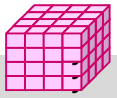
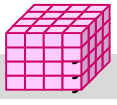
5. Performance-Techniken

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



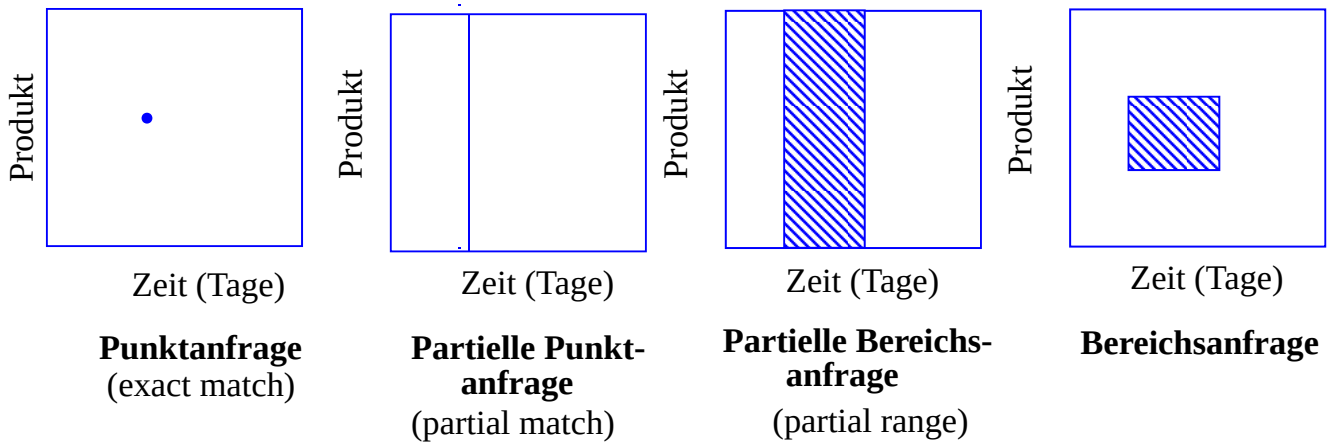
Einleitung

- hohe Leistungsanforderungen
  - sehr große Datenmengen, vor allem Faktentabelle
  - kurze Antwortzeiten für viele Benutzer
  - mehrdimensionale Auswahlbedingungen, Gruppierung, Aggregationen, Sortierung ...
  - periodische Aktualisierung mit sehr vielen Änderungen (ETL, Aktualisierung der DW-Tabellen, Hilfsstrukturen, Cubes)
- 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 Performance-Techniken unter spezieller Nutzung von DW-Charaktistika
  - Indexstrukturen (1-dimensional, mehrdimensional, Bit-Indizes)
  - materialisierte Sichten bzw. vorberechnete Aggregationen
  - Partitionierung der Daten (Einschränkung der zu bearbeitenden Daten) und Parallelverarbeitung
  - Column Store

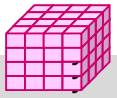


Mehrdimensionale Anfragearten

- Punkt- und Bereichsanfragen (exakt vs. partiell)

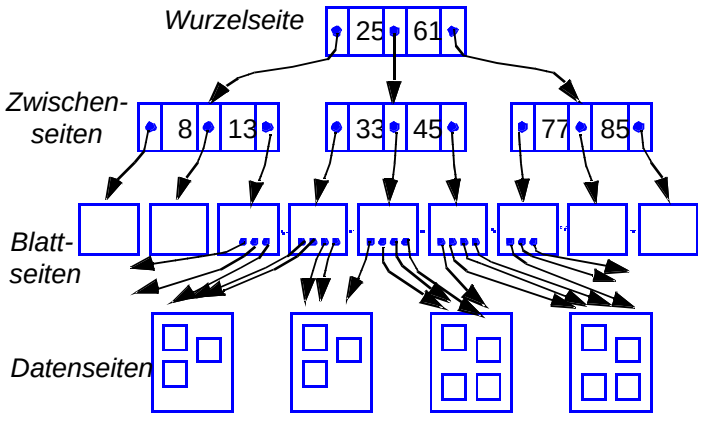


- Aggregation, Gruppierung (Cube, Rollup), Sortierung ...

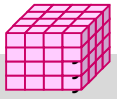


Indexstrukturen

- 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 direktem und sortiert-sequentiellen Zugriffen

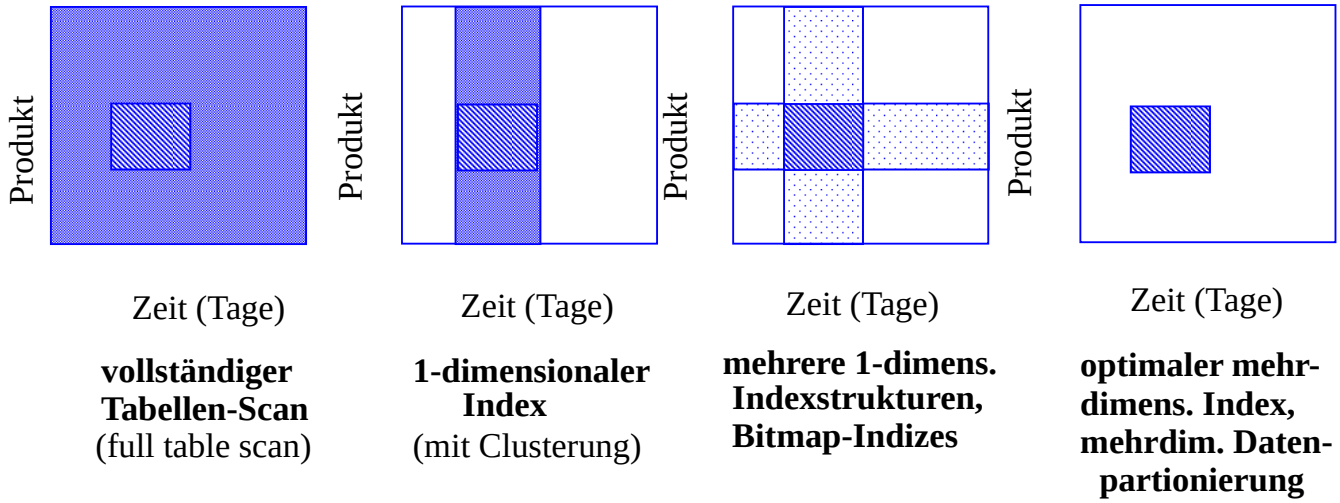


Clustered Index



Indexunterstützung für mehrdimens. Anfragen

- Eingrenzung des Datenraumes



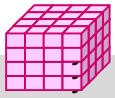
vollständiger Tabellen-Scan (full table scan)

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, ...



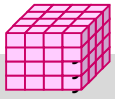
Bitlisten-Indizes

- herkömmliche Indexstrukturen ungeeignet für Suchbedingungen geringer Selektivität
  - z.B. für Attribute (Dimensionen) mit nur 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 A1 ... Ak
  - 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 Aj 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	0001100010001100001100000000
Rot	1100000000010010000010000001
Weiß	0010000001100000010000011110
Grün	0000011100000001100001100000 ...



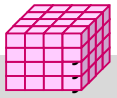
Bitlisten Indizes (2)

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

- Beispielanfrage

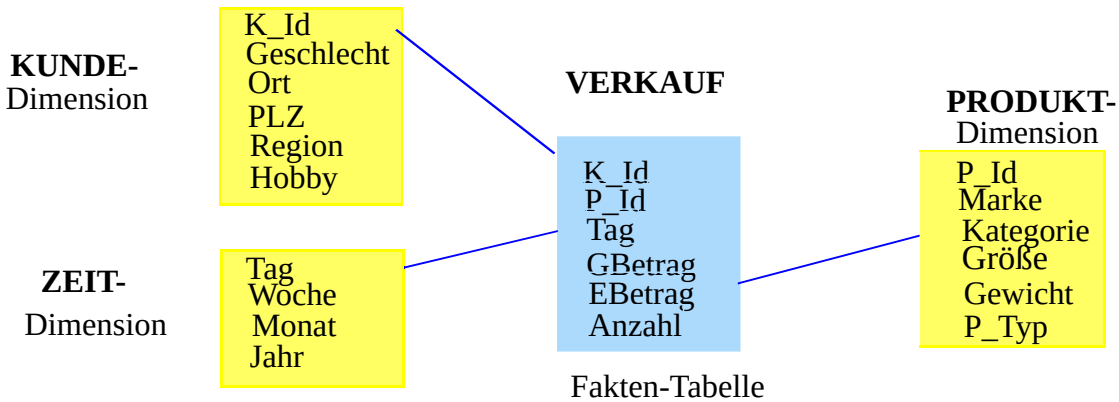
  Select ... WHERE A1=C1 AND A2=C2 AND A3=C3
  100 Millionen Sätze; pro Teilbedingung Selektivität 1%

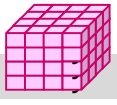
- Erweiterungen erforderlich für Bereichsanfragen, große Wertebereiche, hierarchische Dimensionen



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: Video-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 = "Video"
        and k.Geschlecht = "M"
```

- Nutzung von 3 Bitlisten-Join-Indizes

Monat

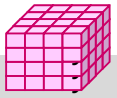
Januar	0001100010001 ...
Febr	0000011100000 ...
März	1000000000010 ...
April	0110000001100 ...
•••	

Kategorie

TV	1001000000010 ...
DVD	0100000001000 ...
Video	0010100010101 ...
Stereo	0000011100000 ...
...	

Geschlecht

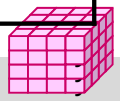
M	1010010001001 ...
W	0111101110110 ...



Bereichskodierte Bitlisten-Indizes

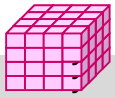
- Standard-Bitlisten erfordern für Bereichsanfragen Auswertung vieler Bitlisten
- Bereichskodierte Bitlisten-Indizes:
  - in Bitliste zu Wert w bedeutet 1-Bit für einen Satz, dass der Attributwert *kleiner oder gleich w* ist
  - Bitliste für Maximalwert kann eingespart werden (da nur „1“ gesetzt sind)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

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	
123	März	0	0	1	0	0	0	0	...	0	
124	Januar	1	0	0	0	0	0	0	...	0	
125	März	0	0	1	0	0	0	0	...	0	
126	Februar	0	1	0	0	0	0	0	...	0	
127	Dezember	0	0	0	0	0	0	0	...	1	
128	April	0	0	0	1	0	0	0	...	0	
...	...	...									...



Bereichskodierte Bitlisten-Indizes (2)

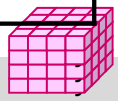
- Bereichsanfragen: Beispiele
  - Bereich A < x <= E:
  - Bereich x <= E:
  - Bereich x > A:
- Punktanfrage (Gleichheitsbedingung) erfordert Lesen von 2 Bitlisten (vs. 1 Bitliste bei Standard-Bitlisten-Index)
- Speicherplatzreduzierung möglich durch verallgemeinerte *Intervall-Kodierung*



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:
  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							
125	März	0	0	1	0	0	0	0	...	0							
126	Februar	0	1	0	0	0	0	0	...	0							
127	Dezember	0	0	0	0	0	0	0	...	1							
128	April	0	0	0	1	0	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)

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

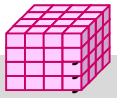
Kodierung	F_1	F_0
Blau		
Rot		
Weiß		
Grün		

2 Bitvektoren für 4 Farben

F_1

F_0

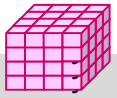
- Auswertung von Suchausdrücken
  - höherer Aufwand bei nur 1 Bedingung ($\log_2$ k Bitlisten statt 1 abzuarbeiten)
  - bei mehreren Bedingungen wird auch Auswertungsaufwand meist reduziert



Kodierungsvarianten

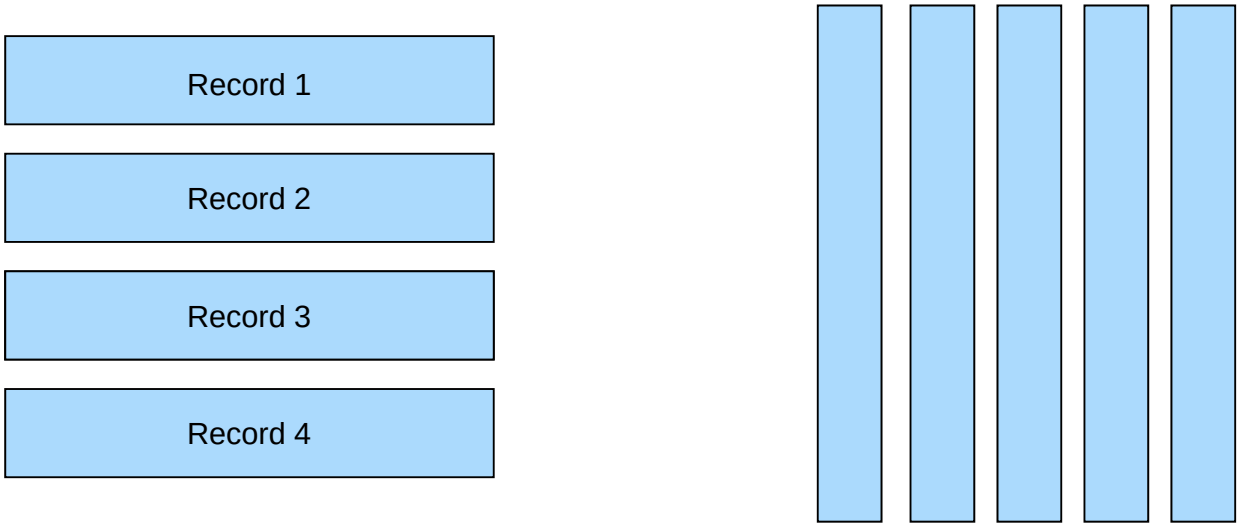
- Mehrkomponenten-Bit-Indizes
  - Zerlegung von Attributwerten in mehrere Komponenten und separate Kodierung
  - Wahl der Komponenten erlaubt Kompromiss zwischen Speicheraufwand (# Bitlisten) und Zugriffsaufwand
  - Bsp.: Produkt-Nr (0..999) = x * 100 + y * 10 + z mit x,y,z aus 0..9
- Hierarchische Dimensionskodierung
  - Vermeidung separater Bitlisten für jede Dimensionsebene -> hierarchische Kodierung mit 1 Bitlisten-Index pro Dimension
  - Verwendung konkatenierter Schlüssel-IDs und separate Kodierung
  - Beispiel: Kodierung einer Produkthierarchie mit ca. 50000 Produkten

	BEREICH	*FAMILY*	*GRUPPE*	*PNR*	Gesamt
#Elemente Gesamt	8	96	1536	49,152	49152
#Elemente pro Vorgänger	8	12	16	32	
#Bits für Kodierung ($\log_2$)	3	4	4	5	16
Beispiele-Bitmuster	bbb	ffff	gggg	ppppp	bbbffffggggppppp



Column Stores

- spaltenweise statt zeilenweise Speicherung von DB/DW-Inhalten
  - v.a. im Rahmen von In-Memory-Architekturen genutzt
- Beispiel-Systeme:
  - Sybase IQ
  - Vertica (kommerzielle Version von C-Store), Infobright ICE, Monet
  - SAP HANA, IBM Blu …



Vorläufer (Sybase IQ): Projektions-Index

- separate Speicherung der Attributwerte ausgewählter Attribute (vertikale Partitionierung)

	PNR	ANR	W-ORT	GEHALT
1	12345	K02	L	45000
2	23456	K02	M	51000
3	34567	K03	L	48000
4	45678	K02	M	55000
5	56789	K03	F	65000
6	67890	K12	L	50000

Projektions-Index

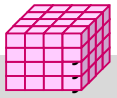
GEHALT
45000
51000
48000
55000
65000
50000

- starke E/A-Einsparungen verglichen mit Zugriff auf vollständige Sätze
- Bsp.: Berechnung von Durchschnittsgehalt, Umsatzsumme ...
- effektive Einsatzmöglichkeit in Kombination mit Bitlisten-Index-Auswertungen

Vorteile / Nachteile

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

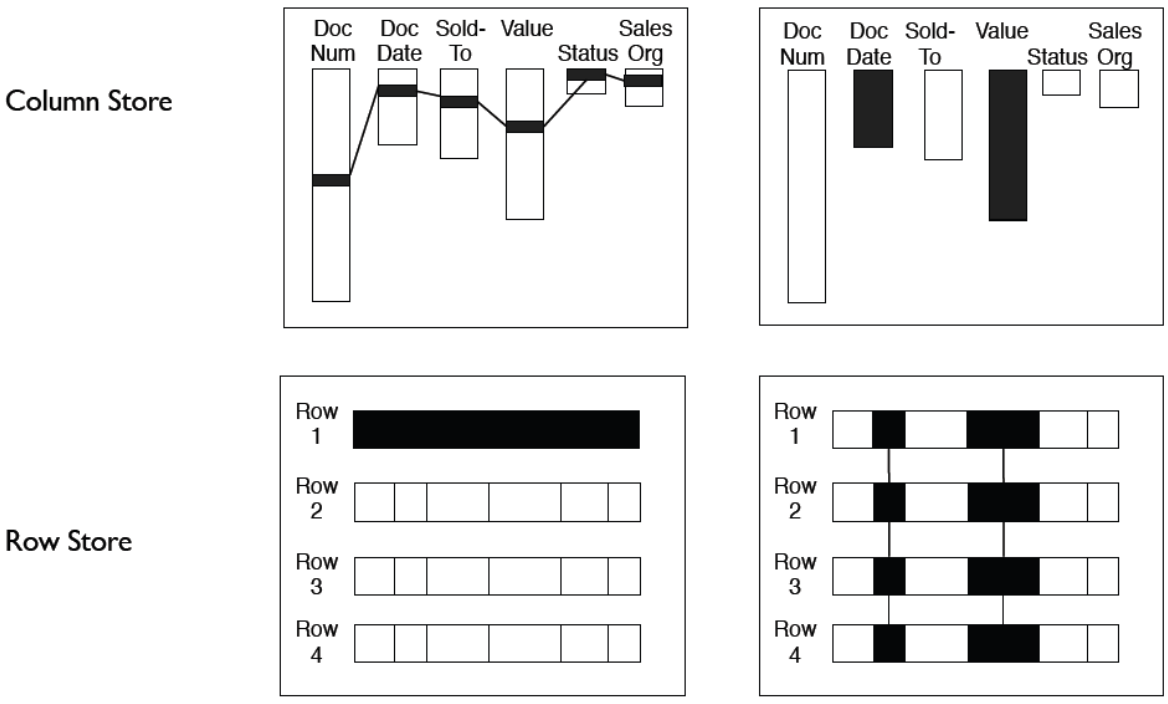
- Nachteile Column Store (-> Vorteile Row Store)
  - noch relativ neue Technologie
  - ungünstig für Operationen, die (fast) alle Attribute von Tupeln betreffen, z.B. für Änderungen / effizientes Einfügen neuer Tupel
  - weniger günstig für OLTP und wenn nicht alle Daten im Hauptspeicher



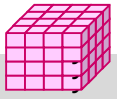
Anfragen – Column vs. Row Store *

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

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

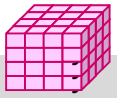


* Quelle: Hasso Plattner: Enterprise Applications – OLTP and OLAP – Share One Database Architecture



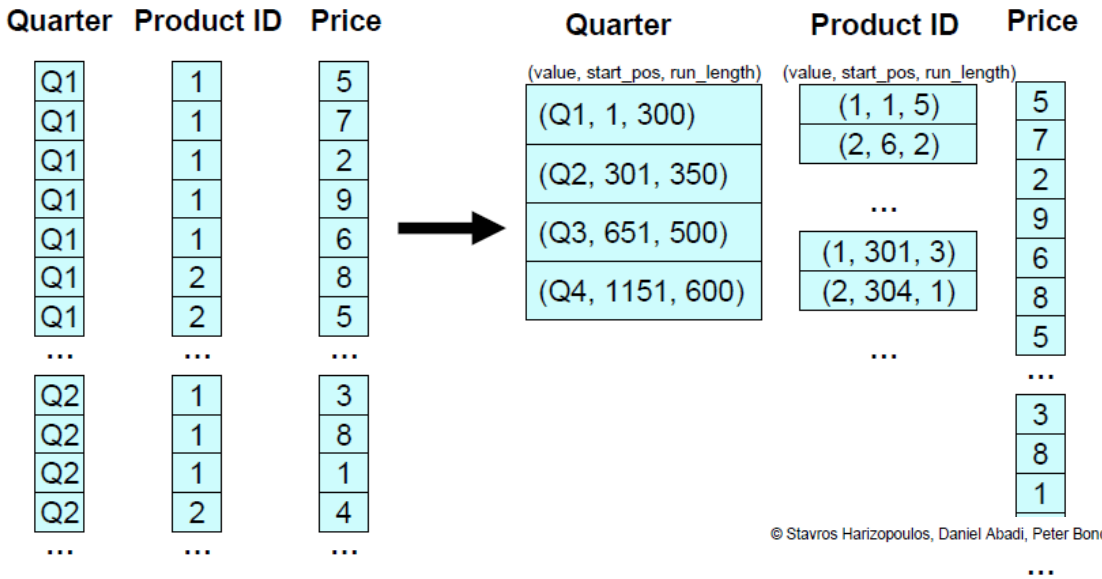
Datenkompression

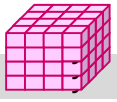
- Column Stores nutzen oft komprimierte Speicherung von Attributwerten
  - Reduzierter Speicherbedarf
  - Reduzierter I/O-Aufwand
- Leichtgewichtige Kompression mit geringem Aufwand zur Dekomprimierung
  - Wünschenswert: Auswertungen auf komprimierten Werten selbst
- Zahlreiche Varianten
  - Run Length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



Run Length Encoding (RLE) / Lauflängenkodierung

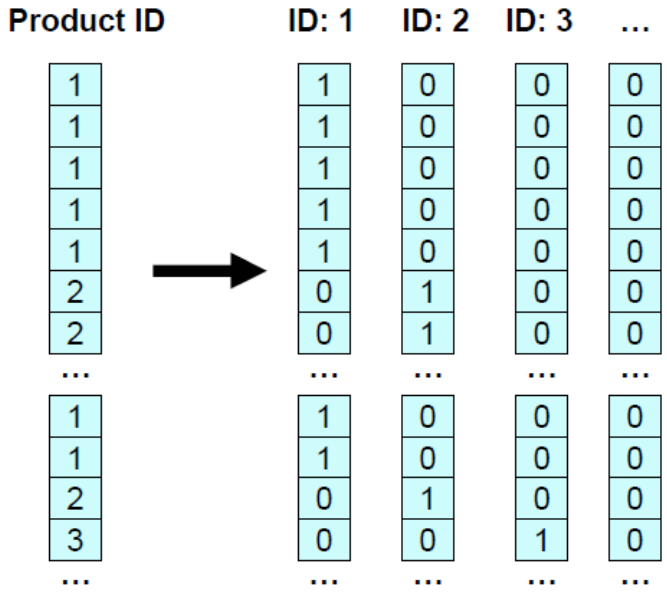
- Zusammenfassung von Nachbarn mit gleichem Wert
  (Wert, Startposition, #Vorkommen)
- effizient bei langen Folgen gleicher Werte
  - wird durch Sortierung der Attributwerte pro Spalte unterstützt
- einfache Dekodierung
- Auswertungen auch auf komprimierten Werten möglich





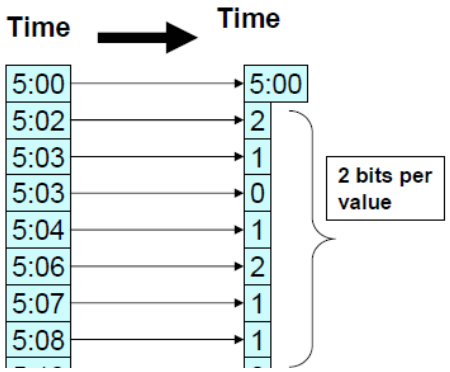
Bit Vector Encoding

- 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



Weitere Kompressionstechniken

- Delta / Difference Coding
  - Speicherung der Differenz zu Vorgängerwerten
  - Oft kompakter, v.a. bei Sortierung



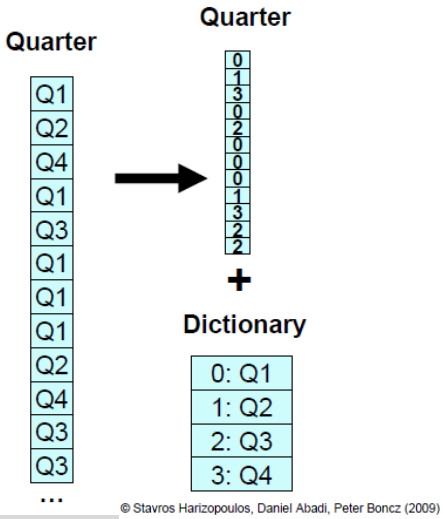
- Wörterbuch-Kodierung
  - Erfordert keine Sortierung
  - Günstig v.a. bei wenigen und langen Attributwerten
  - Auswertung auf komprimierten Daten möglich
  - Lookup zur Dekomprimierung

Dictionary

pos	value
0	Aachen
1	Karlsruhe
2	Leipzig
3	Münster

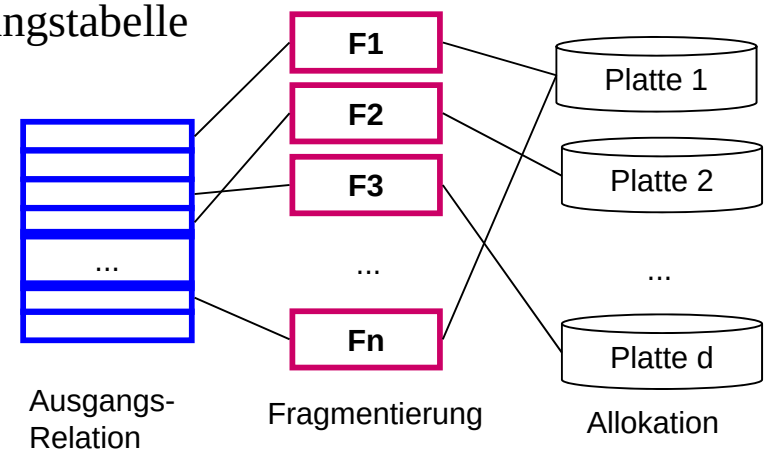
IndexVector

pos	value
0	0
1	0
2	0
3	1
4	0
5	0
6	2
7	3



Datenpartitionierung

- Partitionierung: logische Zerlegung von Relationen
  - *Fragmentierung*: Bestimmung der Verteilungseinheiten
  - *Allokation*: Zordnung der Fragmente zu Plattenspeichern (Rechnerknoten)
- 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

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)***

- 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

Horizontale Fragmentierung

- Zeilenweise Aufteilung von Relationen
- Definition der Fragmentierung durch Selektionsprädikate Pi auf der Relation:
  $R_i := \sigma_{Pi}\ (R)\ \ (1 \le i \le\ n)$
  - 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: $R = \cup R_i\ \ (1 \le i \le\ n)$
- 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)***

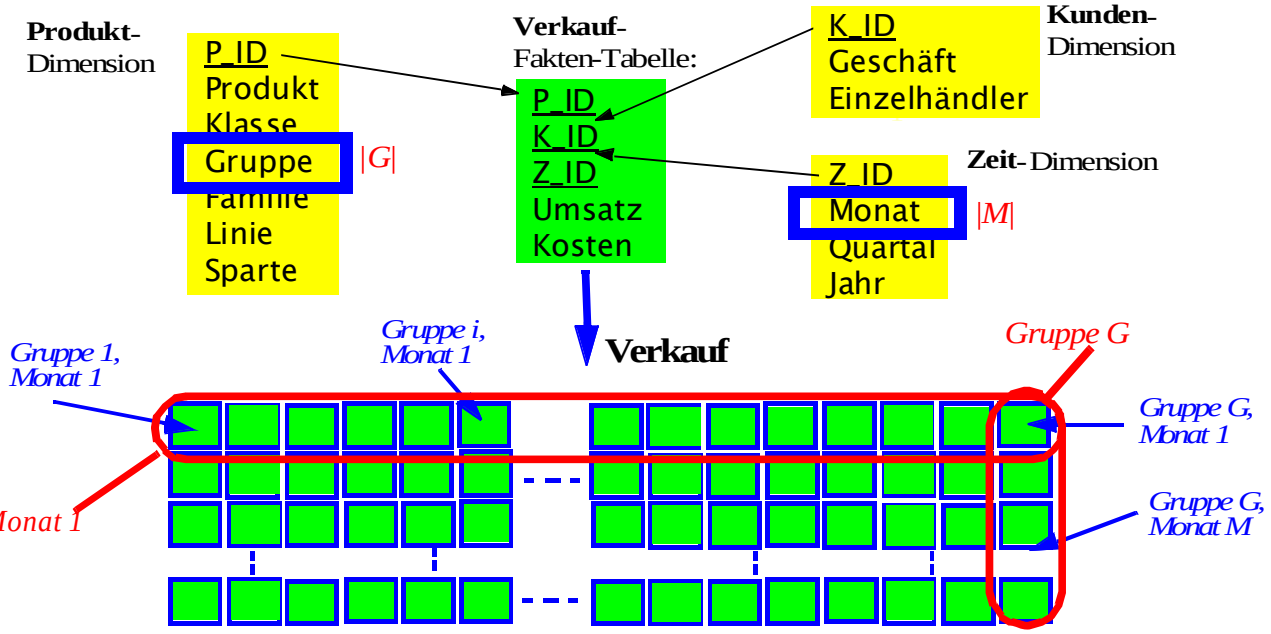
KNR	*NAME*	*GEBDAT*	*Filiale*
K4	Meier	23.8.1972	B
K3	Müller	4.7.1987	B

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

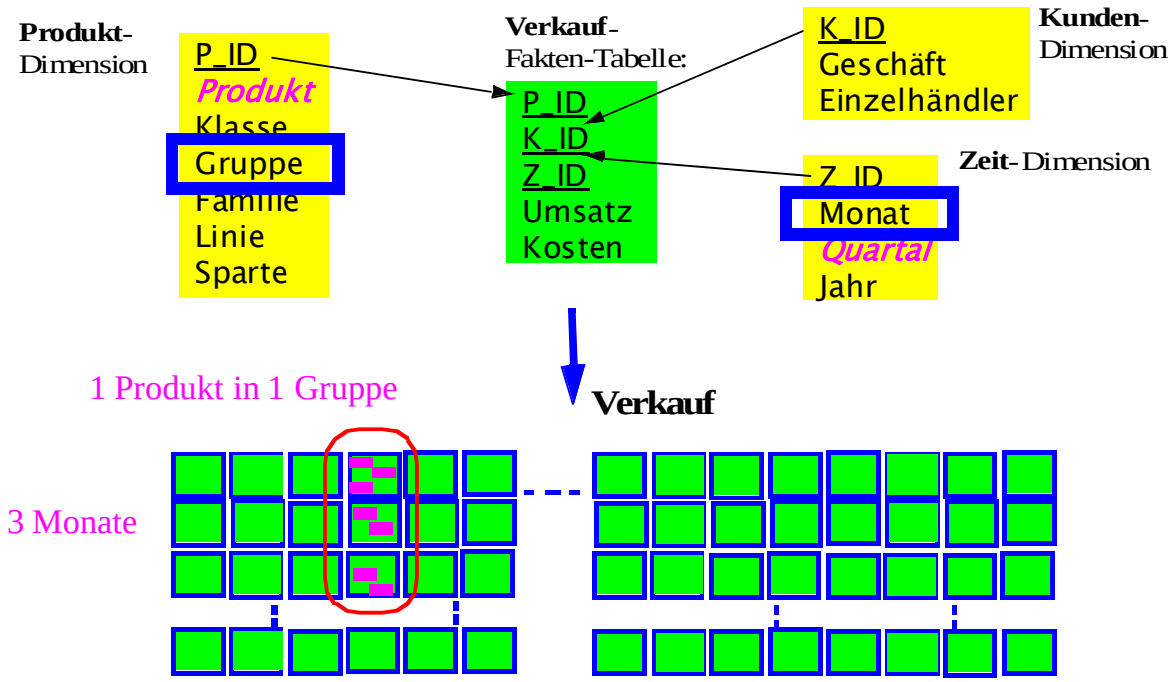
Beispiel: 2-dimensionale Fragmentierung $F_{GruppeMonat}$ der Faktentabelle **Verkauf**



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

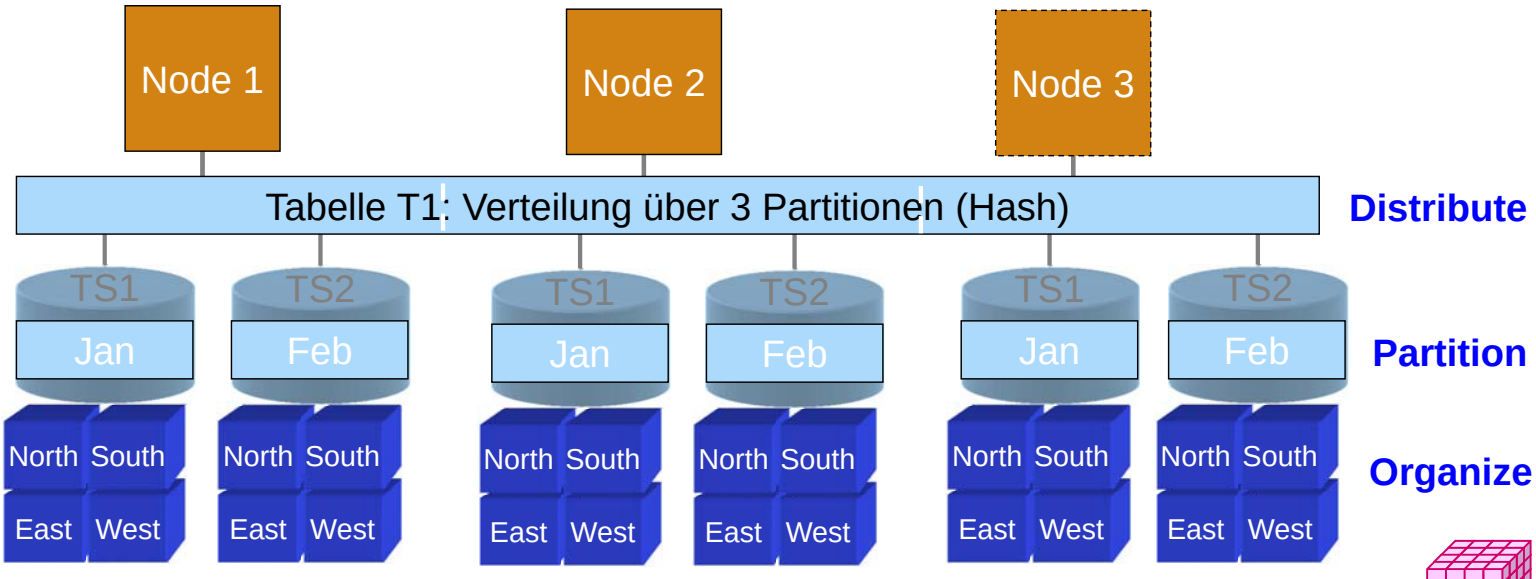
Sternschema-Anfrage unter MDHF

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

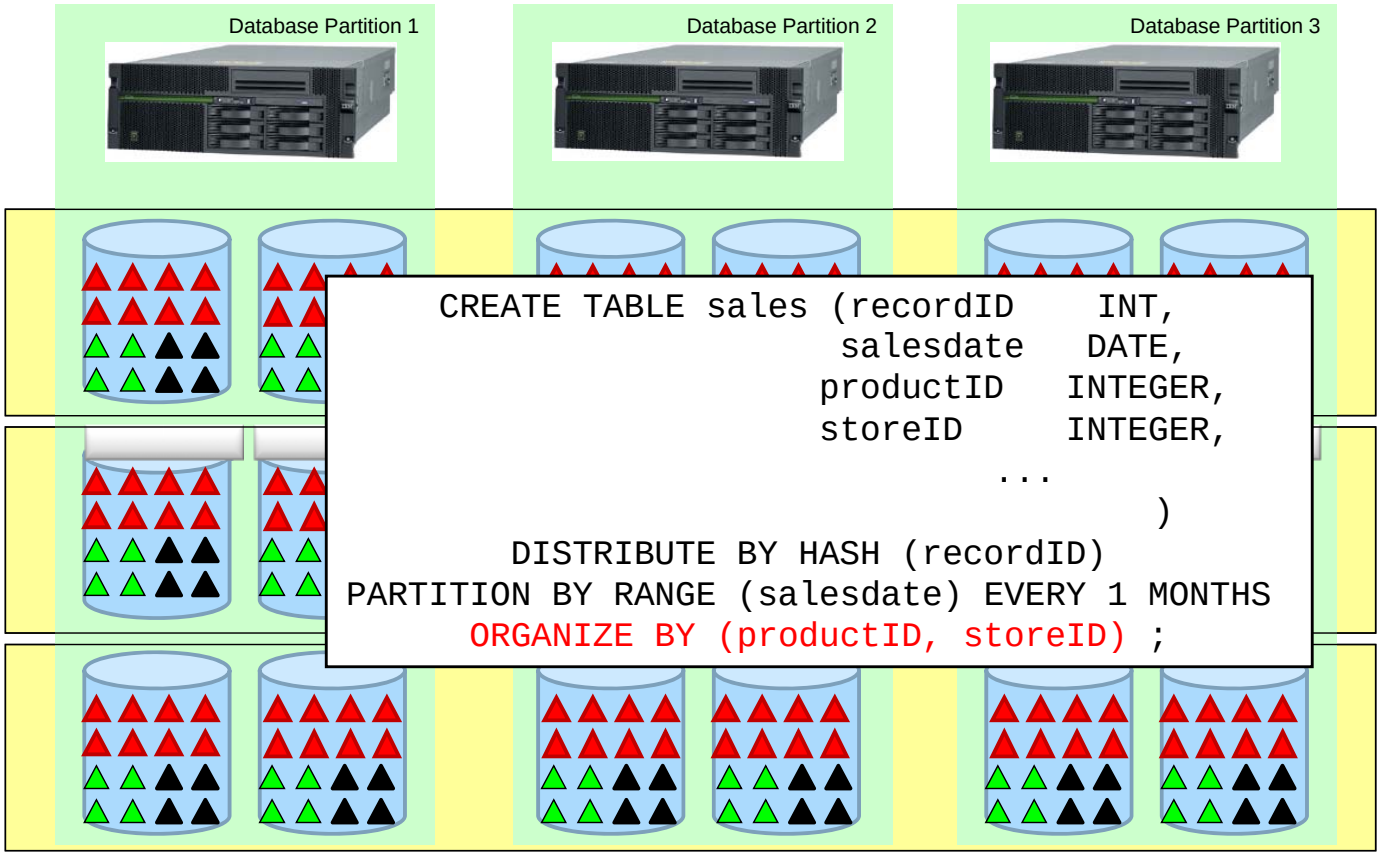


Datenallokation in DB2

- 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

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

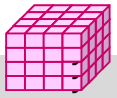
```
select sum (v.GBetrag)
from VERKAUF v, PRODUKT p, ZEIT z
where v.Tag = z.Tag and v.P_Id = p.P_Id
and z.Monat = "Jun04" and
p.Kategorie = "Video"
```

modifizierte Anfrage Q'

```
select
```

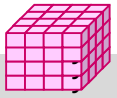
mat. Sicht M1

```
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)
```



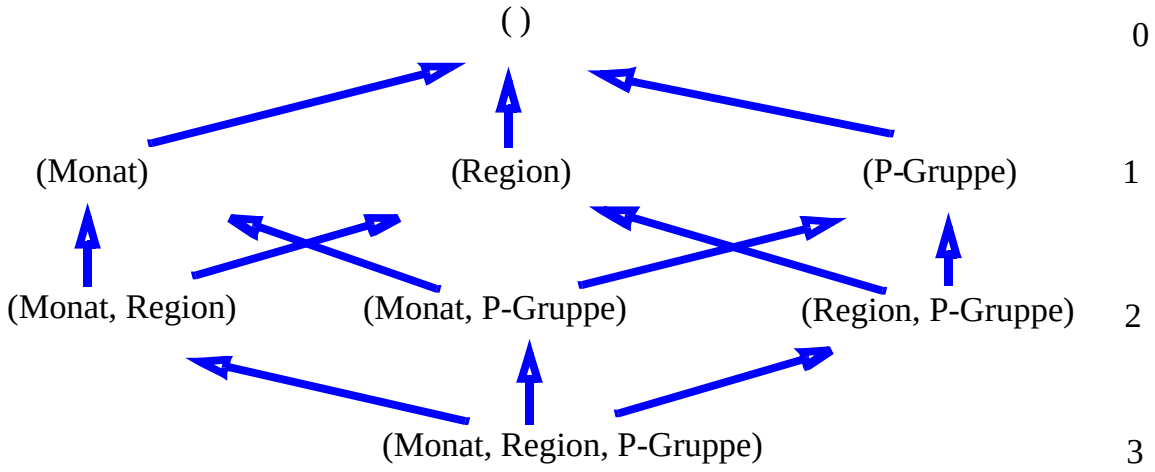
Auswahl von materialisierter Sichten

- Optimierungs-Tradeoff: Nutzen für Anfragen vs. erhöhten Speicherungs- und Aktualisierungskosten
- statische Bestimmung durch DBA oder Tool:
  - keine Berücksichtigung aktueller Anfragen
  - keine Änderung bis zur nächsten Warehouse-Aktualisierung
- dynamische Auswahl: Caching von Anfrageergebnissen (semantisches Caching)
  - Nutzung von Lokalität bei Ad-Hoc-Anfragen
  - günstig bei interaktiven Anfragen, die aufeinander aufbauen (z.B. Rollup)
- Komplexe Verdrängungsentscheidung für variabel große Ergebnismengen unter Berücksichtigung von
  - Zeit des letzten Zugriffs, Referenzierungshäufigkeit
  - Größe der materialisierten Sicht
  - Kosten, die Neuberechnung verursachen würde
  - Anzahl der Anfragen, die mit Sicht bedient wurden



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

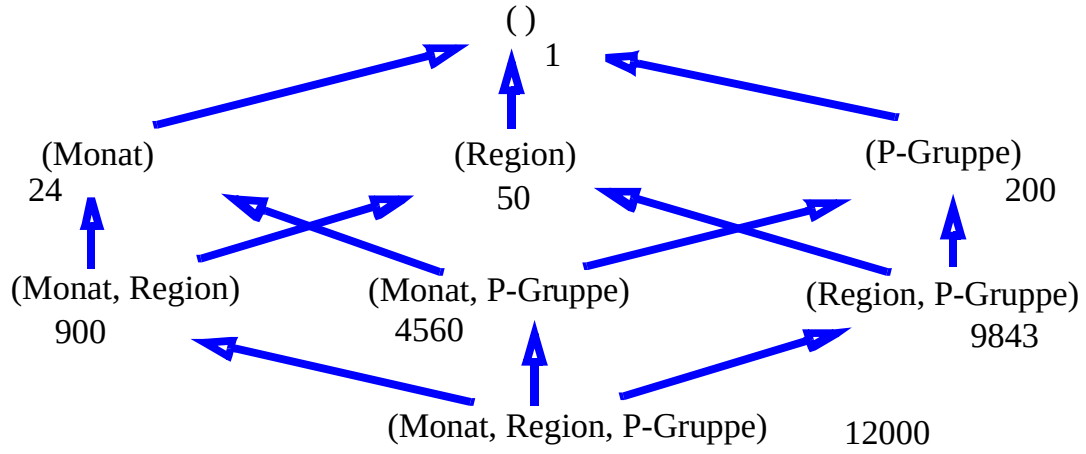


Statische Auswahlheuristik*

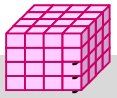
- Annahmen
  - Gleiche Nutzungswahrscheinlichkeit pro Cuboid (Kombination von Dimensionsattributen)
  - Aufwand sei proportional zu Anzahl zu berechnender Sätze/Aggregate
- Heuristik für vorgegebenes Limit für Speicheraufwand
  - pro Kombination von Dimensionsattributen wird Summe der Einsparungen berechnet, 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 Auswahlheurisitik: Beispiel



- Limit sei 75% Zusatzaufwand (bezogen auf Kardinalität der Detaildaten)
  - Vollauswertung erfordert 12.000 + 15.578 = 27.578 Sätze (+ 130%) -> Beschränkung
- 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:



Zusammenfassung

- mehrdimensionale vs. 1-dimensionale Indexstrukturen
- Bit-Indizes
  - effizient kombinierbar für mehrdimensionale Auswertungen / Star-Joins
  - Bereichs- und Intervallkodierung für Bereichsanfragen
  - Kodierung für höhere Kardinalität: logarithmisch, Mehr-Komponenten-Kodierung, hierarchische Kodierung
- Partitionierung
  - vertikale oder horizontale Zerlegung von Relationen zur Reduzierung des Arbeitsaufwandes und Unterstützung von Parallelverarbeitung
  - mehrdimens. horizontale Fragmentierung: ähnliche Vorteile wie mehrdim. Indexstrukturen
- 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