

UNIVERSITÄT
LEIPZIG

DATA WAREHOUSING

Kapitel 5: Performance-Techniken

Victor Christen
christen@informatik.uni-leipzig.de
Universität Leipzig
Institut für Informatik
Abteilung Datenbanken

AGENDA

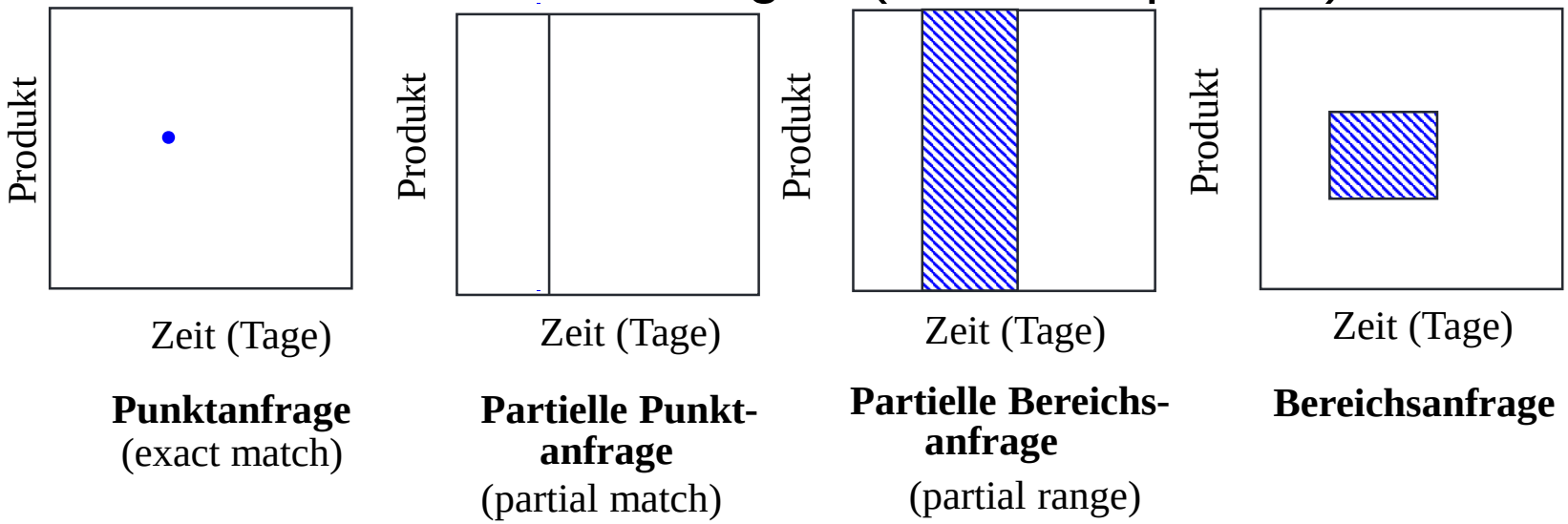
- Einleitung
- Indexstrukturen
  - ein- vs. mehrdimensionale Indexstrukturen
  - eindimensionale Einbettung
  - Bitlisten-Indexstrukturen
- Column Stores
  - Datenkompression
- Datenpartitionierung
  - vertikale vs. horizontale Fragmentierung
  - mehrdimensionale, hierarchische Fragmentierung
- Materialisierte Sichten
  - Verwendung
  - Auswahl

EINLEITUNG

- hohe Leistungsanforderungen
  - sehr große Datenmengen, vor allem Faktentabelle
  - kurze Antwortzeiten für viele Benutzer
  - mehrdimensionale Auswahlbedingungen, Gruppierung, Aggregationen, Sortierung ...
  - periodische Aktualisierung mit vielen Änderungen für DW-Tabellen und Data Marts
- Scan-Operationen auf der Faktentabelle i.a. nicht akzeptabel
  - Bsp.: 1 TB, Verarbeitungsgeschwindigkeit 50 MB/s
- Standard-Verfahren (z.B. Hash-Join) oft zu ineffizient für Star Join
- Einsatz mehrerer DW-spezifischer Performance-Techniken
  - Indexstrukturen (1-dimensional, mehrdimensional, Bit-Indizes)
  - Column Store
  - Partitionierung der Daten (Einschränkung der zu bearbeitenden Daten) und Parallelverarbeitung
  - materialisierte Sichten bzw. vorberechnete Aggregationen

MEHRDIMENSIONALE ANFRAGEARTEN

– Punkt- und Bereichsanfragen (exakt vs. partiell)



Punktanfrage
(exact match)

Partielle Punkt-anfrage
(partial match)

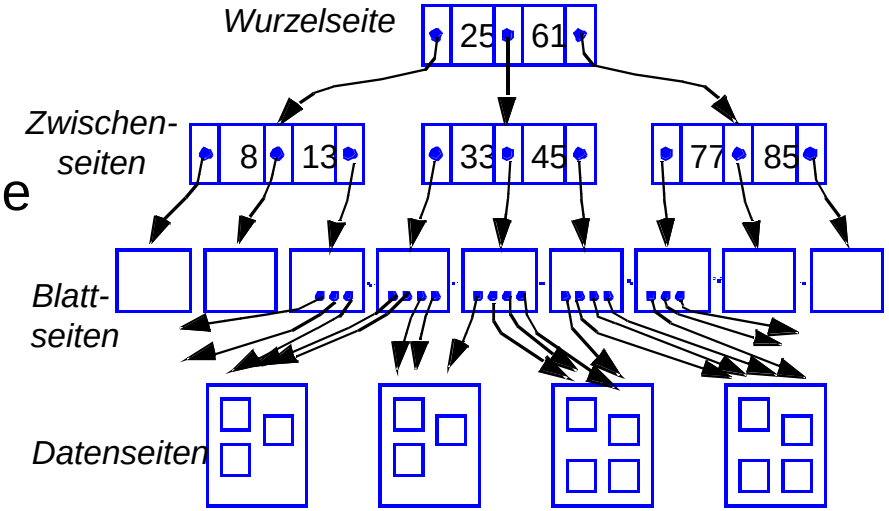
Partielle Bereichs-anfrage
(partial range)

Bereichsanfrage

– Aggregation, Gruppierung (Cube, Rollup), Sortierung ...

INDEXSTRUKTUREN

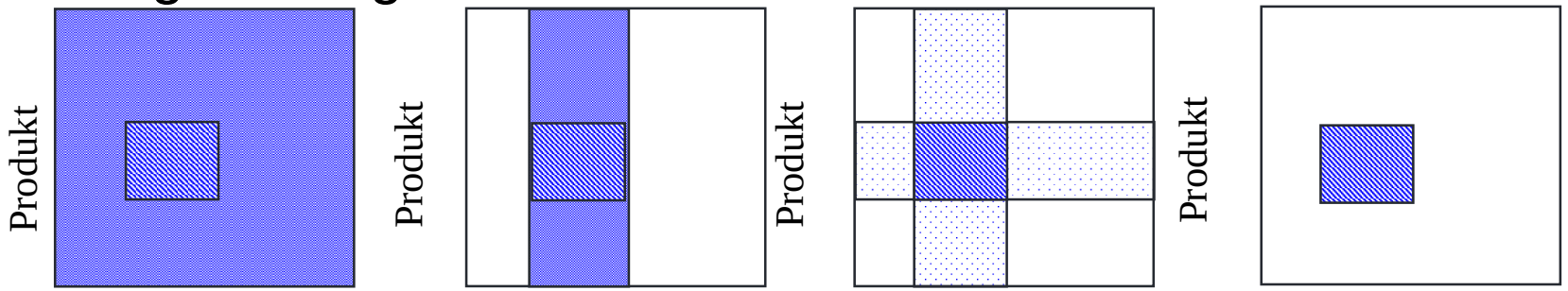
- Optimierung selektiver Lesezugriffe: Reduzierung der für Anfrage zu lesenden Datenseiten
  - zusätzlicher Speicherbedarf und Änderungsaufwand
- Standard-Indexstruktur: B*-Baum
  - eindimensionaler Index (1 Attribut bzw. Attributkombination)
  - Primär- oder Sekundärindex
  - balanciert, gute Speicherbelegung
  - mit / ohne Clusterung der Datensätze
  - geringe Höhe auch bei sehr großen Tabellen
  - Unterstützung von (1-dim.) Punkt- und Bereichsanfragen



Clustered Index

INDEXUNTERSTÜTZUNG FÜR MEHRDIMENS. ANFRAGEN

– Eingrenzung des Datenraumes



vollständiger Tabellen-Scan (full table scan)

1-dimensionaler Index (mit Clusterung)

mehrere 1-dimens. Indexstrukturen, Bitmap-Indizes

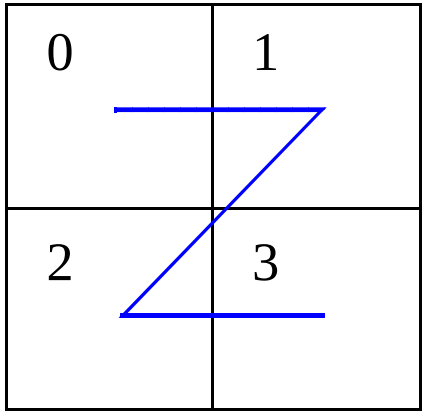
optimaler mehr-dimens. Index, mehrdim. Daten-partionierung

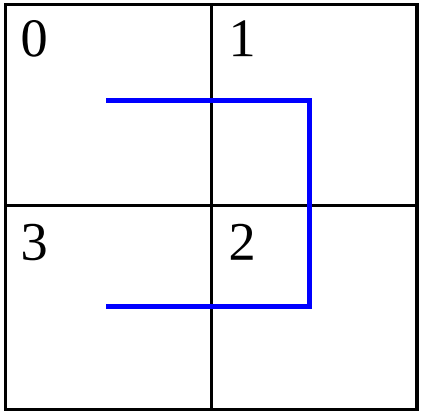
– Bsp. mehrdimensionaler Indexstrukturen
  – Grid File
  – R-Baum, ...

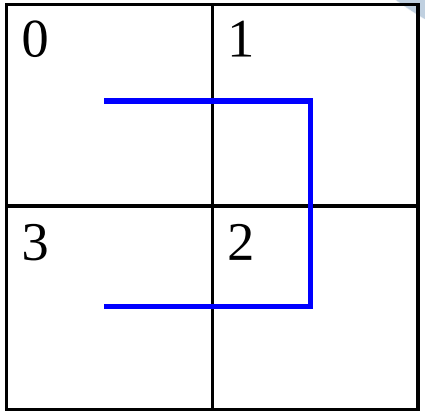
EINDIMENSIONALE EINBETTUNG

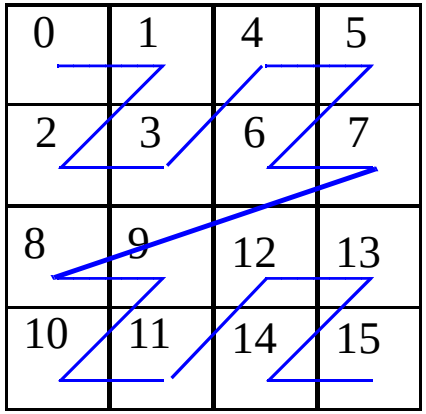
- Transformation mehrdimensionaler Punktobjekte für eindimensionale Repräsentation, z.B. mit B*-Bäumen
- möglichst Wahrung der topologischen Struktur (Unterstützung mehrdimensionaler Bereichs- und Nachbarschaftsanfragen)
- Ansatz
  - Partitionierung des Datenraums D zunächst durch gleichförmiges Raster
  - eindeutige Nummer pro Zelle legt Position in der totalen Ordnung fest
  - Reihenfolge bestimmt eindimensionale Einbettung: *space filling curve*
- Zuordnung aller mehrdimensionalen Punktobjekte einer Zelle zu einem Bucket (Seite)
- jede Zelle kann bei Bedarf separat (und rekursiv) unter Nutzung desselben Grundmusters weiter verfeinert werden

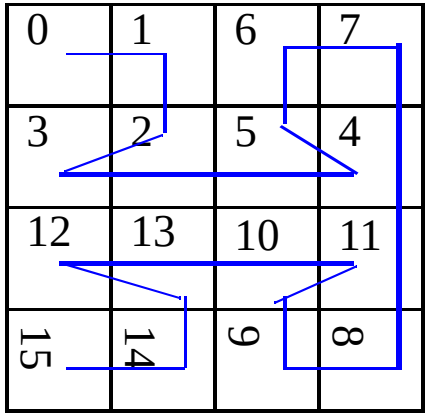
EINDIMENSIONALE EINBETTUNGEN

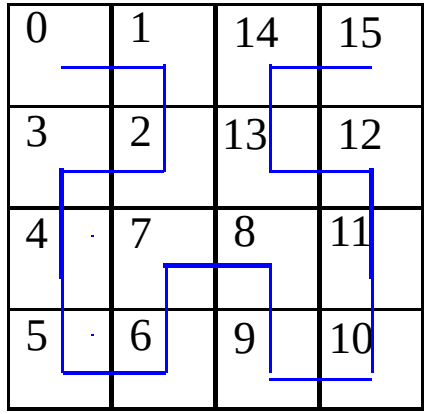












a) z-Ordnung

b) Gray-Code

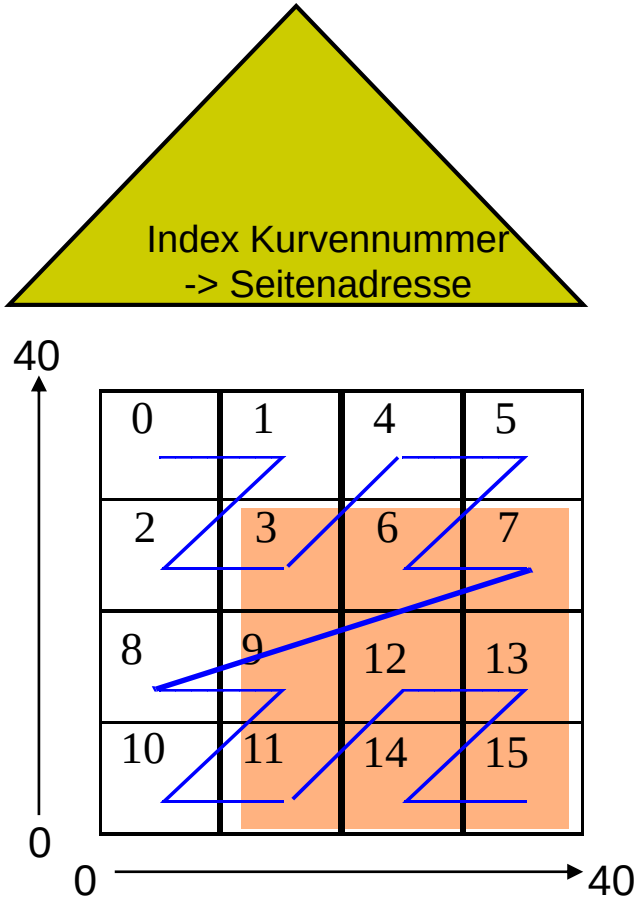
c) Hilbert‘s Kurve

BEISPIEL Z-KURVE

– Range-Query bzgl. dem Suchintervall [12, 38] x [1,29]

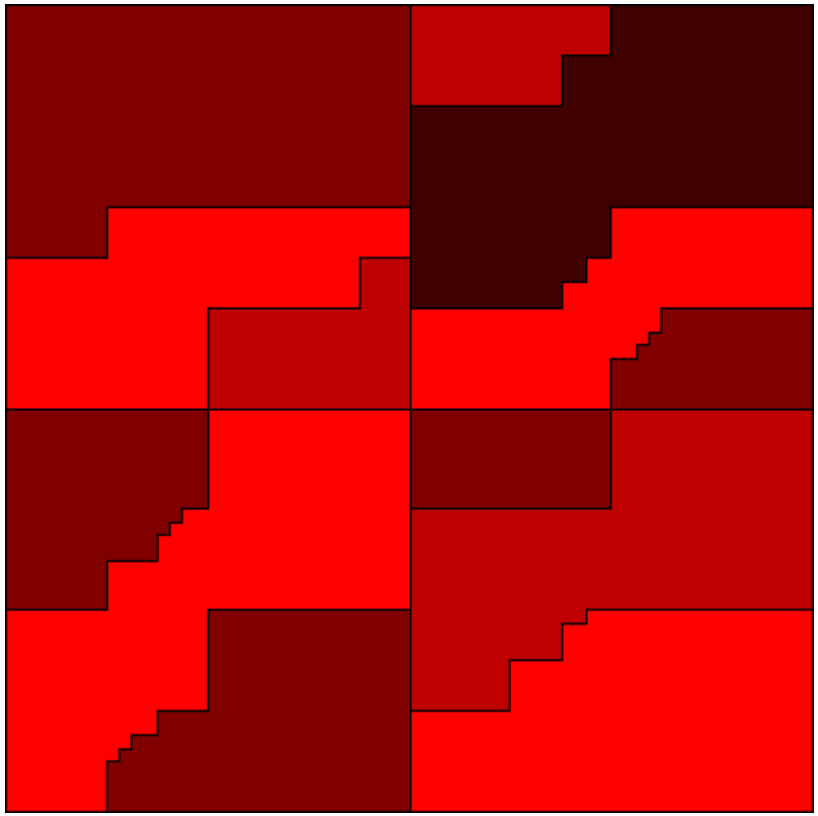
- zu lesende Kurvennummern: 3, 6, 7, 9, 11,12, 13, 14 und 15
- mögliche Suchschritte:

1. Einstieg in Seite zu Kurvennummer 3
2. Lesen von Nr. 6 und 7
3. Lesen von Nr. 9
4. dann lineares Lesen der Seiten zu 11 bis 15 über Listenverkettung



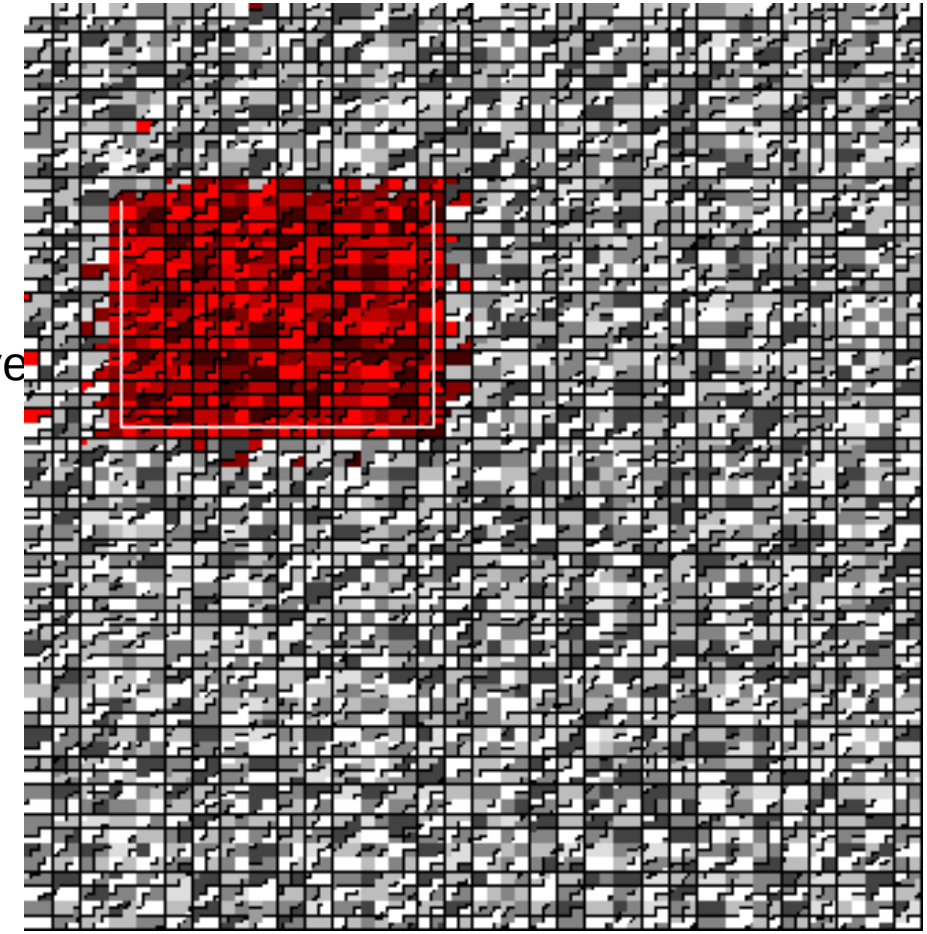
BEISPIEL: UB-BAUM (UNIVERSAL B-TREE)

- Verwendung einer Z-Ordnung als raumfüllende Kurve
- geringer Berechnungsaufwand
  - jeder Punkt wird auf skalaren Wert, Z-Wert, abgebildet (Zellen-Nr)
  - binäre Durchnummerierung der Basisintervalle jeder Dimension
  - Z-Wert ergibt sich aus Bit-Verschränkung der Dimensionswerte
- Abbildung der Z-Werte als Schlüssel eines B*-Baum mit Clusterung
- um günstige Auslastung zu gewährleisten, werden mehrere benachbarte Zellen pro Seite zugeordnet: Z-Region



UB-BAUM (2)

- exakte mehrdimensionale Anfragen gehen auf 1 Seite
- Bereichssuche (Begrenzung durch zwei Eckpunkte LO und RU)
  - bestimme Z-Wert (Z-Region) zu LO
  - werte Suchprädikat auf alle Sätze in Z-Region aus
  - berechne nächsten Bereich der Z-Kurve innerhalb Anfragebereich
  - wiederhole die beiden vorherigen Schritte bis Endadresse der Z-Region größer ist als RU (diesen Punkt also enthält)
- UB-Baum-Realisierung im Rahmen des relationalen DBS TransBase



BITLISTEN-INDIZES

- herkömmliche Indexstrukturen ungeeignet für Suchbedingungen geringer Selektivität
  - z.B. für Dimensionsattribute mit wenigen Werten (Geschlecht, Farbe, Jahr ...)
  - pro Attributwert sehr lange Verweislisten (TID-Listen) auf zugehörige Sätze
  - nahezu alle Datenseiten zu lesen
- Standard-Bitlisten-Index (Bitmap Index):
  - Index für Attribut A umfasst eine Bitliste (Bitmap, Bitvektor) B_{Aj} für jeden der k Attributwerte A_1 ... A_k
  - Bitliste umfasst 1 Bit pro Satz (bei N Sätzen Länge von N Bits)
  - Bitwert 1 (0) an Stelle i von B_{Aj} gibt an, dass Satz i Attributwert A_j aufweist (nicht aufweist)
  - 1-dimensionaler Index, jedoch flexible Kombinierbarkeit

Kunde

KID	Geschlecht	Lieblingsfarbe
122	W	Rot
123	M	Rot
124	W	Weiß
125	W	Blau
...	...	...

Blau	00011000100011000011000000000
Rot	11000000000100100000010000001
Weiß	00100000011000000100000011110
Grün	00000111000000011000011000000 ...

BITLISTEN INDIZES (2)

- Vorteile
  - effiziente AND-, OR-, NOT-Verknüpfung zur Auswertung mehrdimensionaler Suchausdrücke
  - effiziente Unterstützung von Data-Warehouse-Anfragen (Joins)
  - geringer Speicherplatzbedarf bei kleinen Wertebereichen (k <100)
- Beispielanfrage

```
Select  ...  WHERE  A1=c1  AND A2=c2 AND A3=c3
```

100 Millionen Sätze zu je 200 B; pro Teilbedingung Selektivität 1%

  - ohne Index: Relationengröße 20 GB; Verarbeitung dauert bei 50 MB/s: 400 s

mit Bitlisten:

Bitlistengröße 12,5 MB (für c1, c2 und c3) → 37,5 MB; Einlesen dauert ca 1 s

AND-Verknüpfung führt zu 1% von 1% von 1% von 10^8 Sätzen (Bits) = 100 Sätzen

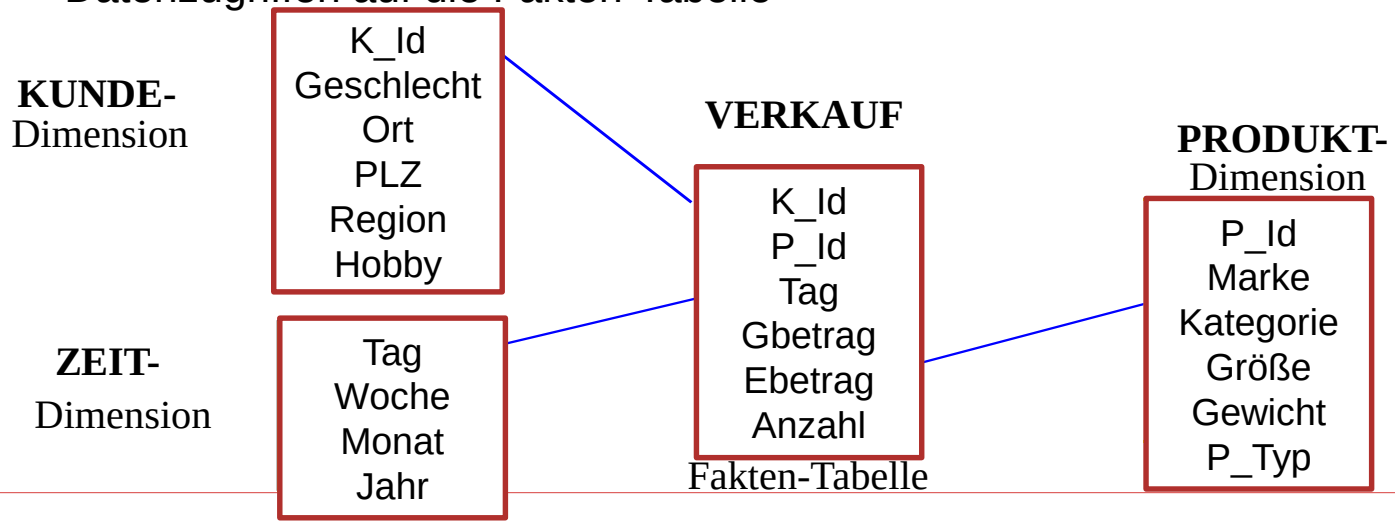
Einlesen von 100 Sätzen (je ca 10 ms): 1 s

Gesamtaufwand: 1s+1s=2s vs 400 s→Verbesserung um Faktor 200

- Erweiterungen erforderlich für Bereichsanfragen, große Wertebereiche, hierarchische Dimensionen

BITLISTEN-JOIN-INDEX

- Dimensionsbedingungen vor allem im Rahmen von Star Joins
- vollständige Scans auf Fakten-Tabelle zu verhindern -> Nutzung von Bitlisten-Indizes zur Bestimmung der relevanten Fakten-Tupel
- Bitlisten-Join-Index
  - Bitlisten-Index für Dimensions-Attribut auf der Fakten-Tabelle
  - Bitliste enthält Bit pro Fakten-Tupel: entspricht vorberechnetem Join
  - flexible Kombinierbarkeit für unterschiedliche Anfragen
  - Auswertung der Suchbedingungen auf Indizes ermöglicht minimale Anzahl von Datenzugriffen auf die Fakten-Tabelle



BITLISTEN-JOIN-INDEX (2)

- Beispielanfrage: Smartphone-Umsatz und Anzahl verkaufter Geräte im April mit männlichen Kunden

```
select sum (GBetrag), sum (Anzahl)
       from VERKAUF v, KUNDE k, PRODUKT p, ZEIT z
       where v.K_Id = k.K_Id and v.P_Id = p.P_Id and
       v.Tag = z.Tag and z.Monat = "April" and p.Kategorie
= „Smartphone„ and k.Geschlecht = "M"
```

- Nutzung von 3 Bitlisten-Join-Indizes

Monat

Januar	0001100010001 ...
Febr	0000011100000 ...
März	1000000000010 ...
April	0110000001100 ...
...	

Kategorie

TV	1001000000010 ...
Notebook	0100000001000 ...
Smartphone	0010100010101 ...
Tablet	0000011100000 ...
...	

Geschlecht

M	1010010001001 ...
W	0111101110110 ...

BEREICHSKODIERTE BITLISTEN-INDIZES

- Standard-Bitlisten erfordern für Bereichsanfragen Auswertung vieler Bitlisten
- Bereichskodierte Bitlisten-Indizes:
  - in Bitliste zu Wert w bedeutet 1-Bit für einen Satz, dass der Attributwert *kleiner oder gleich w* ist
  - Bitliste für Maximalwert kann eingespart werden (da nur „1“ gesetzt sind)
- Für jede Bereichsanfrage max. 2 Bitlisten auszuwerten
  - Q1: Monat <= „Juni“: Q2: Monat „März“ bis „Juni“:

ID	Monat	Standard-Bitlisten									Bereichskodierte Bitlisten								
		Jan	Feb	Mär	Apr	Mai	Jun	Jul	...	Dez	Jan	Feb	Mär	Apr	Mai	Jun	...	Nov	Dez
122	Mai	0	0	0	0	1	0	0	...	0	0	0	0	0	1	.....			1
123	März	0	0	1	0	0	0	0	...	0	0	0	1	1	.....				1
124	Januar	1	0	0	0	0	0	0	...	0	1	1	1	1	....				1
125	März	0	0	1	0	0	0	0	...	0	0	0	1	1	....				1
126	Februar	0	1	0	0	0	0	0	...	0	0	1	1	1	....				1
127	Dezember	0	0	0	0	0	0	0	...	1	0	0	0	0	...			0	1
128	April	0	0	0	1	0	0	0	...	0	0	0	0	1	....				1
...	...	...									...								

BEREICHSKODIERTE BITLISTEN-INDIZES (2)

Bereichsanfragen: Beispiele

- Bereich A < x <= E:

- Bereich x <= E:

- Bereich x > A:
- Punktanfrage (Gleichheitsbedingung)
  - erfordert (meist) Lesen von 2 Bitlisten vs. 1 Bitliste bei Standard-Bitlisten-Index
  - nur Juni: B(Juni) AND
- Speicherplatzreduzierung möglich durch verallgemeinerte Intervall-Kodierung

INTERVALLKODIERTE BITLISTEN-INDIZES

- jede Bitliste repräsentiert Wertezugehörigkeit zu bestimmtem Intervall fester Länge von der Hälfte des Gesamtwertebereichs
  - Beispiel I1 = [Jan, Jun], I2 = [Feb, Jul], I3 = [Mär,Aug], I4 = [Apr, Sep], I5 = [Mai, Okt], I6 = [Jun, Nov], I7 = [Jul, Dez]
- für jede Punkt- und Bereichsanfrage max. 2 Bitlisten zu lesen
  - z.B. Bereich März bis September: I3 OR I4
  - Monat = Februar:
- etwa halbierter Speicheraufwand

ID	Monat	Standard-Bitlisten									Intervallkodierte Bitlisten						
		Jan	Feb	Mär	Apr	Mai	Jun	Jul	...	Dez	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7
122	Mai	0	0	0	0	1	0	0	...	0	1	1	1	1	1	0	0
123	März	0	0	1	0	0	0	0	...	0	1	1	1	0	0	0	0
124	Januar	1	0	0	0	0	0	0	...	0	1	0	0	0	0	0	0
125	März	0	0	1	0	0	0	0	...	0	1	1	1	0	0	0	0
126	Februar	0	1	0	0	0	0	0	...	0	1	1	0	0	0	0	0
127	Dezember	0	0	0	0	0	0	0	...	1	0	0	0	0	0	0	1
128	April	0	0	0	1	0	0	0	...	0	1	1	1	1	0	0	0
...	...	...													...		

KODIERTE BITLISTEN-INDIZES

- Speicherplatzersparnis durch logarithmische Kodierung der k möglichen Attributwerte (encoded bitmap indexing)
  - Standardverfahren: pro Satz ist nur in einer der k Bitlisten das Bit gesetzt
  - jede der k Wertemöglichkeiten wird durch $\log_2$ k Bits kodiert => nur noch $\log_2$ k Bitlisten
  - hohe Einsparungen bei großen k (z.B. Kunden, Produkte)
    - k=1 Million erfordert 20 statt 1 Million Bitlisten

Blau 0001100010001 ...
Rot 1100000000010 ...
Weiß 0010000001100 ...
Grün 0000011100000 ...

Kodierung	F_1	F_0
Blau	0	0
Rot	0	1
Weiß	1	0
Grün	1	1

2 Bitvektoren für 4 Farben

F_1 0 0 1 0 0 1 …

F_0 1 1 0 0 0 1 …

- Auswertung von Suchausdrücken
  - höherer Aufwand bei nur 1 Bedingung ($\log_2$ k Bitlisten statt 1 abzuarbeiten) Farbe = Blau:
  - bei mehreren Bedingungen wird auch Auswertungsaufwand meist reduziert
  - Blau oder Rot:

KODIERUNGSVARIANTEN

Mehrkomponenten-Bit-Indizes

- Zerlegung von Attributwerten in mehrere Komponenten und separate Kodierung
- Wahl der Komponenten erlaubt Kompromiss zwischen Speicheraufwand (# Bitlisten) und Zugriffsaufwand

Beispiel 1

- Produkt-Nr (0..999) = x * 100 + y * 10 + z mit x,y,z aus 0..9
- 30 Bitlisten statt 1000 (10 bei logarithmischer Kodierung) Auswertung eines Produktes:

Beispiel 2

- hierarchische Kodierung zB von Produkten innerhalb Produktart und Produktgruppe
- z.B. 5/6/8 Bits für Produktgruppe/Produktart/Produkt (Muster gggggaaaaaapppppppp) führt zu 19 Bitlisten für max. 32*64*256=500K Prod.
- Auswertungen für Produktgruppe und Produktart ohne eigene Bitlisten

AGENDA

- Einleitung
- Indexstrukturen
  - ein- vs. mehrdimensionale Indexstrukturen
  - eindimensionale Einbettung
  - Bitlisten-Indexstrukturen
- Column Stores
  - Datenkompression
- Datenpartitionierung
  - vertikale vs. horizontale Fragmentierung
  - mehrdimensionale, hierarchische Fragmentierung
- Materialisierte Sichten
  - Verwendung
  - Auswahl

ROW STORE VS. COLUMN STORE



–Standard-Modell in DBS: Sätze von Tabellen werden vollständig innerhalb je einer Seite gespeichert

\+ einfaches Hinzufügen neuer Sätze

\- Lesen nicht benötigter Attribute

Spaltenweise Zerlegung und Speicherung von Tabellen

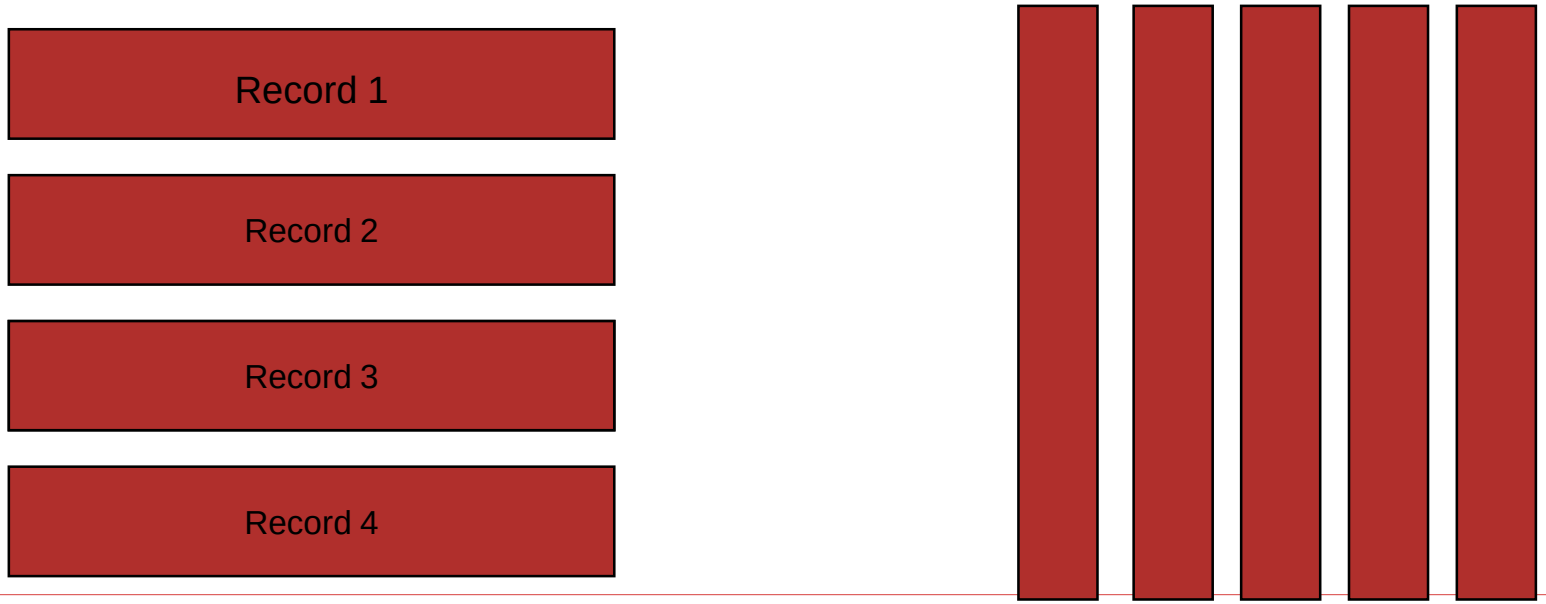
\+ nur relevante Daten werden gelesen

\- mehrere Zugriffe zum Einfügen neuer Sätze

besonders geeignet zur Analyse-Unterstützung, z.B. für Data Warehouses

COLUMN STORES

- spaltenweise statt zeilenweise Speicherung von Tabellen
  - frühe Realisierungen im Rahmen vertikaler Partitionierung (Sybase IQ)
  - viele neue Realisierungen seit ca. 2005, v.a. zur Unterstützung von Analyse-Anfragen / OLAP (SAP Hana, Vertica …)
  - hybride Lösungen mit Row und Column Store (z.B. MS SQLServer, DB2)
- v.a. im Rahmen von In-Memory-Architekturen genutzt



VORTEILE / NACHTEILE

- Vorteile Column Store
  - I/O-Einsparungen falls nur wenige Attribute benötigt
  - zusätzliche Einsparungen falls Attributwerte komprimiert werden
  - effiziente Aggregationsmöglichkeiten
  - OLAP-orientiert
  - oft deutlich bessere Trefferraten im CPU-Cache durch Fokussierung auf relevante Daten

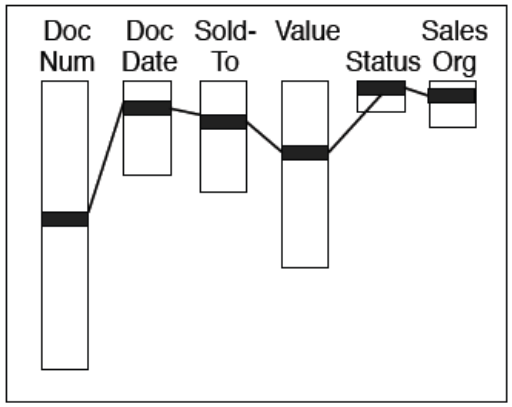
- Nachteile Column Store (→ Vorteile Row Store)
  - ungünstig für Operationen, die (fast) alle Attribute von Tupeln betreffen,
    z.B. für Änderungen / effizientes Einfügen neuer Tupel
  - weniger günstig für OLTP und wenn nicht alle Daten im Hauptspeicher

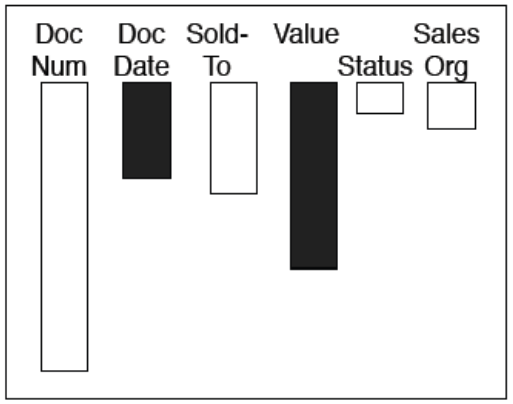
ANFRAGEN – COLUMN VS. ROW STORE *

SELECT *
FROM Sales Orders
WHERE Document Number = '95779216'

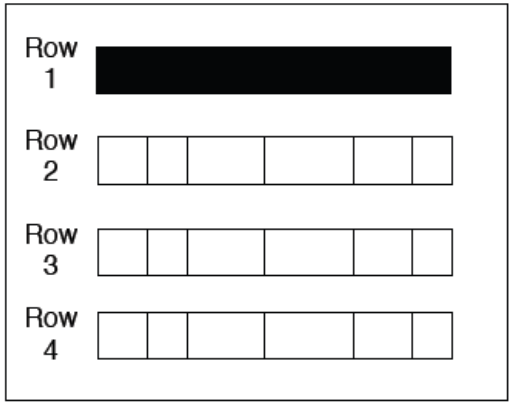
SELECT SUM(Order Value)
FROM Sales Orders
WHERE Document Date > 2009-01-20

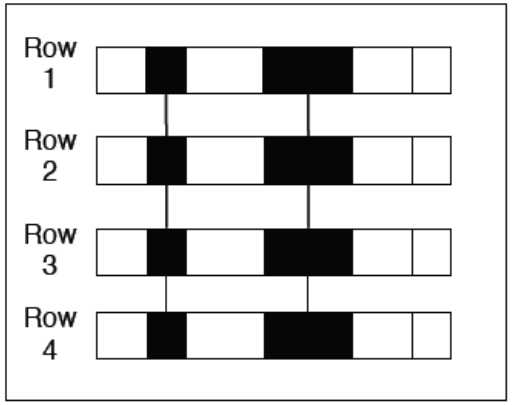
Column Store





Row Store





* Quelle: Hasso Plattner: Enterprise Applications – OLTP and OLAP – Share One Database Architecture

DATENKOMPRESSION

- Column Stores nutzen oft komprimierte Speicherung von Attributwerten
  - reduzierter Speicherbedarf
  - reduzierter I/O-Aufwand
- leichtgewichtige Kompression mit geringem Aufwand zur Dekomprimierung
  - wünschenswert: Auswertungen auf komprimierten Werten selbst
- Varianten:
  - Run Length Encoding (RLE)
  - Bit Vector Encoding
  - Delta Coding
  - Wörterbuch-Kodierung
- pro Spalte kann das beste Kodierungsverfahren gewählt werden

RUN LENGTH ENCODING (RLE) / LAUFLÄNGENKODIERUNG

- Zusammenfassung von Nachbarn mit gleichem Wert
  - (Wert, Startposition, #Vorkommen)
- effizient bei langen Folgen gleicher Werte
    - wird durch Sortierung der Attributwerte pro Spalte unterstützt
- einfache Dekodierung
- Auswertungen auch auf komprimierten Werten möglich

Ort
Berlin
Berlin
Berlin
Dortmund
Leipzig
Leipzig
Leipzig
München
München



Ort	ab	Anz
Berlin	1	3
Dortmund	4	1
Leipzig	5	3
München	8	2

BITVEKTOR-KODIERUNG

- Spalte wird für k mögliche Attributwerte durch k Bitvektoren repräsentiert
  - Bit 1 (0) für Bitliste j an Position i bedeutet, dass Satz i den Wert j (nicht) hat
- speichergünstig bei wenigen Attributwerten
  - kann mit RLE kombiniert werden (lange 1- bzw. 0-Folgen)
- effiziente Auswertungen von Selektionen

Matnr	…	Stud.gang
2345678		Bachelor Informatik
3456789		Master Informatik
1234567		Bachelor Informatik
4321876		Master Data Science
5678912		Master Informatik
6785432		Bachelor Informatik
2198765		Master Data Science
4321987		Bachelor Informatik



Bachelor Informatik	1010.0101
Master Informatik	0100.1010
Master Data Science	0001.0010

DELTA-KODIERUNG

- Speicherung der Differenz zu Vorgängerwerten
- v.a. für numerische Werte
- Einsparungen v.a bei Sortierung

Matnr	…
2345678	
2345679	
2345683	
2345698	
2756789	
2756809	
2756814	
…	



Matnr	…
2345678	
1	
4	
15	
411091	
20	
5	
…	

WÖRTERBUCH-KODIERUNG (DICTIONARY ENCODING)

- Wörterbuch mit Code für alle zu ersetzende (String-)Werte
  - günstig v.a. bei wenigen und langen Attributwerten
- erfordert keine Sortierung
- Auswertung auf komprimierten Daten möglich
- Lookup zur Dekomprimierung

Knr	Bundesland
…	Sachsen
…	Sachsen
…	Bayern
…	Mecklenburg-Vorpommern
…	Sachsen-Anhalt
…	Mecklenburg-Vorpommern
…	Nordrhein-Westfalen
…	Sachsen



Knr	Bundesland
…	4
…	4
…	1
…	2
…	5
…	2
…	3
…	4

Dictionary

Bayern	1
Mecklenburg-Vorpommern	2
Nordrhein-Westfalen	3
Sachsen	4
Sachsen-Anhalt	5

VERGLEICH KOMPRIMIERUNGSVERFAHREN

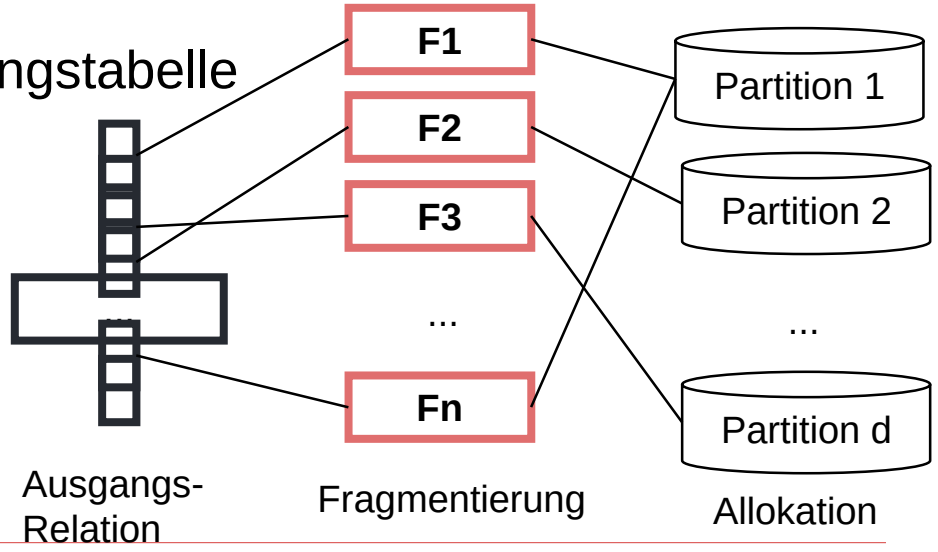
Kodierung	Datentyp	Sortierung?	Auswertung auf komprim. Daten?
RLE	beliebig	Ja	Ja
Bitvektor	beliebig (wenige Werte)	Nein	Ja
Delta	numerisch	Ja	Eingeschränkt
Dictionary	String	Nein	Ja

AGENDA

- Einleitung
- Indexstrukturen
  - ein- vs. mehrdimensionale Indexstrukturen
  - eindimensionale Einbettung
  - Bitlisten-Indexstrukturen
- Column Stores
  - Datenkompression
- Datenpartitionierung
  - vertikale vs. horizontale Fragmentierung
  - mehrdimensionale, hierarchische Fragmentierung
- Materialisierte Sichten
  - Verwendung
  - Auswahl

DATENPARTITIONIERUNG

- Partitionierung: logische Zerlegung von Relationen
  - *Fragmentierung*: Bestimmung der Verteilungseinheiten
  - *Allokation*: Zuordnung der Fragmente zu Partitionen (Rechnerknoten, Externspeicher)
- Fragmentierung (Zerlegung):
  - horizontal vs. vertikal
  - Vollständigkeit der Zerlegung
  - Rekonstruierbarkeit der Ursprungstabelle
- Ziele
  - Reduzierung des Verarbeitungsumfangs
  - Unterstützung von Parallelverarbeitung
  - Lastbalancierung



VERTIKALE FRAGMENTIERUNG

- spaltenweise Aufteilung von Relationen
- Definition der Fragmentierung durch Projektion
- Vollständigkeit:
  - jedes Attribut in wenigstens 1 Fragment enthalten
- verlustfreie Zerlegung:
  - Primärschlüssel i.a. in jedem Fragment enthalten
  - JOIN-Operation zur Rekonstruktion des gesamten Tupels
- Arbeitsersparnis durch Auslagern selten benötigter Attribute in eigene Fragmente

Globale Relation KUNDE

KNR	*NAME*	*GEBDAT*	*Filiale*
K2	Schulz	2.11.1976	F
K4	Meier	23.8.1972	B
K3	Müller	4.7.1987	B
K1	Scholz	24.4.1959	F
K5	Weber	17.3.1942	L

KNR	*NAME*	*Filiale*
K2	Schulz	F
K4	Meier	B
K3	Müller	B
K1	Scholz	F
K5	Weber	L

KUNDE1 = $\pi_{KNR,\ NAME,\ Filiale}$ ***(KUNDE)***

KNR	*GEBDAT*
K2	2.11.1976
K4	23.8.1972
K3	4.7.1987
K1	24.4.1959
K5	17.3.1942

KUNDE2 = $\pi_{KNR,\ GEBDAT}$ ***(KUNDE)***

HORIZONTALE FRAGMENTIERUNG

- zeilenweise Aufteilung von Relationen
- Definition der Fragmentierung durch Selektionsprädikate Pi auf der Relation:
  $R_i := \sigma_{Pi}\ (R)\ \ (1 \leq i \leq\ n)$
  - Vollständigkeit: jedes Tupel ist einem Fragment eindeutig zugeordnet
  - Fragmente sind disjunkt: $R_i \cap R_j = \{\}\qquad (i \neq j))$
  - Verlustfreiheit: Relation ist Vereinigung aller Fragmente: $R = \cup R_i\ \ (1 \leq i \leq\ n)$
- Anfragen auf Fragmentierungsattribut werden auf Teilmenge der Daten begrenzt
- Parallelverarbeitung unterschiedlicher Fragmente

KNR	*NAME*	*GEBDAT*	*Filiale*
K2	Schulz	2.11.1976	F
K4	Meier	23.8.1972	B
K3	Müller	4.7.1987	B
K1	Scholz	24.4.1959	F
K5	Weber	17.3.1942	L

Globale Relation KUNDE

KNR	*NAME*	*GEBDAT*	*Filiale*
K5	Weber	17.3.1942	L

KUNDE1 = $\sigma_{Filiale = "L"}$ ***(KUNDE)***

KNR	*NAME*	*GEBDAT*	*Filiale*
K2	Schulz	2.11.1976	F
K1	Scholz	24.4.1959	F

KUNDE2 = $\sigma_{Filiale = "F"}$ ***(KUNDE)***

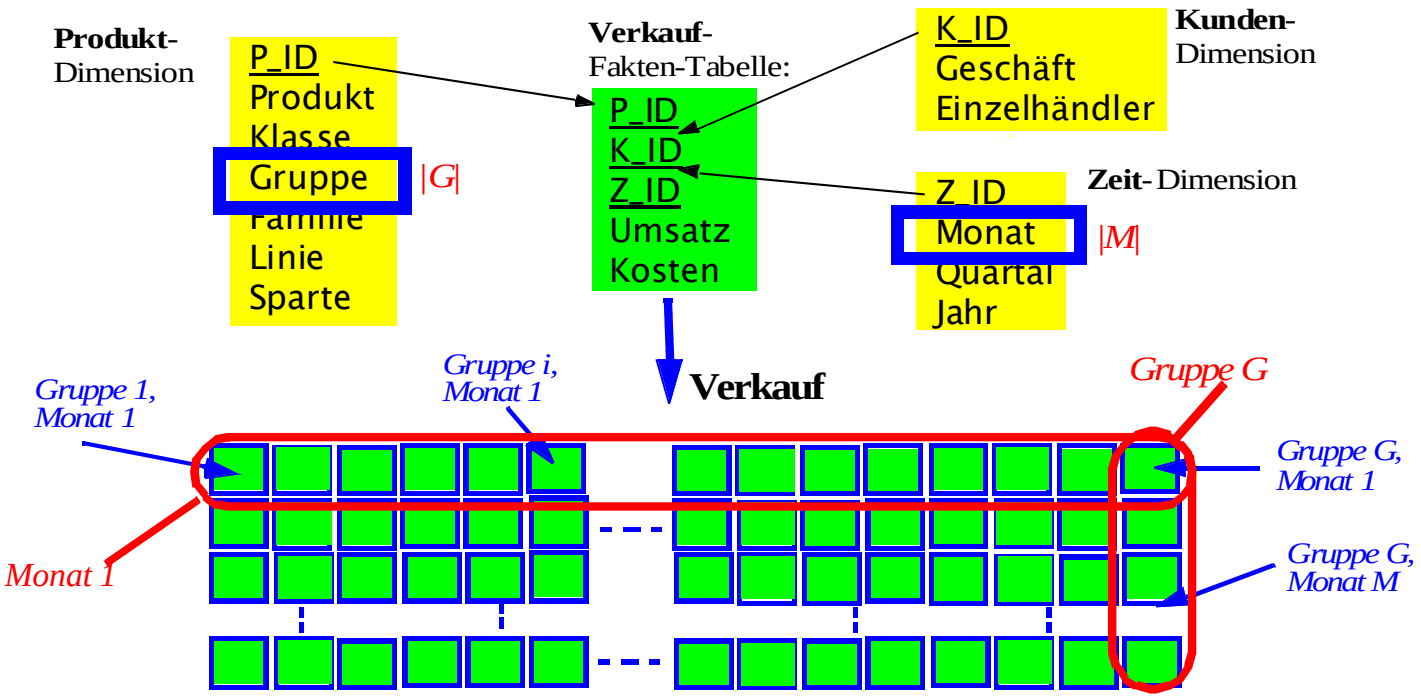
KNR	*NAME*	*GEBDAT*	*Filiale*
K4	Meier	23.8.1972	B
K3	Müller	4.7.1987	B

KUNDE3 = $\sigma_{Filiale = "B"}$ ***(KUNDE)***

MULTI-DIMENSIONALE, HIERARCHISCHE FRAGMENTIERUNG (MDHF)*

- horizontale Bereichsfragmentierung auf *mehreren* Attributen (reihenfolge-unabhängig)
  - Auswahl höchstens eines Attributs pro Dimension als Fragmentierungsattribut(e)
  - Fragment-Einschränkung für alle Anfragen bzgl. Fragmentierungsdimensionen

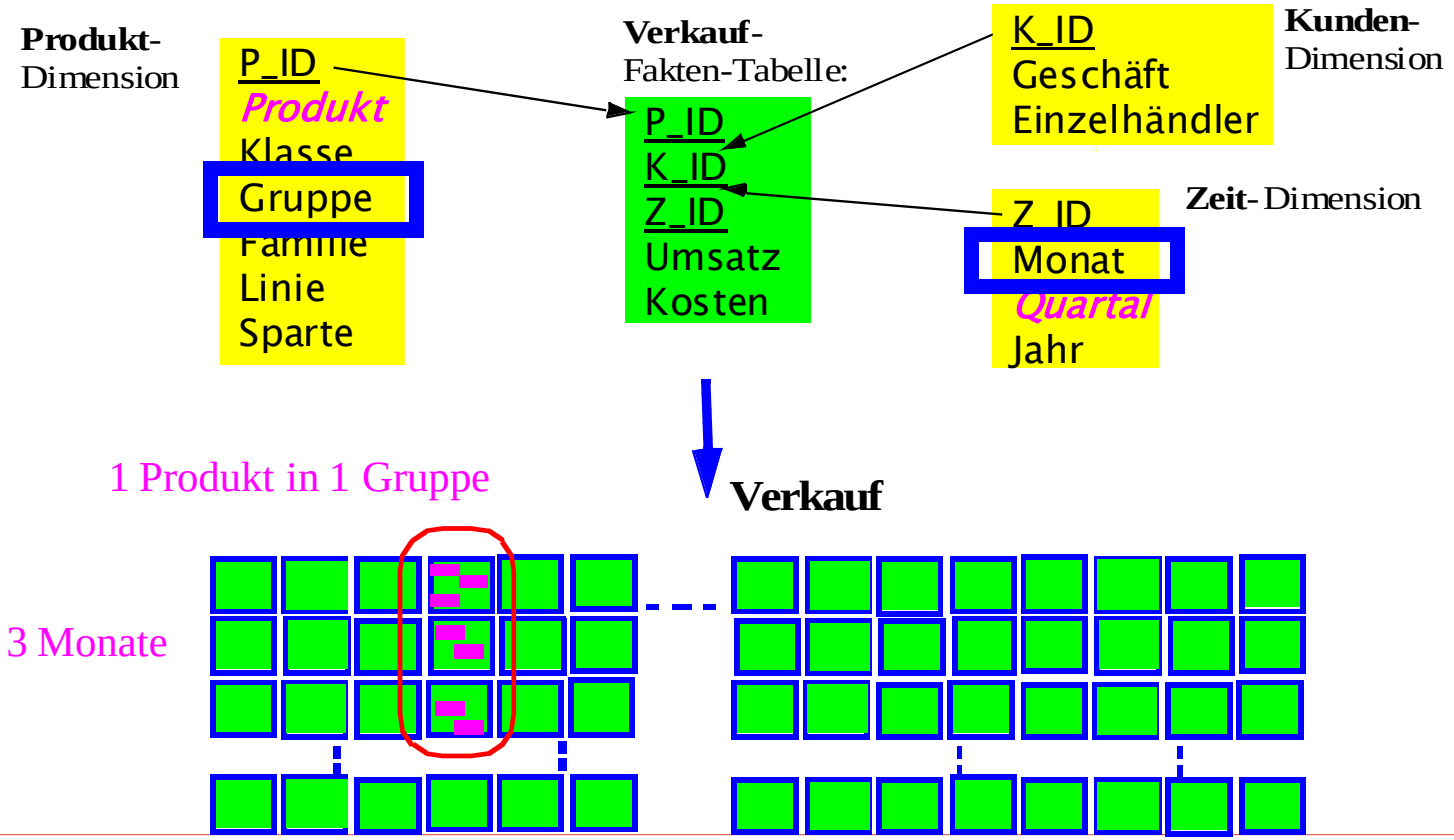
Beispiel: 2-dimensionale Fragmentierung $F_{GruppeMonat}$ der Faktentabelle **Verkauf**



* Stöhr, T., Märtens, H., Rahm, E.: *Multi-Dimensional Database Allocation for Parallel Data Warehouses* Proc. VLDB, 2000,

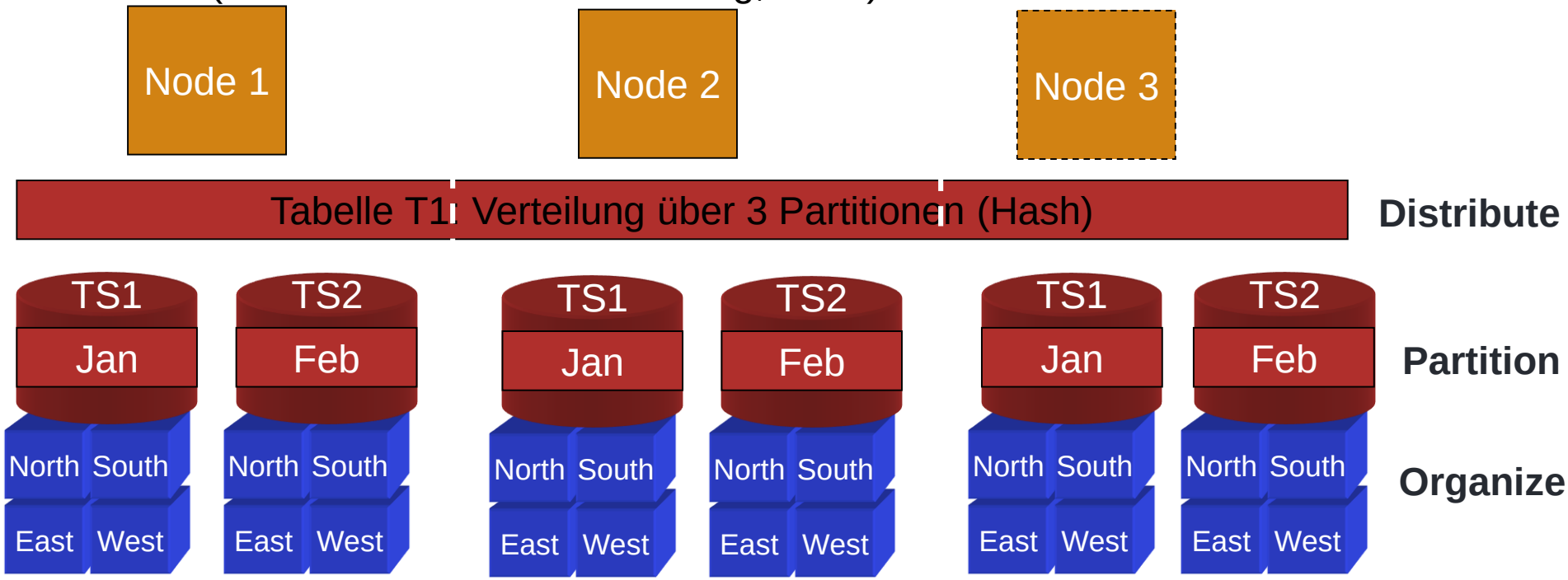
STERNSCHEMA-ANFRAGE UNTER MDHF

- Zugriff oberhalb und unterhalb des Fragmentierungsebene (Anfrage auf ***Quartal*** und ***Produkt***)
- nur 3 Fragmente

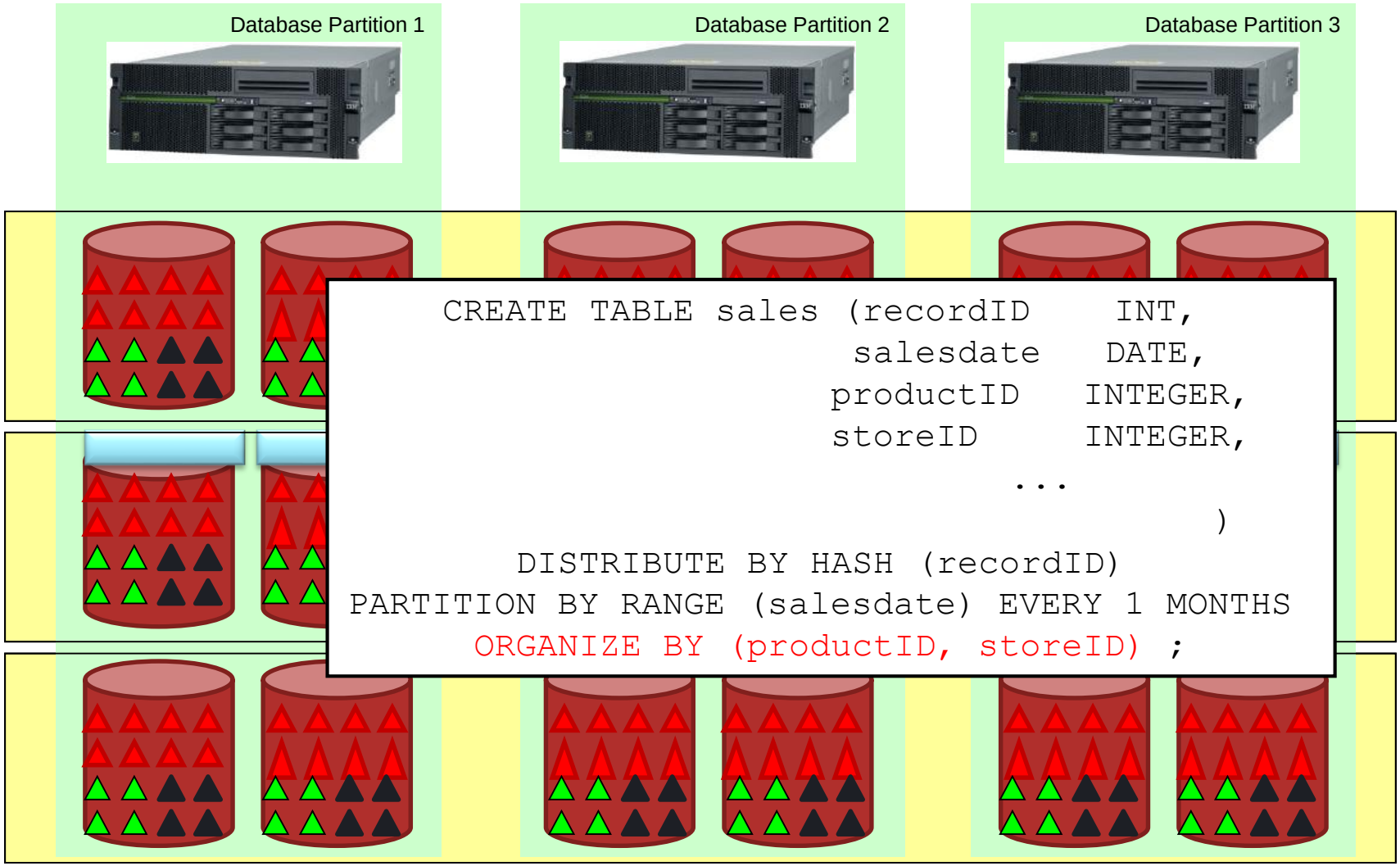


DATENALLOKATION IN DB2

- 3 –stufige Vorgehensweise
  - DISTRIBUTE BY HASH - Tabellen-Partitionierung zwischen Knoten
  - PARTITION BY RANGE – partitionsinterne Fragmentierung von Tabellen
  - ORGANIZE BY DIMENSIONS – Clustering innerhalb von Fragmenten (mehrdimensionales Clustering, MDC)



DB2 MULTI-DIMENSIONAL CLUSTERING



Quelle: IBM

AGENDA

- Einleitung
- Indexstrukturen
  - ein- vs. mehrdimensionale Indexstrukturen
  - eindimensionale Einbettung
  - Bitlisten-Indexstrukturen
- Column Stores
  - Datenkompression
- Datenpartitionierung
  - vertikale vs. horizontale Fragmentierung
  - mehrdimensionale, hierarchische Fragmentierung
- Materialisierte Sichten
  - Verwendung
  - Auswahl

MATERIALISIERTE SICHTEN

- Unterstützung in kommerziellen DBS: Oracle, DB2, SQL Server
  - materialized views, summary tables, ...
- explizite Speicherung von Anfrageergebnissen, z.B. Aggregationen, zur Beschleunigung von Anfragen
- sehr effektive Optimierung für Data Warehousing
  - häufig ähnliche Anfragen (Star Queries)
  - Lokalität bei Auswertungen
  - relativ stabiler Datenbestand
- Realisierungs-Aspekte
  - Verwendung von materialisierten Sichten für Anfragen (Query-Umformulierung, query rewrite)
  - Auswahl der zu materialisierenden Sichten: statisch vs. dynamisch (Caching von Anfrageergebnissen)
  - Aktualisierung materialisierter Sichten

VERWENDUNG MATERIALISIERTER SICHTEN

- Einsatz von materialisierter Sichten transparent für den Benutzer
  - DBS muss während Anfrageoptimierung relevante materialisierte Sichten automatisch erkennen und verwenden können (Anfrageumstrukturierung)
  - umgeformte Anfrage muss äquivalent zur ursprünglichen sein (dasselbe Ergebnis liefern)
- Beispiel

Anfrage Q

```
select sum (v.GBetrag) AS
Umsatz from VERKAUF v, PRODUKT
p, ZEIT z where v.Tag = z.Tag
and v.P_Id = p.P_Id and z.Monat
= "April" and p.Kategorie =
"Smartphone"
```

mat. Sicht M1

```
create materialized view M1 (K, M, S,
A) AS select p.Kategorie, z.Monat, SUM
(GBetrag), SUM (Anzahl)
from VERKAUF v, PRODUKT p, ZEIT z
where v.Tag = z.Tag and v.P_Id =
p.P_Id
group by cube (p.Kategorie, z.Monat)
```

modifizierte Anfrage Q'

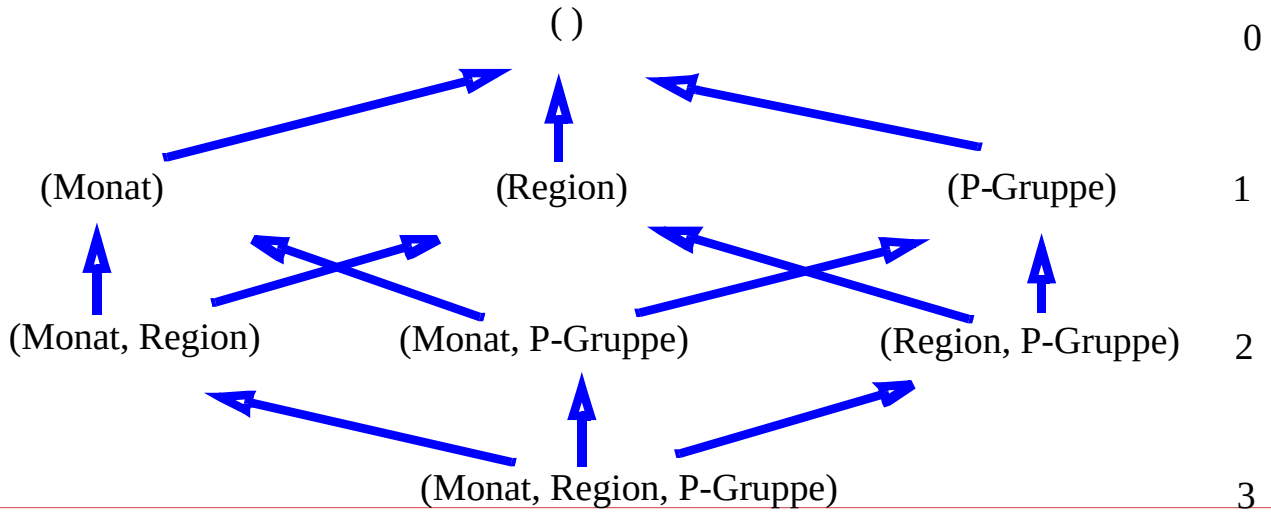
select S AS Umsatz
from M1
where M="April" and K="Smartphone"

AUSWAHL VON MATERIALISIERTER SICHTEN

- Optimierungs-Tradeoff:
  - Nutzen für Anfragen vs. erhöhte Speicherungs-/Aktualisierungskosten
- statische Bestimmung durch DBA oder Tool
  - keine Berücksichtigung aktueller Anfragen
  - keine Änderung bis zur nächsten Warehouse-Aktualisierung
- dynamische Auswahl: Caching von Anfrageergebnissen
  - Nutzung von Lokalität bei Ad-Hoc-Anfragen
  - günstig bei interaktiven Anfragen, die aufeinander aufbauen (z.B. Rollup)
  - komplexe Verwaltung, z.B. Verdrängungsentscheidungen für variabel große Ergebnismengen in Abhängigkeit von Referenzierungshäufigkeit, Kosten der Neuberechnung etc.

STATISCHE AUSWAHL MATERIALISIERTER SICHTEN

- Auswahl vorzuberechnender Aggregationen des Aggregationsgitters
  - *Aggregationsgitter*: azyklischer Abhängigkeitsgraph, der anzeigt, für welche Kombinationen aus Gruppierungsattributen sich Aggregierungsfunktionen (SUM, COUNT, MAX, ...) direkt oder indirekt aus anderen ableiten lassen
- vollständige Materialisierung aller Kombinationen i.a. nicht möglich
  - #Gruppierungskombinationen wächst exponentiell mit Anzahl von Gruppierungsattributen n
  - möglichst optimale Teilmenge zu bestimmen

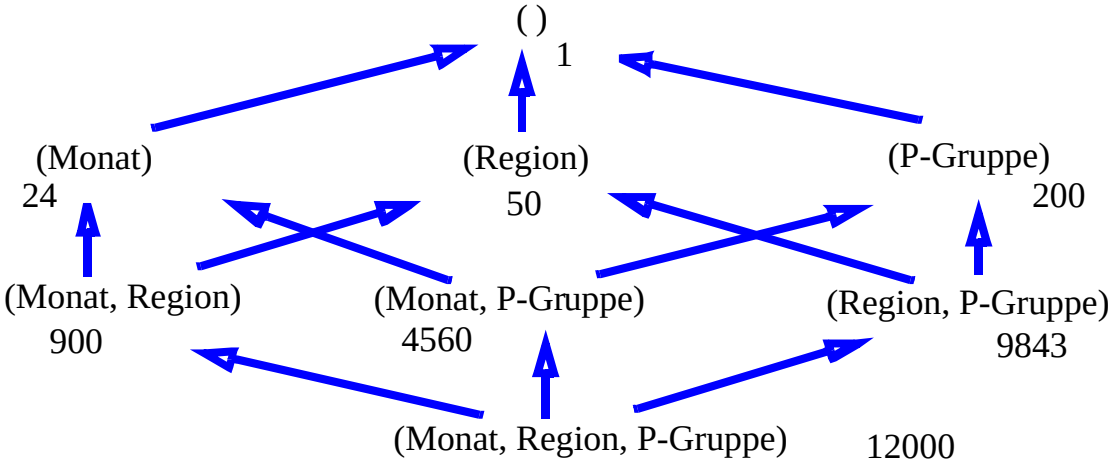


STATISCHE AUSWAHLHEURISTIK*

- Annahmen
  - gleiche Nutzungswahrscheinlichkeit pro Cuboid (Kombination von Dimensionsattributen)
  - Aufwand sei proportional zu Anzahl zu berechnender Sätze/Aggregate
- Heuristik für vorgegebenes Limit für Speicheraufwand
  - pro Kombination von Dimensionsattributen wird Summe der Einsparungen berechnet, die sie für andere nicht materialisierte Kombinationen bewirkt
  - in jedem Schritt wird die Kombination ausgewählt, die die größte Summe an Einsparungen zulässt, solange der maximal zugelassene Speicheraufwand nicht überschritten ist

*Harinarayan/Rajaraman/Ullman, *Implementing Data Cubes Efficiently*. Proc. Sigmod 1996

STATISCHE AUSWAHLHEURISTIK: BEISPIEL



Limit sei 50% Zusatzaufwand
(bezogen auf Kardinalität der Detaildaten)

- Vollauswertung erfordert
  12.000+15.578 = 27.578 Sätze (+ 130%)
- Beschränkung erforderlich

- Schritt 1: maximale Einsparung für *Monat/Region*
  - nur 900 statt 12.000 Werte auszuwerten
  - Nutzung für 4 Knoten (Einsparung 4*11.100): (Monat, Region), (Monat), (Region), ()
- Schritt 2:
  - *Monat*: zusätzliche Einsparung 2*(900 – 24) = 1752
  - *Monat, P-Gruppe:* zusätzliche Einsparung 2*(12.000 – 4.560) = 14.880
  - resultierender Overhead: 900+4560=5460
- Schritt 3: *P-Gruppe*: zusätzliche Einsparung (4.560-200) + (900-200)= 5.060

ZUSAMMENFASSUNG

- mehrdimensionale vs. 1-dimensionale Indexstrukturen
- Bitlisten-Indizes
  - effizient kombinierbar für mehrdimensionale Auswertungen / Star-Joins
  - Bereichs- und Intervallkodierung für Bereichsanfragen
  - kodierte Bitlisten-Indizes für große Dimensionen
- Partitionierung
  - vertikale oder horizontale Zerlegung von Relationen zur Reduzierung des Arbeitsaufwandes und Unterstützung von Parallelverarbeitung
  - mehrdimens. horizontale Fragmentierung ermöglicht umfassende Einsparungen
- materialisierte Sichten
  - große Performance-Vorteile durch Vorberechnung von Anfragen/Aggregationen
  - dynamische vs. statische Auswahl an materialisierten Sichten
- Column Stores
  - hohe I/O-Einsparungen für OLAP, insbesondere mit komprimierten Datenwerten
  - effiziente Aggregationsmöglichkeiten
  - in Kombination mit In-Memory-DWH verlieren andere Optimierungen an Bedeutung