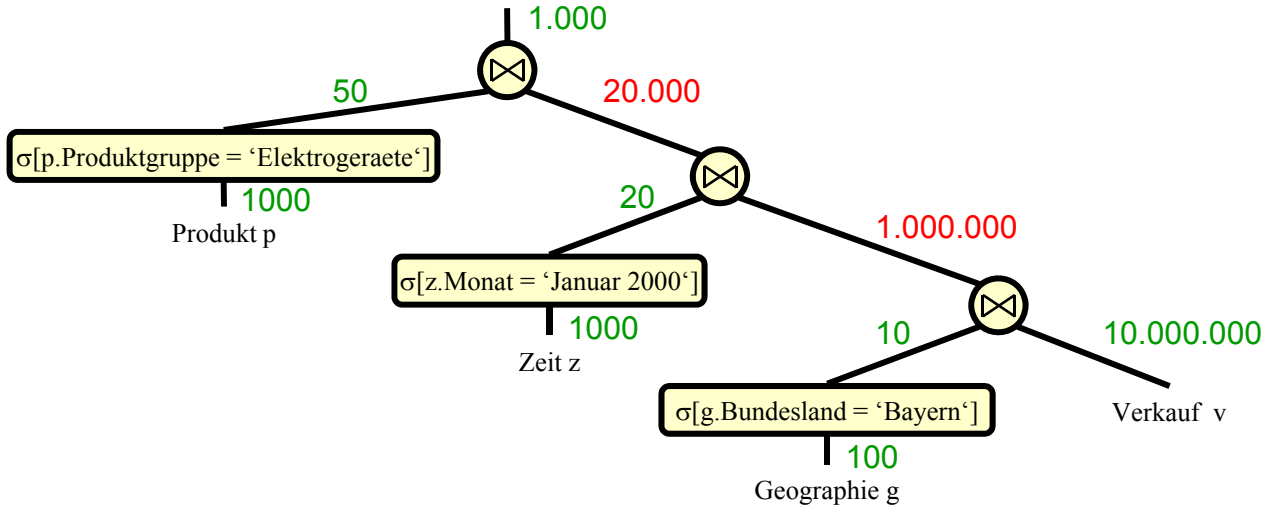
Star Join: Optimierung (cont.)

- Vergleich von Plan A und B
- Szenario:
  - Tabelle Verkauf: 10.000.000 Datensätze
  - 10 Geschäfte in Bayern (von 100)
  - 20 Verkaufstage im Januar 2000 (von 1000 gespeicherten Tagen)
  - 50 Produkte in Produktgruppe „Elektrogeräte“ (von 1000)
  - Gleichverteilung/gleiche Selektivität der einzelnen Ausprägungen

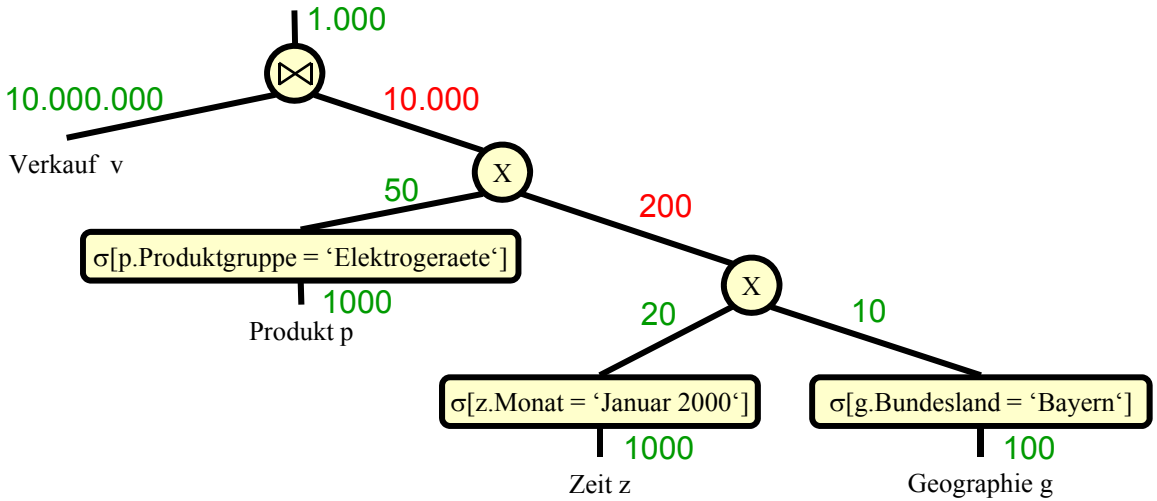
3 Anfragebearbeitung

Star Join: Optimierung (cont.)

- Plan A



- Plan B



Roll-UP/Drill-Down

Verdichtungsgrad wird durch **GROUP BY**-Klausel spezifiziert:

- Mehr Attribute in **GROUP BY**
  => weniger starke Verdichtung
  => Drill-Down

- Weniger Attribute in **GROUP BY**
  => stärkere Verdichtung
  => Roll-Up

3 Anfragebearbeitung

Weitere Optimierungs-Heuristiken

- Materialisierung von Aggregaten
  - Aggregation ist sehr zeitaufwendig
  - Berechne häufig verwendete Aggregationen einmal und materialisiere deren Ergebnis
- **CUBE**-Operator (z.B in SQL-Server, DB2, Oracle 8i)
  - Aggregationen mit drill-down/roll-up entlang aller Dimensionen, die in **GROUP BY**-Klausel vorkommen
  - Ermöglicht einfachere Formulierung dieser Aggregation
  - Ermöglicht Optimierung dieser Aggregation
    - „normalerweise“ müsste Faktentabelle mehrmals gelesen werden, da Aggregation durch mehrere mit **UNION** verknüpfte Unteranfragen berechnet werden müsste
    - Durch **CUBE**-Operator: nur einmaliges lesen der Faktentabelle