Data-Warehouse-Technologien

Prof. Dr.-Ing. Kai-Uwe Sattler[1] Prof. Dr. Gunter Saake[2]
Dr. Veit Köppen[2]

[1]TU Ilmenau
FG Datenbanken & Informationssysteme

[2]Universität Magdeburg
Institut für Technische und Betriebliche Informationssysteme

Letzte Änderung: 18.10.2019

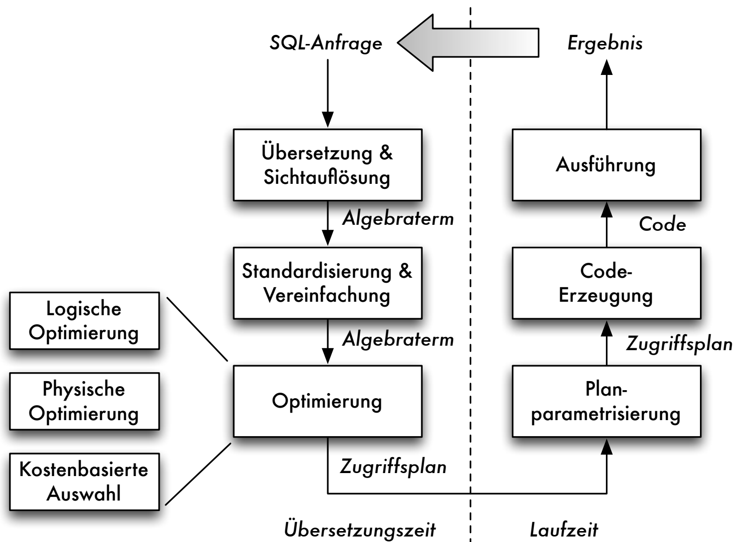
Teil VIII

Anfrageverarbeitung und -optimierung

Anfrageverarbeitung und -optimierung

1. Überblick
2. Star-Join
3. Optimierung des GROUP BY
4. Berechnung des CUBE

Überblick



Phasen der Anfrageverarbeitung

1. **Übersetzung und Sichtexpansion**
   - Im Anfrageplan arithmetische Ausdrücke vereinfachen
   - Unteranfragen auflösen
   - Einsetzen der Sichtdefinition
2. **Logische oder auch algebraische Optimierung**
   - Anfrageplan unabhängig von der konkreten Speicherungsform umformen; etwa Hineinziehen von Selektionen in andere Operationen
3. **Physische oder Interne Optimierung**
   - Konkrete Speicherungstechniken (Indexe, Cluster) berücksichtigen
   - Algorithmen auswählen
   - Mehrere alternative interne Pläne

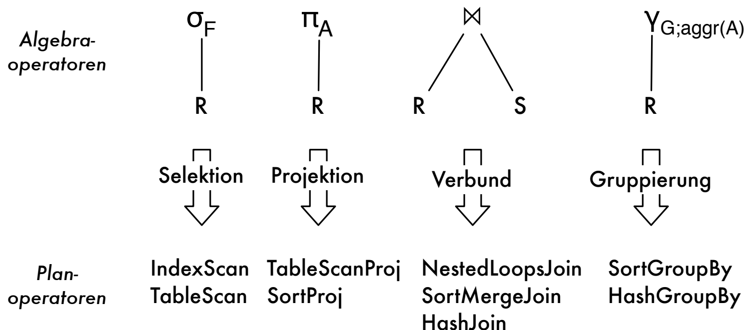
Phasen der Anfrageverarbeitung (2)

4. **Kostenbasierte Auswahl**
   - Statistikinformationen (Größe von Tabellen, Selektivität von Attributen) für die Auswahl eines konkreten internen Planes nutzen
5. **Planparametrisierung**
   - Bei vorkompilierten Anfragen (etwa Embedded-SQL): Ersetzen der Platzhalter durch Werte
6. **Code-Erzeugung**
   - Umwandlung des Zugriffsplans in ausführbaren Code

Phasen der Anfrageverarbeitung (3)

- Repräsentation von Anfragen während der Verarbeitung
  - Algebraausdrücke $\longrightarrow$ **Operatorbaum**
    - Operatoren als Knoten
    - Kanten repräsentieren Datenfluss
  - Spätere Phasen $\longrightarrow$ **Zugriffs- oder Anfrageplan** (query execution plan – QEP)
    - Konkrete Algorithmen als Operatorknoten

Logische vs. physische Operatoren



- R, S – Relationen
- A – Attributmenge
- F – Bedingung
- G – Gruppierungselemente

Optimierung von Star-Joins

- Star-Joins stellen typisches Muster für Data-Warehouse-Anfragen dar
- Typische Eigenschaften durch das Star-Schema:
  - Sehr große Faktentabelle
  - Deutlich kleinere, unabhängige Dimensionstabellen

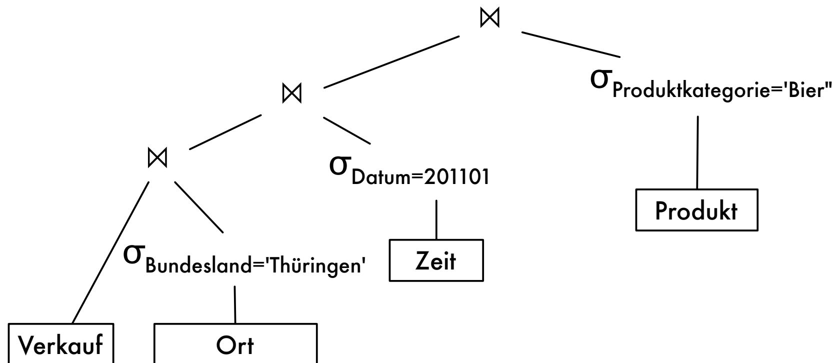
$\Rightarrow$ Heuristiken klassischer relationaler Optimierer schlagen hier oft fehl!

Optimierung von Star-Joins (2)

- Beispiel: Join über Faktentabelle `Verkauf` und die drei Dimensionstabellen `Produkt`, `Zeit` und `Geographie`:
  - 4-Wege Join
  - In RDBMS üblicherweise nur paarweiser Join: Sequenz paarweiser Joins notwendig
  - $4!$ mögliche Join-Reihenfolgen
  - Heuristik zur Verringerung der zu untersuchenden Möglichkeiten: Joins zwischen Relationen, die nicht durch eine Join-Bedingung in der Anfrage verknüpft sind, werden nicht betrachtet

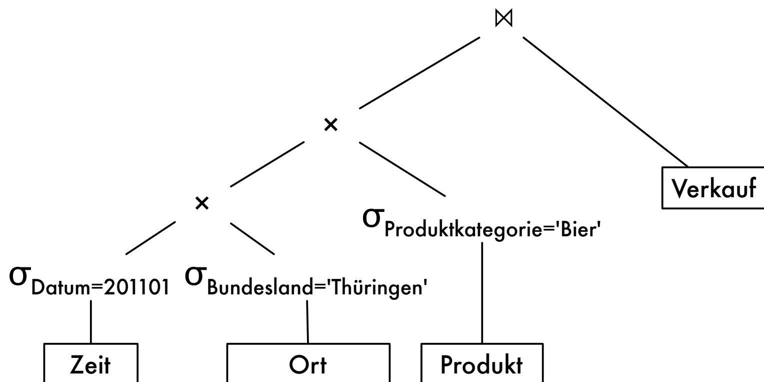
Optimierung von Star-Joins (3)

- Heuristik liefert z.B. folgenden Ausführungsplan (Plan A):



Optimierung von Star-Joins (4)

- Folgender Ausführungsplan (Plan B) wird üblicherweise nicht betrachtet (mit Kreuzprodukt der Dimensionstabellen):



Star-Join: Berechnungsbeispiel

- Annahmen:
  - Tabelle Verkauf: 10.000.000 Datensätze
  - 10 Geschäfte in Thüringen (von 100 in Deutschland)
  - 20 Verkaufstage im Januar 2010 (von 1000 gespeicherten Tagen)
  - 50 Produkte in Produktkategorie „Bier“ (von 1000)
  - Gleichverteilung/gleiche Selektivität der einzelnen Ausprägungen

Plan	Operation	Anzahl Ergebnistupel
A	1. Join	1.000.000
	2. Join	20.000
	3. Join	1.000
B	1. Kreuzprodukt	200
	2. Kreuzprodukt	10.000
	3. Join	1.000

Semi-Join von Dimensionstabellen

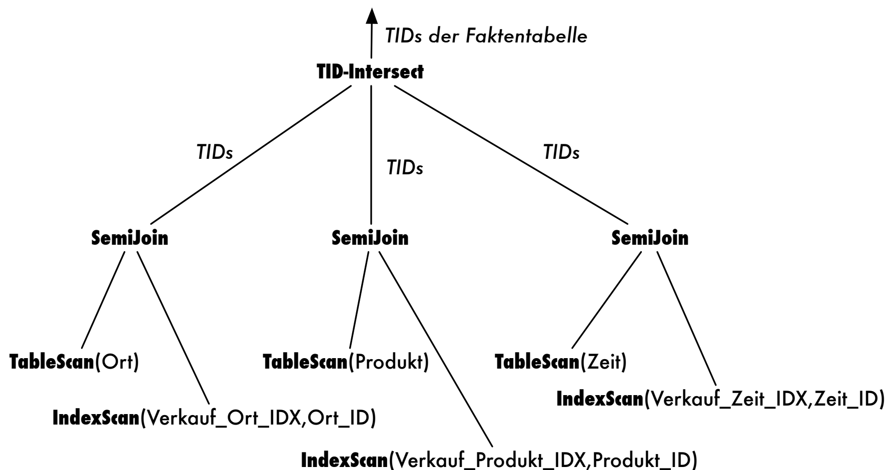
- Berechnung des Kreuzprodukts für die Dimensionstabellen nur bei ausreichend restriktiven Selektionsbedingungen für Dimensionen sinnvoll
- Vermeidung der vollständigen Berechnung des Kreuzproduktes $\rightsquigarrow$ Einsatz des Semi-Join

Semi-Join von Dimensionstabellen (2)

1. Auf Faktentabelle muss für jede Dimension ein einfacher B+-Baum als Index angelegt sein
2. Durch Semi-Joins mit den Dimensionstabellen werden zunächst die Mengen der Tupelidentifier (TID) der in Frage kommenden Tupel bestimmt
3. Die Schnittmenge dieser TID-Mengen wird berechnet (z.B. durch effiziente Hauptspeicherverfahren):
   - Enthält alle TIDs der Tupel, die die Bedingungen für alle Dimensionen erfüllen
4. Danach Durchführung des „normalen“ paarweisen Joins

Nicht die ganze Faktentabelle geht in Join ein, sondern nur noch die tatsächlich relevanten Tupel! (im Beispiel: 1.000 statt 10.000.000 Tupel)

Semi-Join von Dimensionstabellen (3)



Optimierung des GROUP BY

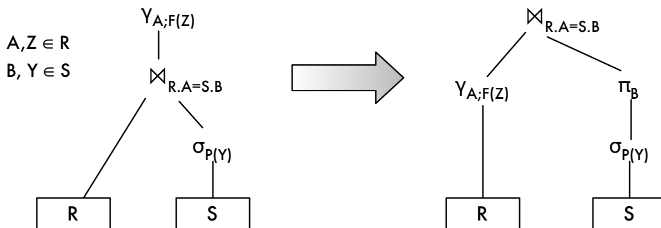
- Besondere Berücksichtigung der Gruppierungs-/Aggregatoperationen im Rahmen der Optimierung
- Logische/Algebraische Optimierung: „Push-down" von Gruppierungen $\leadsto$ Reduzierung der Kardinalität der Zwischenergebnisse
  - Invariantes Gruppieren
  - Frühzeitiges Vorgruppieren
- Physische/Interne Optimierung
  - Spezielle Implementierungen für **`GROUP BY`**, **`CUBE`** und anderen OLAP-Funktionen

Invariantes Gruppieren

- Idee: Verschieben einer Gruppierungsoperation nach „unten“ (Invarianz bzgl. Position)
- Anwendbar, wenn
  - Verbundpartner nicht direkt zum Ergebnis beiträgt (implizite Selektion)
  - Gruppierungsattribute die Rolle eines Fremdschlüssels im Verbund einnehmen
- Beispiel:

```
SELECT V_Zeit_ID, V_Ort_ID, SUM(Umsatz)
FROM Verkauf, Zeit, Ort
WHERE V_Zeit_ID=Z_ID AND
   V_Ort_ID=O_ID
   AND Jahr < 2010 AND Bundesland <> ´THÜR´
GROUP BY V_Zeit_ID, V_Ort_ID
```

Invariantes Gruppieren (2)



Frühzeitiges Vorgruppieren

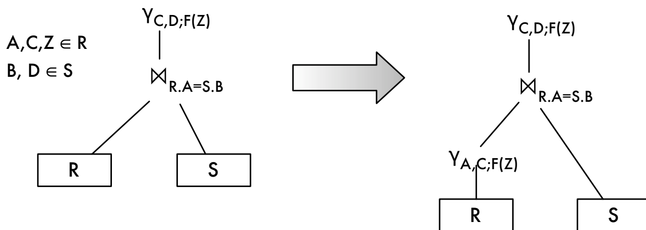
- Invariantes Gruppieren: restriktive Vorbedingung $\rightsquigarrow$ selten anwendbar
- Idee: Einfügen eines zusätzlichen Gruppierungsoperators vor einen Verbund (ähnlich Projektion)
- Anwendbar, wenn
  - Gruppierungsbedingung enthält Verbundattribute
  - Aggregierte Attribute beziehen sich nicht auf Attribute des Verbundpartners

Frühzeitiges Vorgruppieren (2)

- Beispiel:

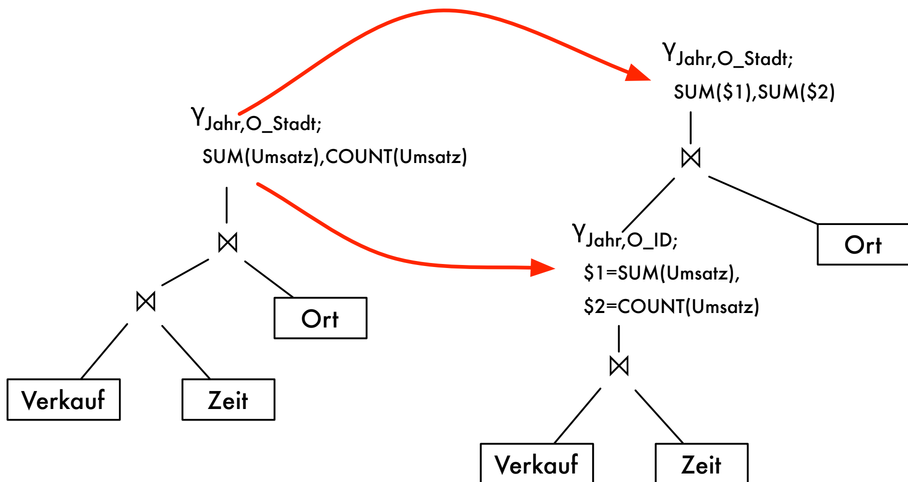
```
SELECT Jahr, O_Stadt, SUM(Umsatz), COUNT(Umsatz)
FROM Verkauf, Zeit, Ort
WHERE V_Zeit_ID = Z_ID AND
   V_O_ID = O_ID
GROUP BY Jahr, O_Stadt
```

Frühzeitiges Vorgruppieren (3)



Frühzeitiges Vorgruppieren (4)

- Außerdem notwendig: Anpassung der Aggregationsfunktionen



Implementierung des Gruppierungsoperators

- Implementierung von **`GROUP BY`**
- Realisierung von OLAP-Funktionen
- Berechnung von **`CUBE`**
- Iceberg-Cubes

GROUP BY-Implementierungen

- **Sortierungsbasiert**
  - Vorsortierung der Relation bzw. sortiertes Lesen (Index-Scan)
  - Ablauf
    1. Sortierung
    2. Durchlaufen der Tupelliste
    3. Aggregieren der Werte und Ausgabe des Aggregatwertes bei Gruppenwechsel
- **Hashbasiert**
  - Hashfunktion über Gruppierungsattribute $h(G_1, \dots, G_n)$
  - Ablauf
    1. Einordnen der Tupel in Hashtabelle mittels $h(G_1, \dots, G_n)$
    2. Durchlaufen der Hashtabelle
    3. Anwendung der Aggregatfunktionen

Realisierung von OLAP-Funktionen

- Sequenzielle Auswertung
- Für jede OLAP-Funktion:
  - Eingabedaten entsprechend **OVER**()-Klausel sortieren
  - Aggregationsfunktion anwenden
- Sortierung nach
  - Attributen der globalen Gruppierung
  - Attributen der **OVER**()-Klausel (**PARTITION BY** und **ORDER BY**)
- Bei mehreren OLAP-Funktionen in einer Anfrage
  - Sequenzielle Auswertung, d.h. eventuell wiederholtes Sortieren bei ggf. Nutzung von gemeinsamen Sortierpräfixen

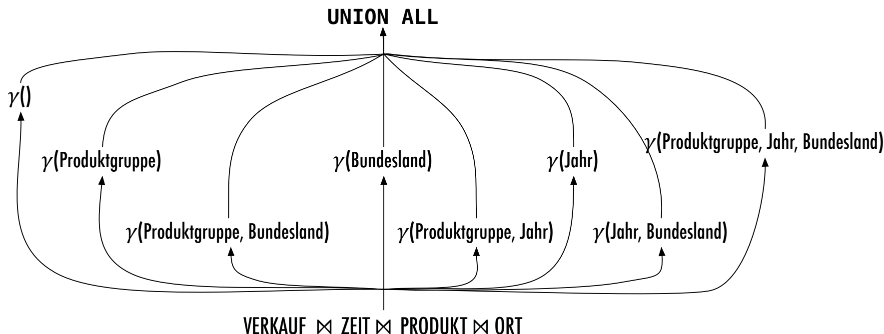
Realisierung von OLAP-Funktionen (2)

globale Gruppierungsattribute $G_1 \ldots G_n$,
lokale Sortierungsattribute aus **OVER**(): $O_1 \ldots O_p$
Aggregatfunktion **AGG**(),
lokale Partitionierungsattribute (opt.) $P_1 \ldots P_m$,
untere und obere Fenstergrenze (opt.) $W_u \ldots W_o$

```
sort(G1,...,Gn,P1,...,Pm,O1,...,Op);
while (t = next_tuple()) {
   if (t hat gleiche Werte bzgl. G1...Gn,P1...Pm wie letztes Tupel)
      aggrlist := concat(aggrlist, t);
   else {
      // Partitionswechsel
      for i := 1 to length(aggrlist) {
         // Berechne absolute Fenstergrenzen low, high
         aggrval := AGG({aggrlist[low]...aggrlist[high]});
         output(G1,...,Gn, P1,...,Pm, O1,...,Op, aggrval);
      }
      aggrlist := ();
   }
}
```

Berechnung des CUBE: naiver Ansatz

- Separate Berechnung der einzelnen Gruppierungskombinationen
- Abschließende Vereinigung



CUBE und Aggregationsfunktionen

- Algebraische Funktionen ermöglichen
  - Berechnung weniger detaillierter Aggregrate aus höher detaillierten Aggregaten (mehr Dimensionen)
  - Partielle Ordnung („Gitter“) der **`GROUP BY`**-Operationen des **`CUBE`**
    - Aggregationsgitter
  - **`GROUP BY`** ist Kind eines anderen **`GROUP BY`** wenn Eltern-Operation zur Berechnung der Kind-Operation genutzt werden kann → Ableitbarkeit

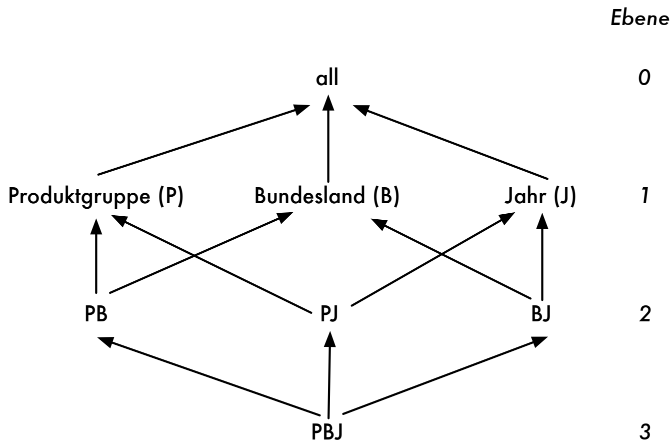
Ableitbarkeit

- Ableitbarkeit von Gruppierungskombinationen G_i
- Direkte Ableitbarkeit:
  - G_2 ist von G_1 ableitbar, wenn
  - G_2 hat genau ein Attribut weniger als G_1: $G_2 \subset G_1$ und $|G_2| = |G_1| - 1$
  - Oder in G_1 wird genau ein Attribut A_i durch B_i ersetzt, wobei gilt: $A_i \rightarrow B_i$

$\Rightarrow$ **Aggregationsgitter**

- Ableitbarkeit:
  - Gruppierungskombination G_2 ist innerhalb eines Aggregationsgitters von G_1 ableitbar, wenn Pfad von G_1 nach G_2 existiert

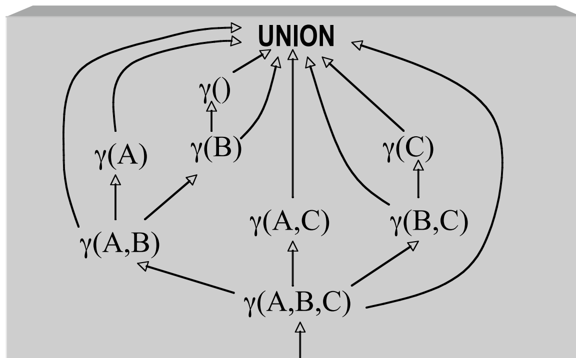
Aggregationsgitter



Berechnung von CUBE

- Idee:
  - Nutzung der Gitter-Sicht (Ableitbarkeit)
  - GROUP-BYs mit gemeinsamen Gruppierungsattributen können Partitionen, sortierte Bereiche etc. gemeinsam nutzen
- Verfahren
  - Basierend auf Sortierung: PipeSort
  - Basierend auf Hashing: PipeHash

Optimierte Berechnung: Prinzip



Optimierungspotenzial

- Smallest-parent
  - Berechnung eines GROUP-BY auf Basis des minimalen zuvor berechneten Eltern-GROUP-BY
- Cache-results
  - Zwischenspeichern (im Hauptspeicher) der Ergebnisse eines GROUP-BY für nachfolgende GROUP-BY (Bsp.: $ABC \rightarrow AB$)
- Amortize-scans
  - Gemeinsames Berechnen mehrerer GROUP-BY in einem Scan (Bsp.: ABC, ACD, ABD, BCD aus $ABCD$)
- Share-sorts
  - Für Sortier-basierte Verfahren: Zwischenspeichern und gemeinsames Nutzen von sortiertem Bereichen
- Share-partitions
  - Für Hash-basierte Verfahren: Zwischenspeichern und gemeinsames Nutzen von Partitionen

Bedeutung der Sortierreihenfolge

- Annahme: Gruppierung auf Basis von Sortierung
  - erfordert u.U. Umsortierung
- Beispiel:

Produkt	Jahr	Region	Verkauf
Rotwein	2009	SANH	230
Rotwein	2009	THÜR	210
Rotwein	2010	SANH	200
...	...	...	...
Bier	2009	SANH	568

  - Umsortierung für Gruppierung (Produkt, Region)
- Berücksichtigung der Sortierkosten in einem Kostenmodell

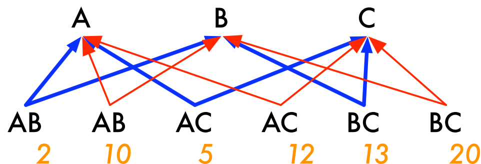
Kostenmodell

- Kostenarten
  - *S-Kosten* (Still to sort): Berechnung von GROUP-BY j aus GROUP-BY i, wenn i noch nicht sortiert ist
  - *A-Kosten* (Already sorted): Berechnung von GROUP-BY j aus GROUP-BY i, wenn i bereits sortiert ist
- Abschätzung auf Basis der Datenverteilung, Systemparameter etc.

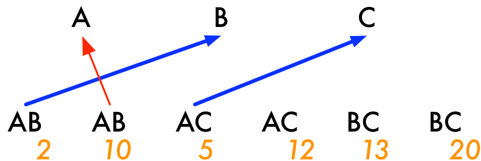
PipeSort

- Eingabe: Suchgitter
  - Graph mit Knoten zur Repräsentation von GROUP-BY (Aggregationsgitter)
  - Gerichtete Kante verbindet GROUP-BY i mit GROUP-BY j
    - i ist Elternknoten von j
    - j kann generiert werden aus i
    - j hat genau ein Attribut weniger als i
  - Ebene k bezeichnet alle GROUP-BYs mit k Attributen
- Annotation von Kanten e_{ij} mit A- und S-Kosten
- Ausgabe: Subgraph des Suchgitters
  - Jeder Knoten ist mit einem einzigen Elternknoten verbunden
  - Bestimmt Sortierreihenfolge bei Erhalt des Pipelining
    - Spezieller aufspannender Baum
- Ziel: derartiger Subgraph mit minimaler Summe der Kantenkosten

PipeSort: Beispiel



Pipeline Sortierung



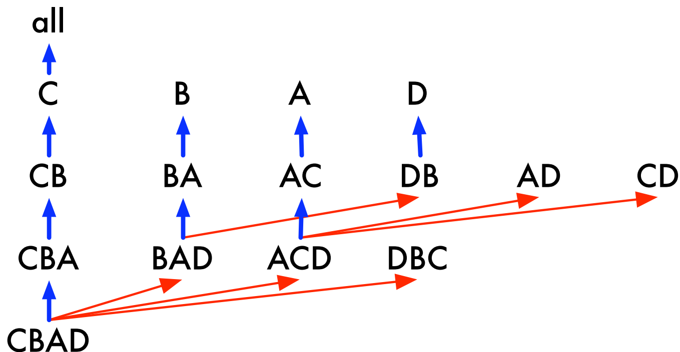
PipeSort: Algorithmus

- Zurückführen auf bekannten Graphen-Algorithmus
- Ebenenweises Vorgehen: $k = 0..N - 1$ (N: Anzahl der Attribute)
- Transformation der Ebene $k + 1$ durch k Kopien jedes Knoten
- Jeder kopierte Knoten hat Verbindungen mit den gleichen Knoten wie Original
- Kantenkosten für Originalknoten: $A(e_{ij})$, sonst: $S(e_{ij})$
- Graph mit minimalen Kosten suchen
  - Paarbildung und Minimierung der Gesamtkosten („ungarische“ Methode – *weighted bipartite matching problem*)

PipeSort: Sortierreihenfolge

- Jeder Knoten h in Ebene k ist verbunden mit einem Knoten g in Ebene $k+1$
- $h \rightarrow g$ über $A()$-Kante: h bestimmt Attributreihenfolge für Sortierung von g
- $h \rightarrow g$ über $S()$-Kante: g wird neu sortiert für Berechnung von h

PipeSort: Sortierplan



Pipeline
Sortierung

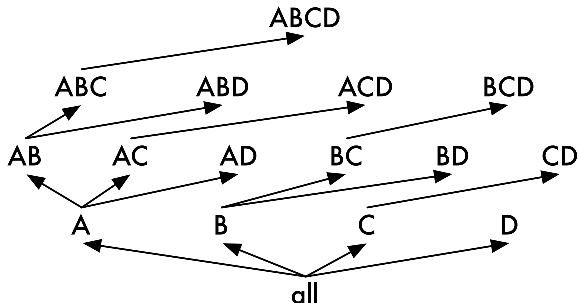
Iceberg-Cubes

- Idee: Ausnutzung der Monotonie von Aggregationen

Falls eine Aggregationsgruppe die `COUNT`-Bedingung nicht erfüllt, dann wird diese auch nicht durch Gruppen mit zusätzlichen Attributen erfüllt.

- Ansatz: Bottom-Up-Konstruktion eines Cubes und Minimal-Support-Pruning (ähnlich Apriori)

Iceberg Cube bottom up



Iceberg-Cube: Berechnung

```
BottomUpCube(input, dim):
   aggregate(input);
   write(outputRec);
   for (d:=dim; d<numDims; d++) {
      C := cardinality[d]; /* Kardinalität der Dimension */
      Partition(input, d, C, dataCount[d]);
      k := 0;
      for (i:=0; i < C; i++) {
         c := dataCount[d][i]; /* Größe der Partition */
         if (c >= minsup) {
            outputRec.dim[d] := input[k].dim[d];
            BottomUpCube(input[k...k+c], d+1);
         }
         k += c;
      }
      outputRec.dim[d] = ALL;
   }
```

Zusammenfassung

- Spezielle Charakteristika von DW-Anfragen erfordern spezifische Optimierungsmaßnahmen
- Rewriting-Techniken:
  - Verbundreihenfolge beim Star-Join
  - Push-down von Gruppierungen
- Operator-Implementierungen
  - CUBE und Iceberg-CUBE
  - OLAP-Funktionen