

第10章：查询优化

Query Optimization

邹兆年

哈尔滨工业大学
计算机科学与技术学院
海量数据计算研究中心
电子邮件: znzou@hit.edu.cn

2020年春

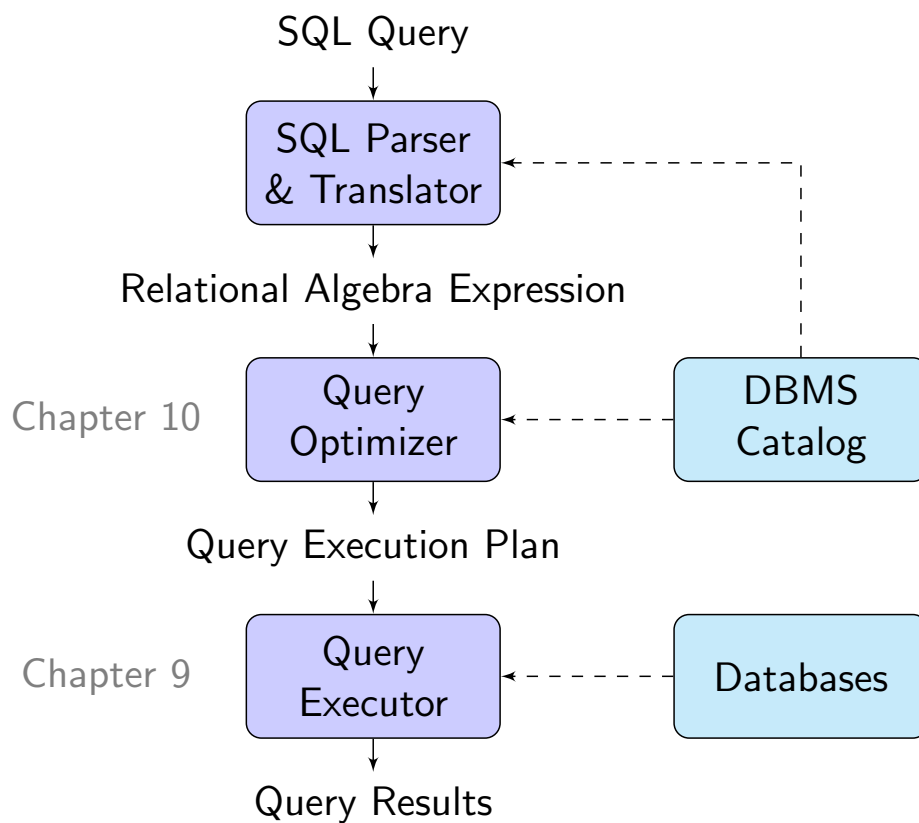
教学内容¹

- ① Overview
- ② Improving Logical Query Plans
 - Transformations of Relational Algebra Expressions
 - Estimation of Query Plan Cost
 - Optimization of Join Orders
- ③ Improving Physical Query Plans

¹课件更新于2020年4月10日

Overview

查询处理(Query Processing)



查询优化(Query Optimization)

将一个关系代数表达式(relational algebra expression)转换成一个可以快速执行的物理查询计划(physical query plan)

- 逻辑查询优化(Logical Query Optimization)
- 物理查询优化(Physical Query Optimization)

查询优化器(query optimizer)是DBMS中最难的部分

- 查询优化是一个NP难(NP-hard)问题

逻辑查询优化(Logical Query Optimization)

将一个逻辑查询计划(logical query plan)转换成具有更低估计代价(estimated cost)的逻辑查询计划

Example (逻辑查询优化)

```
SELECT ID, salary FROM instructor WHERE salary < 75000;
```

Initial Logical Query Plan

$\sigma_{salary < 75000}$
|
 $\Pi_{ID, salary}$
|
instructor

Better Logical Query Plan

$\Pi_{ID, salary}$
|
 $\sigma_{salary < 75000}$
|
instructor

物理查询优化(Physical Query Optimization)

在选定的逻辑查询计划的基础上，生成一个优化的物理查询计划(physical query plan)，使DBMS按照该物理查询计划执行可以快速得到查询结果

Example (物理查询优化)

Logical Query Plan

$\sigma_{salary < 75000}$
|
 $\Pi_{ID, salary}$
|
instructor

Physical Query Plan

$\Pi_{ID, salary}$
|
 $\sigma_{salary < 75000}$; use index
|
instructor

查询优化技术的发展

20世纪70年代，IBM System R最早实现了DBMS的查询优化器

- System R查询优化器的很多概念和技术仍被现在的DBMS使用

现在，人们希望借助机器学习(machine learning)来提高查询优化器的准确率和效率

Improving Logical Query Plans

逻辑查询优化(Logical Query Optimization)

方法1: 启发式方法

- 使用规则, 将查询计划等价变换为更高效的查询计划
- 该方法只需知道数据库的模式(schema), 而无需了解关系实例的数据分布

方法2: 基于代价的方法

- 使用模型来估计查询计划的代价(cost)
- 估计多个查询计划的代价, 选择估计代价最低的查询计划

逻辑查询优化

- 关系代数表达式的等价变换(transformation)
- 查询计划代价(query plan cost)的估计
- 连接顺序(join order)的优化

Improving Logical Query Plans Transformations of Relational Algebra Expressions

等价关系代数表达式

如果两个关系代数表达式在任意数据库实例上的结果都相同，则这两个关系代数表达式等价(equivalent)

Example (等价关系代数表达式)

Initial expression

$\sigma_{salary < 75000}$
|
 $\Pi_{ID, salary}$
|
instructor

Alternative expression

$\Pi_{ID, salary}$
|
 $\sigma_{salary < 75000}$
|
instructor

关系代数表达式的等价变换/查询改写(Query Rewriting)

将一个关系代数表达式转换成另一个具有更高效的物理查询计划的等价关系代数表达式

- 只需知道数据库的模式(schema)
- 无需查询计划代价模型(query plan cost model)

Example (等价关系代数表达式)

Initial expression

$\Pi_{ID, salary}$
|
 $\sigma_{salary < 75000}$
|
instructor

Alternative expression

$\Pi_{ID, salary}$
|
 $\sigma_{salary < 75000}$; using index
|
instructor

等价变换规则(Laws of Transformations)

既满足交换律又满足结合律的关系代数操作

- $R \times S = S \times R$
 $(R \times S) \times T = R \times (S \times T)$
- $R \bowtie S = S \bowtie R$
 $(R \bowtie S) \bowtie T = R \bowtie (S \bowtie T)$
- $R \cap S = S \cap R$
 $(R \cap S) \cap T = R \cap (S \cap T)$
- $R \cup S = S \cup R$
 $(R \cup S) \cup T = R \cup (S \cup T)$

θ 连接满足交换律，但不满足结合律(回顾作业1)

- $(R(a, b) \bowtie_{R.b > S.b} S(b, c)) \bowtie_{a < d} T(c, d) \neq R(a, b) \bowtie_{R.b > S.b} (S(b, c) \bowtie_{a < d} T(c, d))$

有关选择的等价变换规则

The splitting laws

- $\sigma_{\theta_1 \wedge \theta_2}(R) = \sigma_{\theta_1}(\sigma_{\theta_2}(R)) = \sigma_{\theta_2}(\sigma_{\theta_1}(R))$
- $\sigma_{\theta_1 \vee \theta_2}(R) = \sigma_{\theta_1}(R) \cup \sigma_{\theta_2}(R)$

Pushing a selection through a union

- $\sigma_{\theta}(R \cup S) = \sigma_{\theta}(R) \cup \sigma_{\theta}(S)$

Pushing a selection through a difference

- $\sigma_{\theta}(R - S) = \sigma_{\theta}(R) - S = \sigma_{\theta}(R) - \sigma_{\theta}(S)$

Pushing a selection through an intersection

- $\sigma_{\theta}(R \cap S) = \sigma_{\theta}(R) \cap S = R \cap \sigma_{\theta}(S) = \sigma_{\theta}(R) \cap \sigma_{\theta}(S)$

有关选择的等价变换规则(续)

Pushing a selection through a product

- $\sigma_{\theta}(R \times S) = R \bowtie_{\theta} S$
- $\sigma_{\theta}(R \times S) = \sigma_{\theta}(R) \times S$
如果 R 包含 θ 中使用的全部属性，而 S 没有

Pushing a selection through a theta-join

- $\sigma_{\theta_1}(R \bowtie_{\theta_2} S) = R \bowtie_{\theta_1 \wedge \theta_2} S$
- $\sigma_{\theta_1}(R \bowtie_{\theta_2} S) = \sigma_{\theta_1}(R) \bowtie_{\theta_2} S$
如果 R 包含 θ 中使用的全部属性，而 S 没有

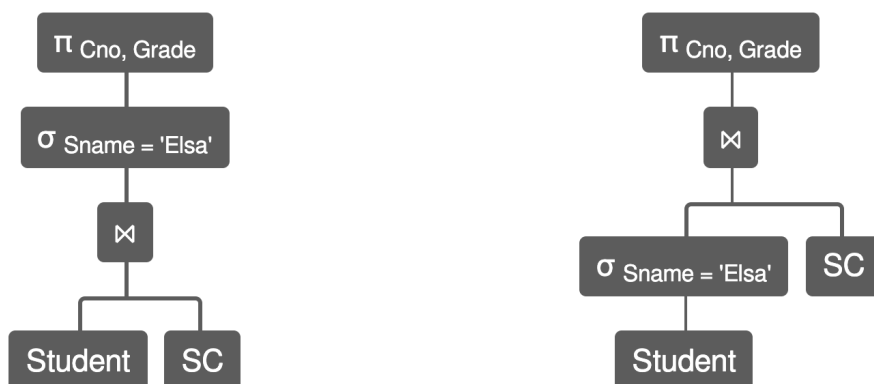
Pushing a selection through a natural join

- $\sigma_{\theta}(R \bowtie S) = \sigma_{\theta}(R) \bowtie S$
如果 R 包含 θ 中使用的全部属性，而 S 没有
- $\sigma_{\theta}(R \bowtie S) = \sigma_{\theta}(R) \bowtie S = R \bowtie \sigma_{\theta}(S) = \sigma_{\theta}(R) \bowtie \sigma_{\theta}(S)$
如果 R 和 S 均包含 θ 中使用的全部属性

选择下推(Selection Pushdown)

将关系代数表达式树(expression tree)中的选择操作向下推(push down)通常可以提高查询执行效率

- 选择下推可以尽早过滤掉与结果无关的元组

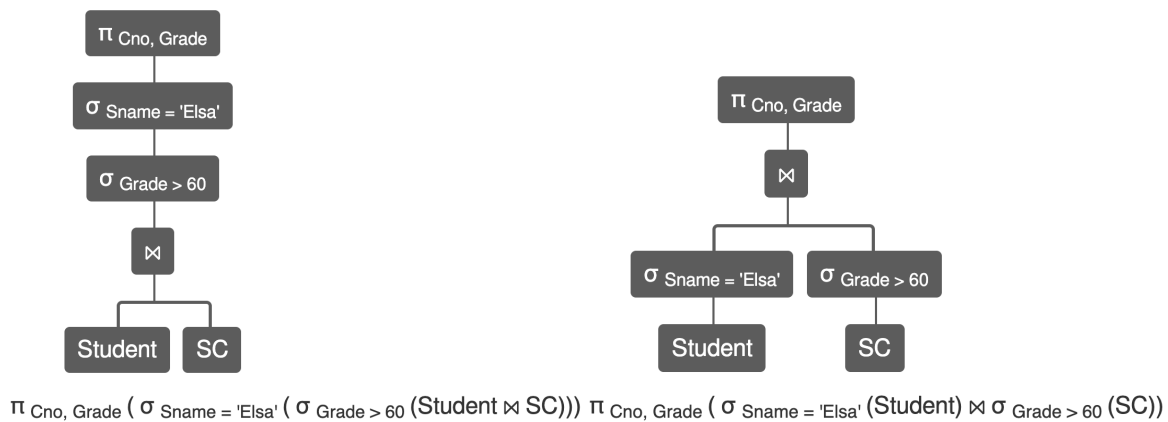


$\pi_{Cno, Grade}(\sigma_{Sname = 'Elsa'}(Student \bowtie SC))$ $\pi_{Cno, Grade}(\sigma_{Sname = 'Elsa'}(Student) \bowtie SC)$

选择下推(Selection Pushdown)

选择度(selectivity)最^低高的选择操作最先做

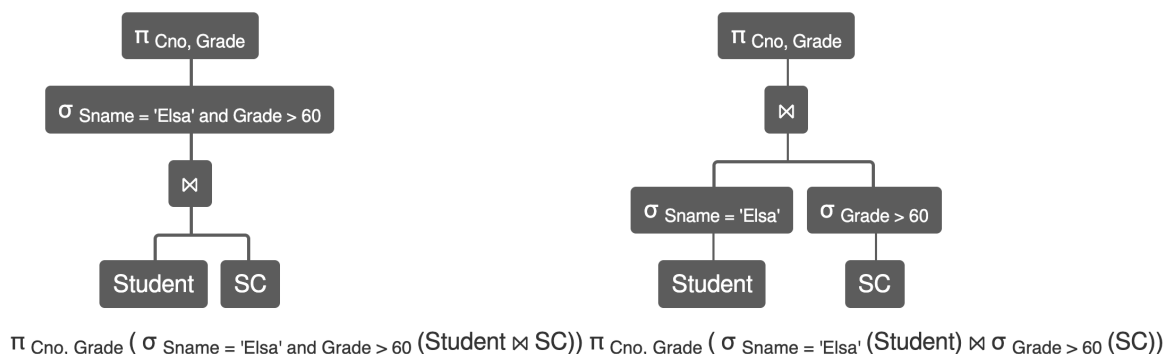
- 选择度: 满足条件的元组所占的比例
- 尽早过滤掉更多与结果无关的元组



选择下推(Selection Pushdown)

将复杂的选择条件进行分解, 然后再进行选择下推

- $\sigma_{\theta_1 \wedge \theta_2}(R) = \sigma_{\theta_1}(\sigma_{\theta_2}(R))$



选择条件的改写

改写低效的选择条件

- 改写前: $X = Y \text{ AND } X = 3$
改写后: $X = 3 \text{ AND } Y = 3$

去掉不必要的选择条件

- 改写前: `SELECT * FROM R WHERE 1 = 1;`
改写后: `SELECT * FROM R;`

检查无法满足的选择条件

- `SELECT * FROM R WHERE 1 = 0;`

选择条件的改写

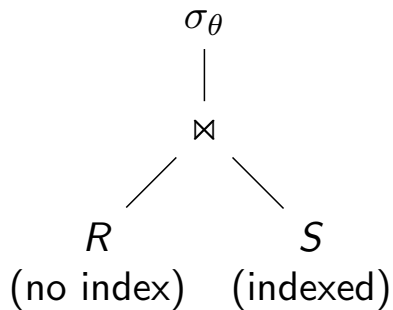
合并选择条件

- 改写前:
`SELECT * FROM R`
`WHERE A BETWEEN 1 AND 100`
`OR A BETWEEN 50 AND 150;`
改写后:
`SELECT * FROM R`
`WHERE A BETWEEN 1 AND 150;`

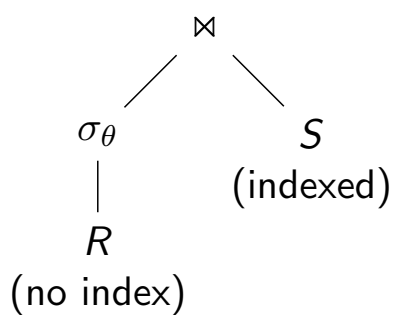
选择下推(Selection Pushdown)

在选择操作可以向表达式树的多个分支下推的情况下，需要考虑到底向哪个分支下推

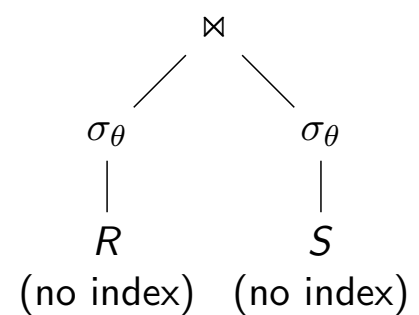
- 索引会影响选择下推的方案



Initial expression



Good transformation



Bad transformation

有关投影的等价变换规则

Pushing a projection through a projection (the absorbing law)

- $\Pi_{L_1}(\Pi_{L_2}(R)) = \Pi_{L_1}(R) \quad (L_1 \subseteq L_2)$

Pushing a projection through a selection

- $\Pi_L(\sigma_\theta(R)) = \Pi_L(\sigma_\theta(\Pi_M(R)))$
 M 中既包含 L 中的属性，又包含 θ 中使用的属性

Pushing a projection through a union

- $\Pi_L(R \cup S) = \Pi_L(R) \cup \Pi_L(S)$

有关投影的等价变换规则(续)

Pushing a projection through a product

- $\Pi_L(R \times S) = \Pi_L(\Pi_M(R) \times \Pi_N(S))$
M中包含既在R中又在L中的属性
N中包含既在S中又在L中的属性

Pushing a projection through a natural join

- $\Pi_L(R \bowtie S) = \Pi_L(\Pi_M(R) \bowtie \Pi_N(S))$
M中包含既在R中又在L中的属性, 以及R中连接属性
N中包含既在S中又在L中的属性, 以及S中连接属性

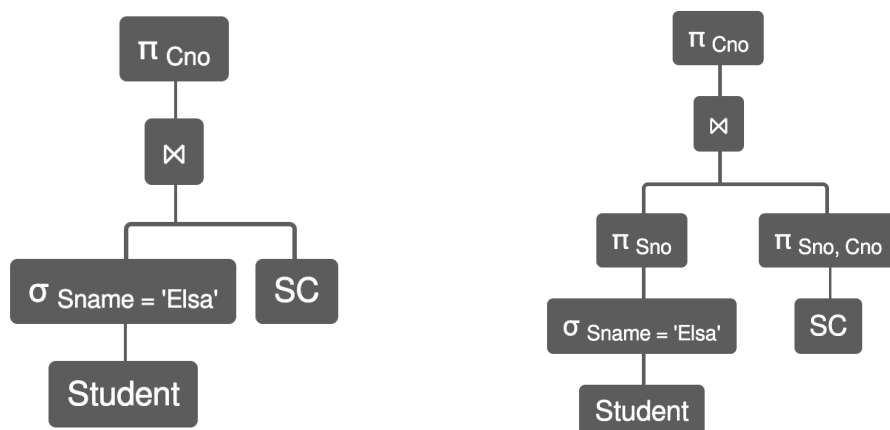
Pushing a projection through a theta-join

- $\Pi_L(R \bowtie_{\theta} S) = \Pi_L(\Pi_M(R) \bowtie_{\theta} \Pi_N(S))$
M中包含既在R中又在L中的属性, 以及R中连接属性
N中包含既在S中又在L中的属性, 以及S中连接属性

投影下推(Projection Pushdown)

将关系代数表达式树中的投影操作向下推(push down)一般可以提高查询执行效率

- 投影下推可以降低元组的大小

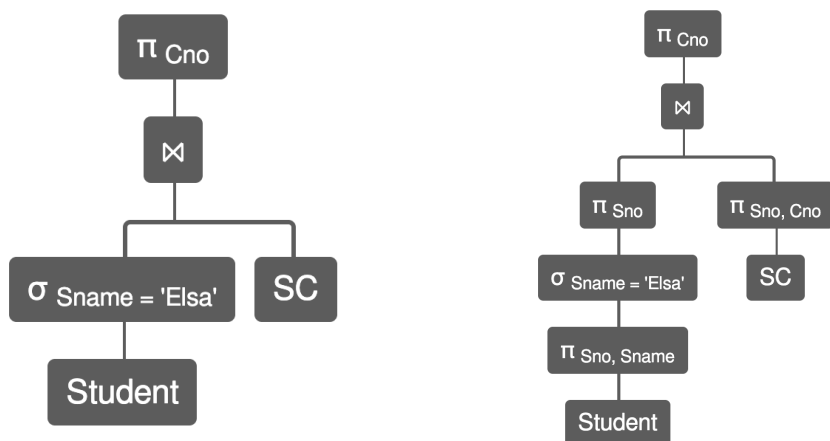


$$\Pi_{Cno}(\sigma_{Sname = 'Elsa'}(Student) \bowtie SC) \equiv \Pi_{Cno}(\Pi_{Sno}(\sigma_{Sname = 'Elsa'}(Student)) \bowtie \Pi_{Sno, Cno}(SC))$$

投影下推(Projection Pushdown)

有些情况下，投影操作下推会浪费查询优化的机会

- 投影操作的结果上没有索引
- 假设关系Student上建有属性Sname上的二级索引
- $\Pi_{Sno, Sname}(Student)$ 使后续的选择和连接操作无法利用该索引



$\Pi_{Cno}(\sigma_{Sname = 'Elsa'}(Student) \bowtie SC)$ $\Pi_{Cno}(\Pi_{Sno, Sname}(\sigma_{Sname = 'Elsa'}(\Pi_{Sno, Sname}(Student))) \bowtie \Pi_{Sno, Cno}(SC))$

查询改写

去除不必要的投影

- 改写前:

```
SELECT * FROM SC WHERE EXISTS (
    SELECT Sno FROM Student
    WHERE Sname = 'Elsa'
    AND Student.Sno = SC.Sno);
```

改写后:

```
SELECT * FROM SC WHERE EXISTS (
    SELECT * FROM Student
    WHERE Sname = 'Elsa'
    AND Student.Sno = SC.Sno);
```

查询改写

去除不必要的连接

- 改写前:

```
SELECT Student.*  
FROM Student LEFT JOIN SC;
```

改写后:

```
SELECT * FROM Student;
```

Improving Logical Query Plans Estimation of Query Plan Cost

查询计划代价估计(Query Plan Cost Estimation)

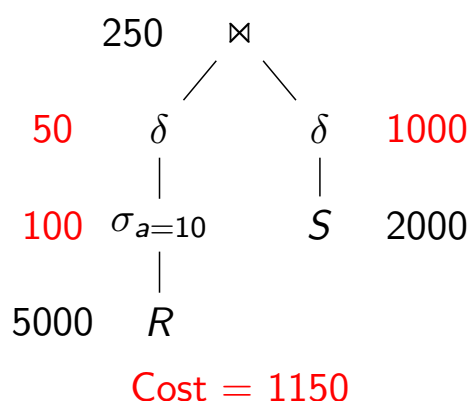
DBMS能够估计查询计划的代价(query plan cost)

- 查询计划的代价是一个数值，它与查询计划的实际执行时间没有直接的函数关系
- 查询计划的代价越低通常意味着查询计划的执行时间越短

查询计划代价的度量指标

查询计划的代价用查询计划执行过程中产生的中间结果的元组数来度量

- 查询计划的执行时间 $\propto^{estimate}$ 执行查询计划时产生的I/O次数
- I/O次数 $\propto^{estimate}$ 查询计划执行过程中产生的中间结果的大小
- 中间结果的大小 $\propto^{estimate}$ 中间结果的元组数



操作的结果大小估计

DBMS根据关系代数操作的输入关系的大小(元组数)来估计操作结果的大小(元组数)

- 准确
- 易计算
- 逻辑一致性(logically consistent)

逻辑一致性

- 单调性: 一个操作的输入越大, 操作结果大小的估计值越大
- 顺序无关: 在多个关系上执行同一种满足交换律和结合律的操作时(如 \bowtie , \times , \cup , \cap), 最终结果大小的估计值与操作的执行顺序无关

估计操作结果大小所需的统计信息

系统目录(system catalog)中记录着一些与估计操作结果大小有关的统计信息

- $T(R)$: 关系 R 的元组数
- $V(R, A)$: 关系 R 的属性集 A 的不同值的个数
- 属性值均匀分布假设(Uniform Distribution of Values)
每个属性的取值均服从均匀分布
- 属性独立假设(Attribute Independence)
关系的所有属性相互独立

估计操作结果大小所需的统计信息

手动收集统计信息

- Postgres/SQLite: ANALYZE
- Oracle/MySQL: ANALYZE TABLE
- SQL Server: UPDATE STATISTICS
- DB2: RUNSTATS

笛卡尔积结果大小的估计

- $T(R \times S) = T(R)T(S)$

投影结果大小的估计

- $T(\Pi_L(R)) = T(R)$ (不带去重的投影)
- $T(\Pi_L(R)) = V(R, L)$ (带去重的投影)

选择结果大小的估计

$$S = \sigma_{A=c}(R)$$

- $T(S) = T(R)/V(R, A)$

$$S = \sigma_{A \neq c}(R)$$

- $T(S) = T(R)$
- $T(S) = T(R) - T(R)/V(R, A)$

$$S = \sigma_{A > c}(R) \text{ or } S = \sigma_{A < c}(R)$$

- $T(S) = T(R)/3$ (Database System Implementation, 2nd Ed.)
- $T(S) = T(R)/2$ (Database System Concepts, 6th Ed.)

选择结果大小的估计(续)

$$S = \sigma_{\theta_1 \wedge \theta_2}(R)$$

- $S = \sigma_{\theta_1 \wedge \theta_2}(R) = \sigma_{\theta_1}(\sigma_{\theta_2}(R)) = \sigma_{\theta_2}(\sigma_{\theta_1}(R))$
- $T(S) = T(R)f_1f_2$ (假设 θ_1 和 θ_2 独立)

$$f_i = \begin{cases} 1/V(R, A) & \text{if } \theta_i \text{ is of the form } A = c, \\ 1 - 1/V(R, A) & \text{if } \theta_i \text{ is of the form } A \neq c, \\ 1/3 & \text{if } \theta_i \text{ is of the form } A < c \text{ or } A > c, \end{cases}$$

$$S = \sigma_{\theta_1 \vee \theta_2}(R)$$

- $S = \sigma_{\theta_1}(R) \cup \sigma_{\theta_2}(R) = R - \sigma_{\neg\theta_1 \wedge \neg\theta_2}(R)$
- $T(S) = T(R)(1 - (1 - f_1)(1 - f_2))$

$$S = \sigma_{\neg\theta}(R)$$

- $S = R - \sigma_{\theta}(R)$
- $T(S) = T(R) - T(\sigma_{\theta}(R))$

二路自然连接(2-Way Natural Join)结果大小的估计

考虑两个关系 R 和 S 的自然连接 $R \bowtie S$

- **属性值包含假设(Containment of Value Sets)**
对于连接属性 K , 如果 $V(R, K) \leq V(S, K)$, 则 R 的 K 属性值集合是 S 的 K 属性值集合的子集
- **属性值保留假设(Preservation of Value Sets)**
对于 R 中任意非连接属性 A , 有 $V(R \bowtie S, A) = V(R, A)$

连接属性值包含, 非~保留

二路自然连接结果大小的估计

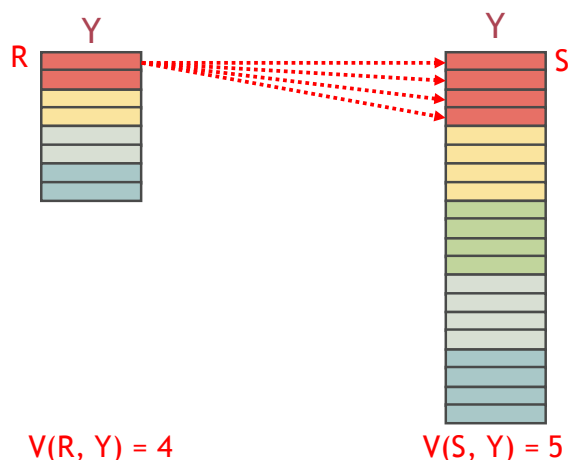
情况1: R 和 S 只有一个连接属性 Y

$$T(R \bowtie S) = \frac{T(R)T(S)}{\max(V(R, Y), V(S, Y))}$$

证明

证明: 不失一般性, 假设 $V(R, Y) \leq V(S, Y)$

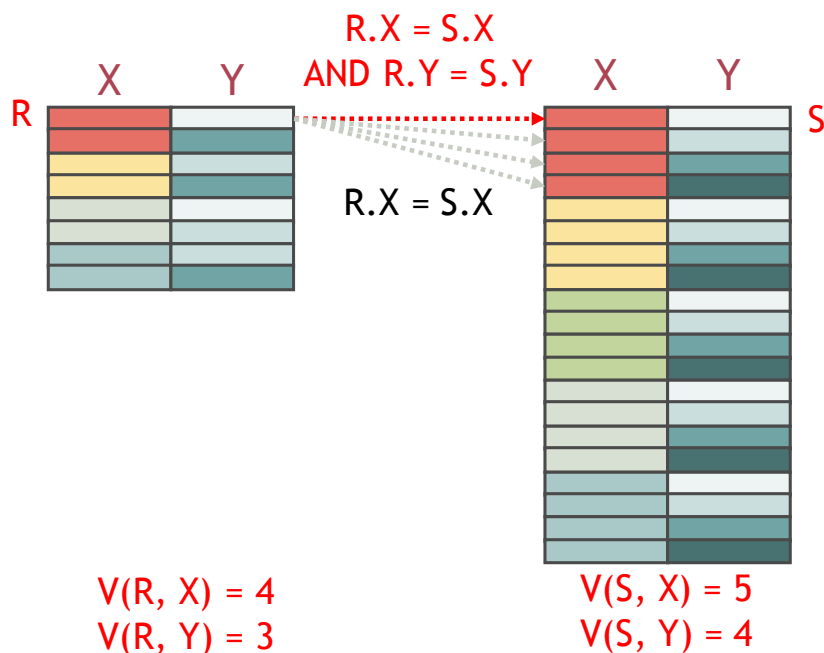
- 根据属性值包含假设, R 的 Y 属性值集合是 S 的 Y 属性值集合的子集, 因此 R 的每个元组都可以和 S 的一些元组连接
- 根据属性值均匀分布假设, R 的每个元组都可以和 $\frac{T(S)}{V(S, Y)}$ 个 S 的元组连接
- 因此, $R \bowtie S$ 的结果中包含 $\frac{T(R)T(S)}{V(S, Y)}$ 个元组



二路自然连接结果大小的估计

情况2: R 和 S 有2个连接属性 X 和 Y

$$T(R \bowtie S) = \frac{T(R)T(S)}{\max(V(R, X), V(S, X)) \max(V(R, Y), V(S, Y))}$$



证明

设 $U = R \bowtie_{R.X=S.X} S$, 则 $T(R \bowtie S) = T(\sigma_{R.Y=S.Y}(U))$

- $T(U) = \frac{T(R)T(S)}{\max(V(R, X), V(S, X))}$
- 根据属性值保留假设,
有 $V(U, R.Y) = V(R, Y)$, $V(U, S.Y) = V(S, Y)$
- 不失一般性, 假设 $V(R, Y) \leq V(S, Y)$, 则 $V(U, R.Y) \leq V(U, S.Y)$
- 根据属性值包含假设, U 的 $R.Y$ 属性值集合是 U 的 $S.Y$ 属性值集合的子集
- 根据属性值均匀分布假设, U 中满足 $R.Y = S.Y$ 的元组占 $1/V(U, S.Y) = 1/V(S, Y)$
- 因此, $T(\sigma_{R.Y=S.Y}(U)) = \frac{T(R)T(S)}{\max(V(R, X), V(S, X)) \cdot V(S, Y)}$

二路自然连接结果大小的估计

情况3: R 和 S 有2个以上连接属性
留作课后习题

练习

Example (二路连接结果大小估计)

$R(a, b)$	$S(b, c)$	$U(c, d)$
$T(R) = 1000$	$T(S) = 2000$	$T(U) = 5000$
$V(R, b) = 20$	$V(S, b) = 50$	
	$V(S, c) = 100$	$V(U, c) = 500$

• $T((R \bowtie S) \bowtie U) = ?$

$$\frac{1000 \times 2000}{50} \times \frac{5000}{500}$$

• $T(R \bowtie (S \bowtie U)) = ?$

$$\frac{2000 \times 5000}{500} \times \frac{1000}{50}$$

• $T((R \bowtie U) \bowtie S) = ?$

$$\frac{1000 \times 5000 \times 2000}{50 \times 500}$$

多路自然连接(Multi-way Natural Join)结果大小的估计

Let $S = R_1 \bowtie R_2 \bowtie \dots \bowtie R_n$

$$T(S) = \frac{T(R_1)T(R_2) \dots T(R_n)}{\prod_{A \in \{\text{attributes appearing in more than two relations}\}} V(A)}$$

Let $R_{i_1}, R_{i_2}, \dots, R_{i_n}$ be all relations containing attribute A and
 $V(R_{i_1}, A) \leq V(R_{i_2}, A) \leq \dots \leq V(R_{i_n}, A)$

$$V(A) = V(R_{i_2}, A)V(R_{i_3}, A) \dots V(R_{i_n}, A)$$

自然连接结果大小估计的逻辑一致性

无论是按不同顺序进行二路连接(2-way join), 还是进行1次多路连接(multi-way join), 上述方法得到的结果大小估计值相同

Example

$R(a, b)$	$S(b, c)$	$U(c, d)$
$T(R) = 1000$	$T(S) = 2000$	$T(U) = 5000$
$V(R, b) = 20$	$V(S, b) = 50$	
	$V(S, c) = 100$	$V(U, c) = 500$

- $T((R \bowtie S) \bowtie U) = ?$
- $T(R \bowtie (S \bowtie U)) = ?$
- $T((U \bowtie R) \bowtie S) = ?$
- $T(R \bowtie S \bowtie U) = ?$

集合操作结果大小的估计

$$T(R \cup S) = \frac{1}{2}(\max(T(R), T(S)) + T(R) + T(S))$$

- $\max(T(R), T(S)) \leq T(R \cup S) \leq T(R) + T(S)$

$$T(R - S) = T(R) - T(S)/2$$

- $T(R) - T(S) \leq T(R - S) \leq T(R)$

$$T(R \cap S) = \min(T(R), T(S))/2$$

- $0 \leq T(R \cap S) \leq \min(T(R), T(S))$

$$T(R \cap S) = T(R \bowtie S)$$

- $R \cap S = R \bowtie S$

去重结果大小的估计

$$T(\delta(R)) = (T(R) + 1)/2 \approx T(R)/2$$

- $1 \leq T(\delta(R)) \leq T(R)$

$$T(\delta(R)) = \min((T(R) + 1)/2, V(R, a_1)V(R, a_2) \cdots V(R, a_n))$$

- a_1, a_2, \dots, a_n 是 R 的属性

- $1 \leq T(\delta(R)) \leq \underbrace{V(R, a_1)V(R, a_2) \cdots V(R, a_n)}$

不同元组的最大个数

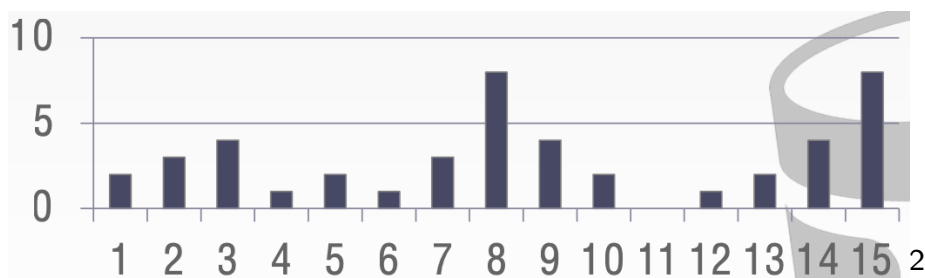
非均匀分布属性的统计信息

上面的操作结果大小估计方法基于属性值均匀分布假设

- 只需维护 $V(R, A)$

更准确的结果大小估计需要对属性值的非均匀分布进行更精确的近似

- 需要维护属性值分布的直方图(histogram)



²来源: Andy Pevlo, CMU 15-445

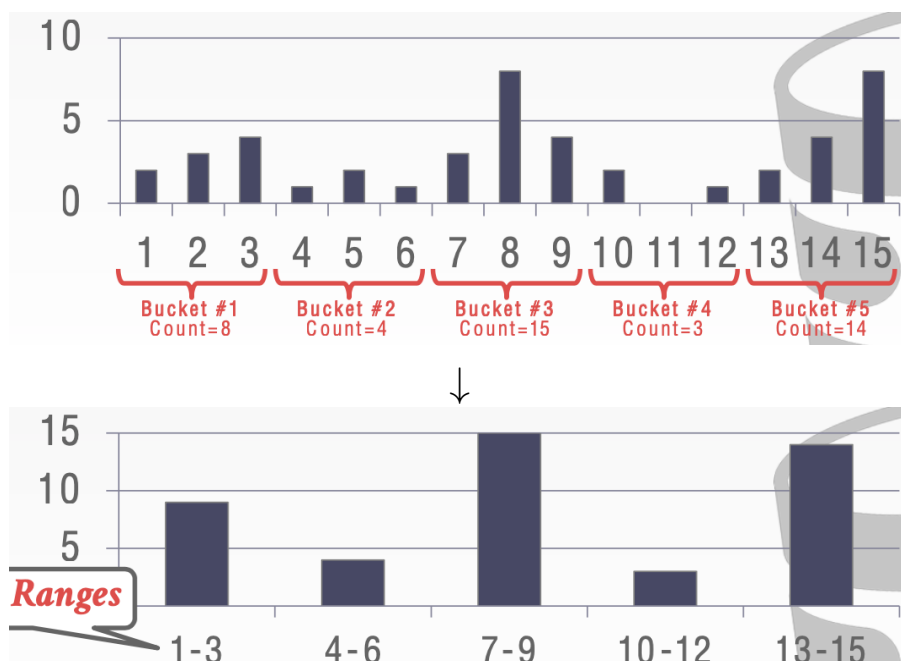
直方图(Histograms)

直方图(histogram)刻画了属性值在不同区间内的出现频率

- 等宽直方图(equal-width histogram)
- 等高直方图(equal-height histogram)

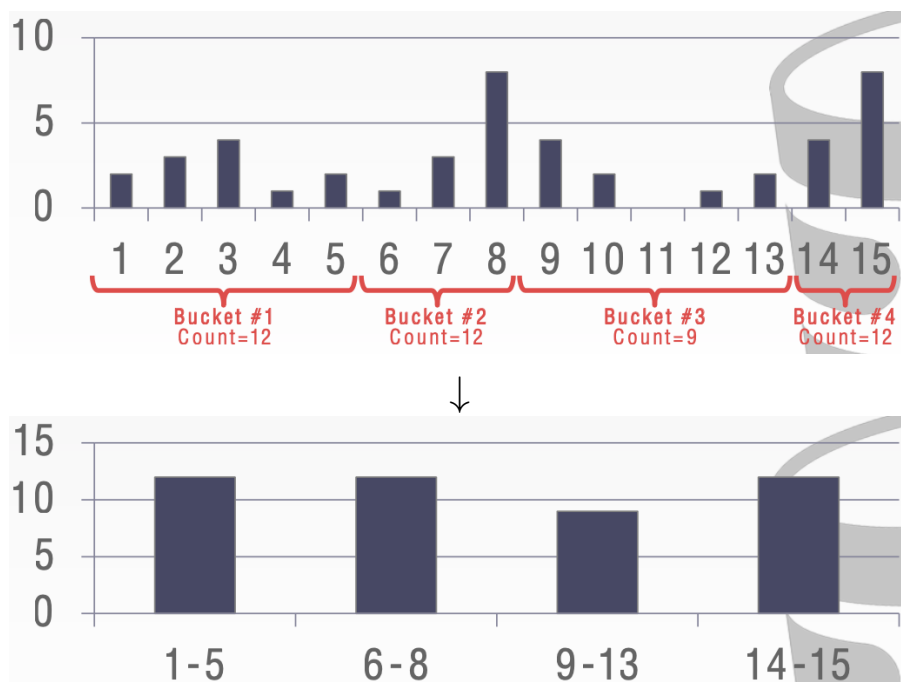
等宽直方图(Equal-Width Histograms)

- 属性值各区间的宽度相同
- 各区间内属性值的出现次数不同



等高直方图(Equal-Height Histograms)

- 属性值各区间的宽度不同
- 各区间内属性值的出现次数基本相同



基于直方图估计连接结果大小

Example (基于直方图估计连接结果大小)

已知关系 $R(a, b)$ 和 $S(b, c)$ 的属性 $R.b$ 和 $S.b$ 的直方图如下

Range	$R.b$	$S.b$
0-9	40	0
10-19	60	0
20-29	80	0
30-39	50	0
40-49	10	5
50-59	5	20
60-69	0	50
70-79	0	100
80-89	0	60
90-99	0	10
Total	245	245

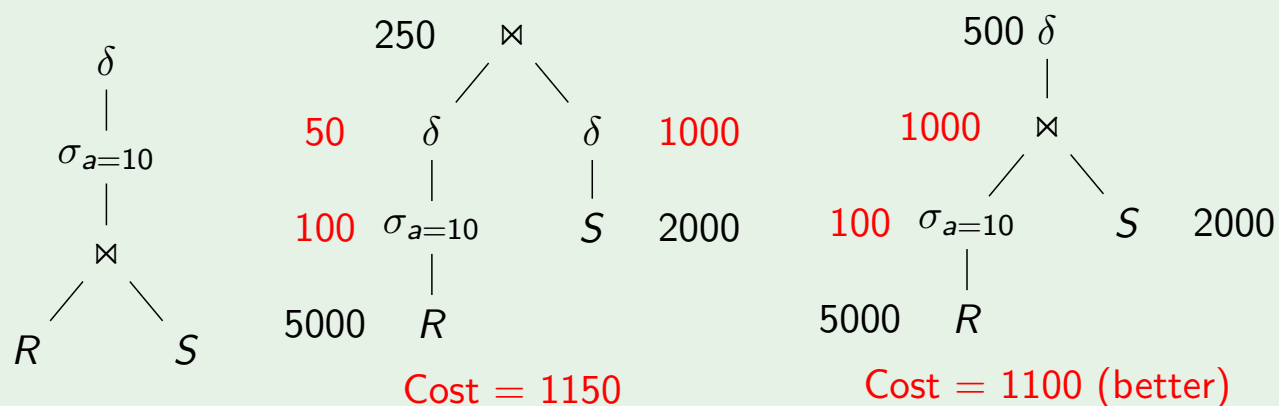
- 使用直方图: $T(R \bowtie S) = 10 \times 5/10 + 5 \times 20/10 = 15$
- 不使用直方图: $T(R \bowtie S) = 245 \times 245/100 = 600$

逻辑查询计划的启发式优化方法

如果某种等价变换能降低查询计划的代价, 则对查询计划执行该变换

Example

- $R(a, b)$: $T(R) = 5000$, $V(R, a) = 50$, $V(R, b) = 100$
- $S(b, c)$: $T(S) = 2000$, $V(S, b) = 200$, $V(S, c) = 100$



Improving Logical Query Plans

Optimization of Join Orders

连接顺序的优化

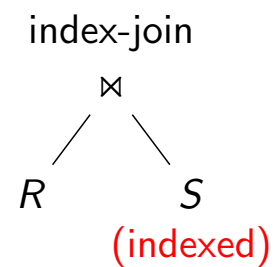
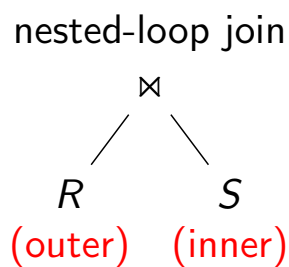
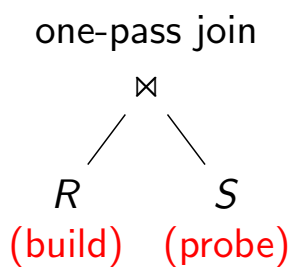
优化连接操作的执行顺序对于提高查询执行效率至关重要

- 连接操作的执行代价高
- 在数据库上执行几十个关系的连接很常见，如联机在线分析(Online Analytical Processing, OLAP)任务
- 不同连接顺序的执行代价差异巨大

连接关系的角色

尽管连接操作满足交换律，但在查询计划中连接操作的输入关系具有不同的作用

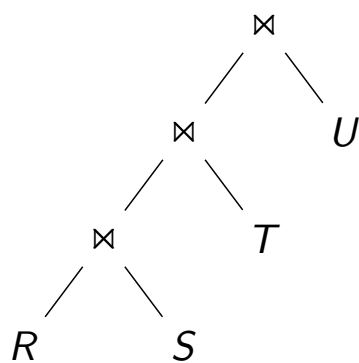
- 在 $R \bowtie S$ 中， R 是左关系(left relation)， S 是右关系(right relation)
- 如果使用一趟连接(one-pass join)，则左关系是构建关系(build relation)，右关系是探测关系(probe relation)
- 如果使用嵌套循环连接(nested-loop join)，则左关系是外关系(outer relation)，右关系是内关系(inner relation)
- 如果使用索引连接(index-based join)，则右关系是有索引的关系(indexed relation)



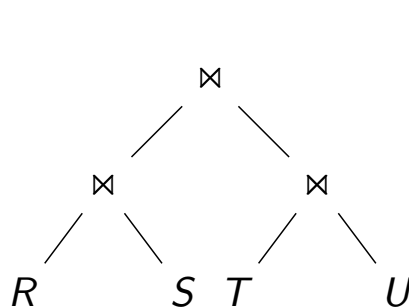
连接树(Join Trees)

一组关系上的连接操作的执行顺序可以用连接树(join tree)来表示

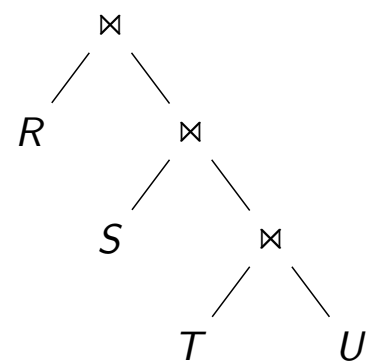
- 左深连接树(left-deep join tree): 只有一个关系是左关系(left relation)，其他关系都是右关系(right relation)
- 右深连接树(right-deep join tree): 只有一个关系是右关系，其他关系都是左关系(left relation)
- 浓密树(bushy tree): 除左深连接树和右深连接树以外的其他连接树



Left deep trees



Bushy trees



Right deep trees

左深连接树(Left-Deep Join Trees)

System R的查询优化器只考虑左深连接树

优点1: 在给定关系上, 全部左深连接树的数量比全部连接树少得多

- $R_1 \bowtie R_2 \bowtie \dots \bowtie R_n$ 的全部左深连接树的数量为 $n!$
- $R_1 \bowtie R_2 \bowtie \dots \bowtie R_n$ 的全部连接树的数量为 $n!C_n$, 其中 C_n 表示含有 n 个叶子节点的树形的数量(Catalan数)

每种树形都有 $n!$ 种连接

$$C_1 = 1,$$

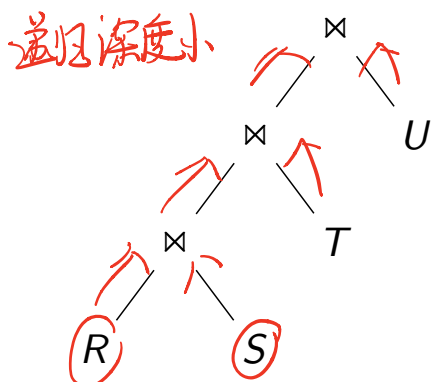
$$C_n = \sum_{i=1}^{n-1} C_i C_{n-i} \quad \text{if } n > 1$$

优点2: 基于左深连接树的查询计划通常比基于其他类型连接树的查询计划的执行效率更高

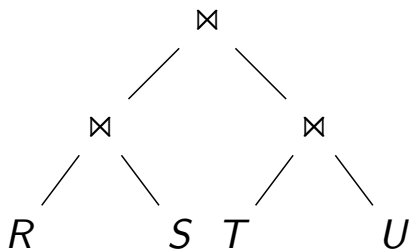
- 可能形成完全通畅的流水线(fully pipelined plans)

为什么左深连接树查询计划更高效?

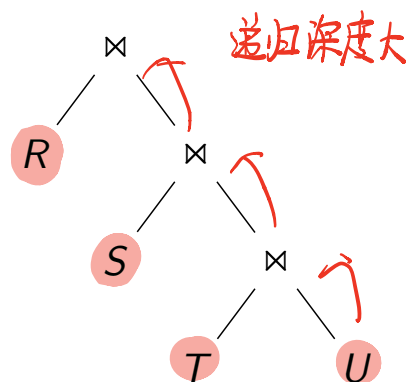
如果下列查询计划全部使用一趟连接(one-pass join)算法, 那么在流水线查询执行模型(pipelining model)下, 左深连接树查询计划在任何时刻对内存的需求都比其他查询计划更低



At any time, only one of R , $R \bowtie S$, and $R \bowtie S \bowtie T$ will be held in the buffers



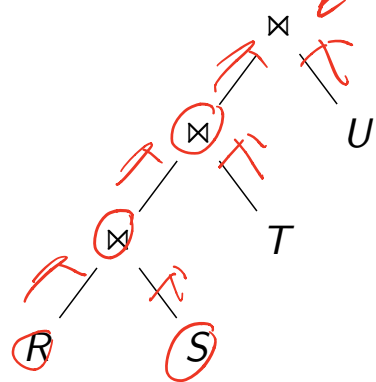
$R \bowtie S$ and T must be held in the buffers at the same time



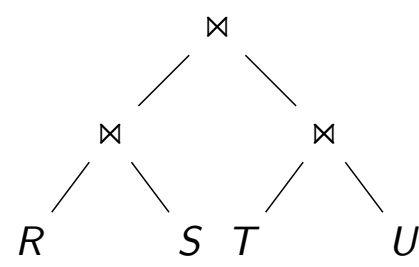
All of R , S , and T must be held in the buffers at the same time

为什么左深连接树查询计划更高效?

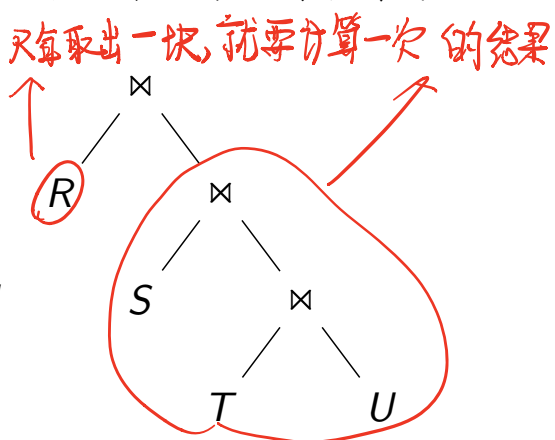
如果下列查询计划全部使用嵌套循环连接(nested-loop join)算法, 那么在流水线查询执行模型(piplining model)下, 左深连接树查询计划不需要多次构建中间关系 *DBMS请求该迭代器*



Both $R \bowtie S$ and $R \bowtie S \bowtie T$ are constructed only once



$R \bowtie S$ is constructed only once, but $T \bowtie U$ needs to be constructed more than once (if not materialized)



$S \bowtie T \bowtie U$ needs to be constructed more than once, so does $T \bowtie U$

优化连接顺序的动态规划方法

Example (连接顺序优化)

Choose the best join order for $R(a, b) \bowtie S(b, c) \bowtie T(c, d) \bowtie U(d, a)$

$R(a, b)$	$S(b, c)$	$T(c, d)$	$U(d, a)$
$T(R) = 1000$	$T(S) = 1000$	$T(T) = 1000$	$T(U) = 1000$
$V(R, a) = 100$			$V(U, a) = 50$
$V(R, b) = 200$	$V(S, b) = 100$		
	$V(S, c) = 500$	$V(T, c) = 20$	
		$V(T, d) = 50$	$V(U, d) = 1000$

Best orders of joins on 2 relations

	$R \bowtie S$	$R \bowtie T$	$R \bowtie U$	$S \bowtie T$	$S \bowtie U$	$T \bowtie U$
Est. size	5,000	1M	10,000	2,000	1M	1,000
Est. cost	0 <i>没中间结果</i>	0	0	0	0	0
Best plan	$R \bowtie S$	$R \bowtie T$	$R \bowtie U$	$S \bowtie T$	$S \bowtie U$	$T \bowtie U$

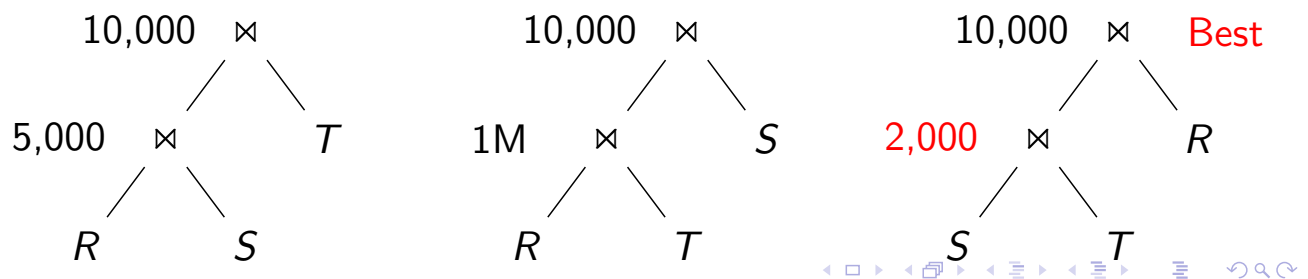
Best orders of joins on 2 relations

	$R \bowtie S$	$R \bowtie T$	$R \bowtie U$	$S \bowtie T$	$S \bowtie U$	$T \bowtie U$
Est. size	5,000	1M	10,000	2,000	1M	1,000
Est. cost	0	0	0	0	0	0
Best plan	$R \bowtie S$	$R \bowtie T$	$R \bowtie U$	$S \bowtie T$	$S \bowtie U$	$T \bowtie U$

Best orders of joins on 3 relations

	$R \bowtie S \bowtie T$	$R \bowtie S \bowtie U$	$R \bowtie T \bowtie U$	$S \bowtie T \bowtie U$
Est. size	10,000	50,000	10,000	2,000
Est. cost	2,000	5,000	1,000	1,000
Best plan	$(S \bowtie T) \bowtie R$	$(R \bowtie S) \bowtie U$	$(T \bowtie U) \bowtie R$	$(T \bowtie U) \bowtie S$

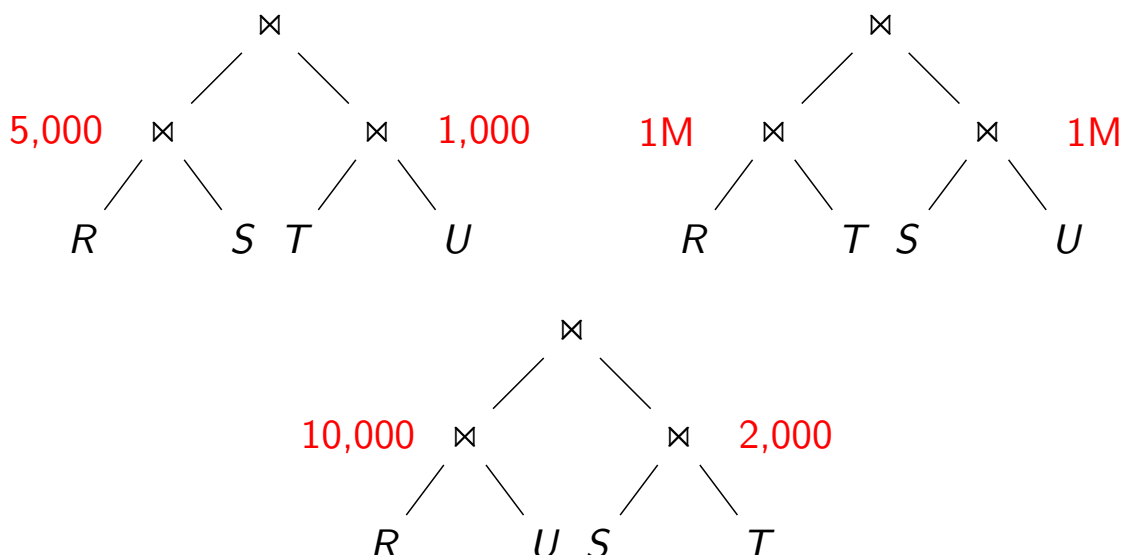
For example, the best plan for $R \bowtie S \bowtie T$ is obtained as follows



The best plan for $R \bowtie S \bowtie T \bowtie U$ is obtained as follows (phase 1)

Best orders of joins on 2 relations

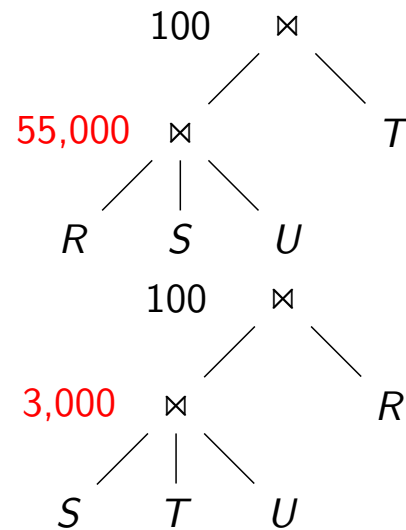
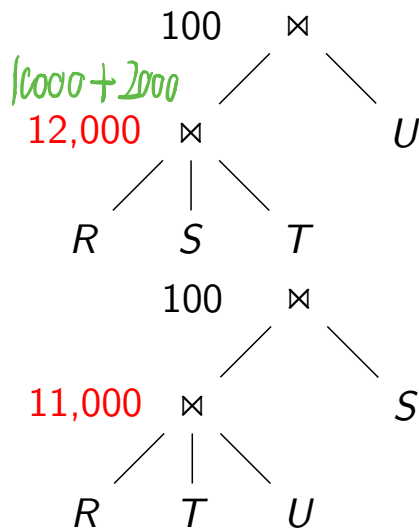
	$R \bowtie S$	$R \bowtie T$	$R \bowtie U$	$S \bowtie T$	$S \bowtie U$	$T \bowtie U$
Est. size	5,000	1M	10,000	2,000	1M	1,000
Est. cost	0	0	0	0	0	0
Best plan	$R \bowtie S$	$R \bowtie T$	$R \bowtie U$	$S \bowtie T$	$S \bowtie U$	$T \bowtie U$



The best plan for $R \bowtie S \bowtie T \bowtie U$ is obtained as follows (phase 2)

Best orders of joins on 3 relations

	$R \bowtie S \bowtie T$	$R \bowtie S \bowtie U$	$R \bowtie T \bowtie U$	$S \bowtie T \bowtie U$
Est. size	10,000	50,000	10,000	2,000
Est. cost	2,000	5,000	1,000	1,000
Best plan	$(S \bowtie T) \bowtie R$	$(R \bowtie S) \bowtie U$	$(T \bowtie U) \bowtie R$	$(T \bowtie U) \bowtie S$



Navigation icons: back, forward, search, etc.

Improving Physical Query Plans

Navigation icons: back, forward, search, etc.

物理查询计划(Physical Query Plans)的优化

1. 连接方式 2. 是否物化/流水

- 任务1: 为逻辑查询计划的每个操作选择合适的执行算法
- 任务2: 在将一个操作的结果传递给下一个操作时, 选择合适的执行模型

确定选择操作的执行方法

- 基于索引的选择(index-based selection)
- 基于索引的选择+求交集
- 基于索引的选择+过滤
- 基于扫描的选择(scanning-based selection)

基于索引的选择(Index-based Selection)

适用条件

- 选择条件的形式是 $K = v$ 或 $l \leq K \leq u$
- 关系 R 上建有属性 K 的索引

方法: 使用基于索引的选择算法

基于索引的选择+求交集

适用条件

- 选择条件的形式是 $A = a \wedge B = b$
- 关系 R 上分别建有属性 A 和属性 B 上的索引

方法

- 分别在两个索引上找到满足条件 $A = a$ 和 $B = b$ 的元组指针
- 计算两个指针集合的交集
- 按交集中的指针从文件中读取元组

基于索引的选择+过滤

适用条件

- 选择条件的形式是 $A = a \wedge \theta$
- 关系 R 上建有属性 A 上的索引

方法

- 在索引上查找满足条件 $A = a$ 的元组
- 对每个元组，再使用条件 θ 进行过滤

基于扫描的选择(Scanning-based Selection)

其他情况下使用基于扫描的选择算法

确定连接操作的执行方法

- 一趟连接(One-Pass Join)
- 索引连接(Index Join)
- 排序归并连接(Sort-Merge Join)
- 哈希连接(Hash Join)
- 嵌套循环连接(Nested-Loop Join)

一趟连接(One-Pass Join)

适用条件: 左关系可以全部读入缓冲池的可用页面

索引连接(Index Join)

适用条件:

- 左关系较小
- 右关系在连接属性上建有索引

排序归并连接(Sort-Merge Join)

适用条件:

- 至少有一个关系已经按连接属性排序

多个关系在相同连接属性上做多路连接也适合使用排序归并连接，
如 $R(a, b) \bowtie S(a, c) \bowtie T(a, d)$

哈希连接(Hash Join)

在一趟连接、排序归并连接、索引连接都不适用的情况下，哈希连接总是好的选择

嵌套循环连接(Nested-Loop Join)

当内存缓冲区的可用页面特别少时，可使用嵌套循环连接

确定执行模型

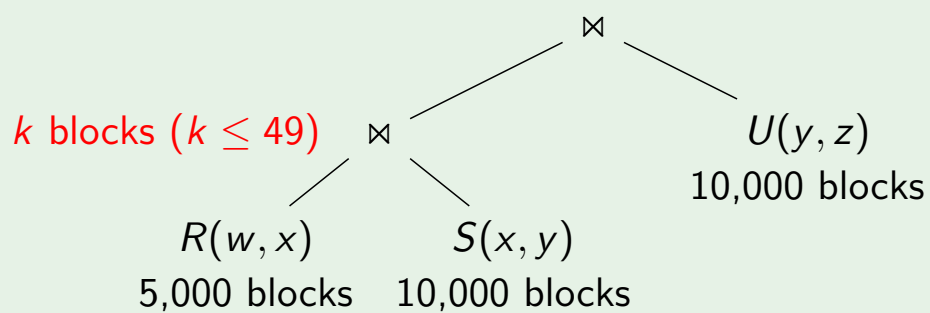
内存缓冲池的可用页数影响着执行模型的选择

- 物化执行(materialization)
- 流水线执行(pipelining)

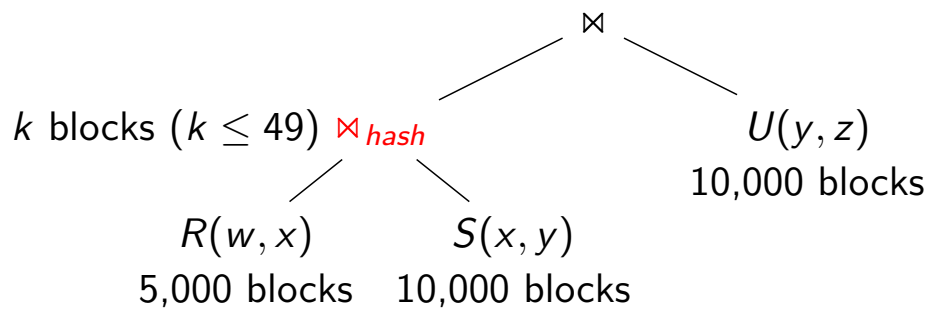
制定物理查询计划(Physical Query Plans)

Example (制定物理查询计划)

逻辑查询计划



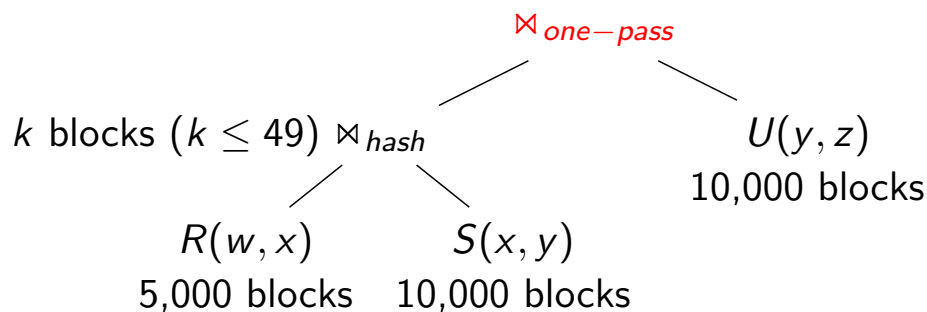
- 缓冲池中有 $M = 101$ 个页可用
- R, S, U 上均无索引且未按连接属性排序
- $R \bowtie S$ 的结果占 $k \leq 49$ 块



使用哈希连接(hash join)执行 $R \bowtie S$

- 哈希分桶阶段使用101页内存
 输入缓冲 ☐ 1页
 100个桶 100页
- 逐桶连接阶段使用51页内存(不计输出缓冲)
 S的缓冲 ☐ 1页
 R的桶 50页
 输出缓冲 50页
- I/O代价: $3B(R) + 3B(S) = 45000$
- 因为 $k \leq 49$, 所以 $R \bowtie S$ 的结果可以保留在输出缓冲区中, 以流水线形式输入给下一个连接操作

Navigation icons: back, forward, search, etc.



使用一趟连接(one-pass join)执行 $(R \bowtie S) \bowtie U$

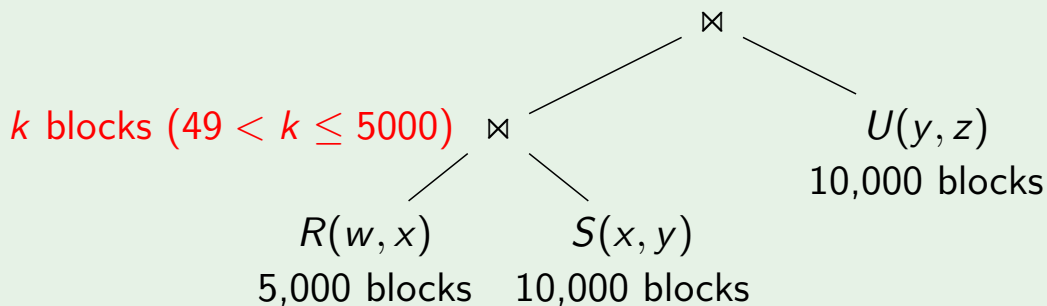
- 一趟连接使用51页内存(不计输出缓冲)
 U的缓冲 ☐ 1页
 $R \bowtie S$ 的结果 k页
 输出缓冲 100 - k页
- I/O代价: $B(U) = 10000$ ($R \bowtie S$ 的结果已在内存中, 无需I/O)

Navigation icons: back, forward, search, etc.

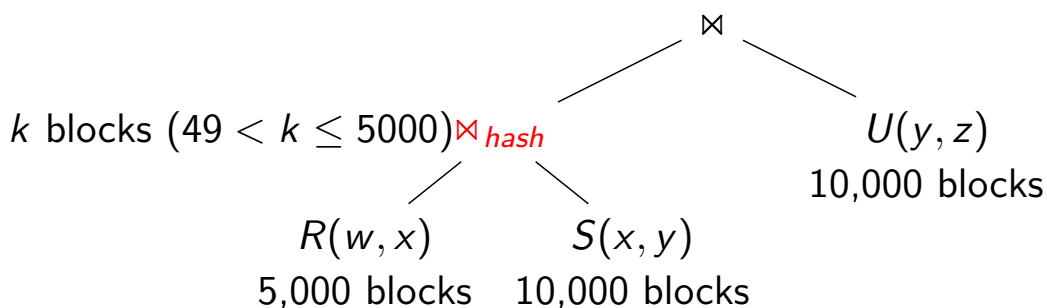
制定物理查询计划

Example (确定物理查询计划)

逻辑查询计划

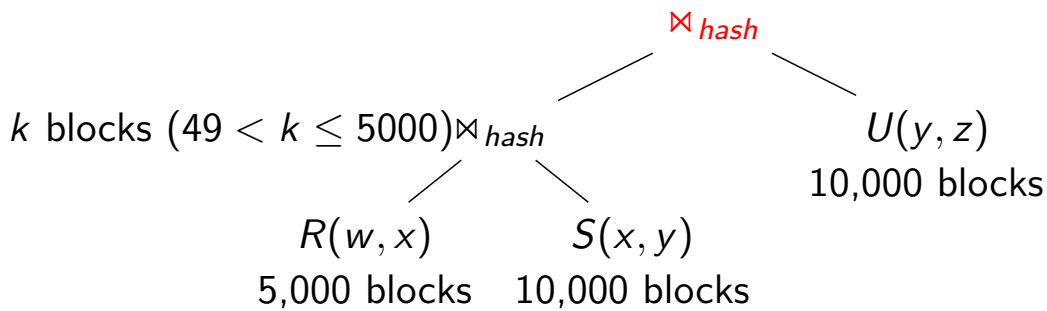


- 缓冲池中有 $M = 101$ 个页可用
- R, S, U 上均无索引且未按连接属性排序
- $R \bowtie S$ 的结果占 $49 < k \leq 5000$ 块



使用哈希连接(hash join)执行 $R \bowtie S$

- 哈希分桶阶段使用101页内存
输入缓冲 1页
100个桶 100页
- 逐桶连接阶段使用51页内存(不计输出缓冲)
S的缓冲 1页
R的桶 50页
输出缓冲 50页
- I/O代价: $3B(R) + 3B(S) = 45000$
- 因为 $k > 49$, 所以 $R \bowtie S$ 的结果无法全部保留在输出缓冲区中, 但仍以流水线形式输入给下一个连接操作



使用哈希连接(hash join)执行行($R \bowtie S$) $\bowtie U$

- $R \bowtie S$ 的结果哈希分桶阶段使用50页内存

执行 $R \bowtie S$ 51 页
50个桶 50 页

- U 的哈希分桶阶段使用101页内存

U 的缓冲 1 页
50个桶 100 页

- 逐桶连接阶段使用101页内存(不计输出缓冲)

U 的缓冲 1 页
 $R \bowtie S$ 的桶 100 页

- I/O代价: $2B(R \bowtie S) + 3B(\text{结果}) = 2k + 30000$

课后习题 I

- ① 已知下列关系的统计信息, 估计下面关系代数表达式结果的大小

$W(a, b)$	$X(b, c)$	$Y(c, d)$	$Z(d, e)$
$T(W) = 100$	$T(X) = 200$	$T(Y) = 300$	$T(Z) = 400$
$V(W, a) = 20$	$V(X, b) = 50$	$V(Y, c) = 50$	$V(Z, d) = 40$
$V(W, b) = 60$	$V(X, c) = 100$	$V(Y, d) = 50$	$V(Z, e) = 100$

- ① $W \bowtie X \bowtie Y \bowtie Z$ $\frac{100 \times 200}{60} \cdot \frac{200}{100} \cdot \frac{400}{50} = 100 \times 3.33 \times 3 \times 8 = 8000$
- ② $\sigma_{a=10}(W)$ $100 \times \frac{1}{20} = 5$
- ③ $\sigma_{c=20}(Y)$ $300 \times \frac{1}{60} = 5$
- ④ $\sigma_{c=20}(Y) \bowtie Z$ $5 \times 400 / 40 = 50$
- ⑤ $W \times Y$ $100 \times 300 = 30000$
- ⑥ $\sigma_{d>10}(Z)$ 200
- ⑦ $\sigma_{a=1 \wedge b=2}(W)$ $100 \times \frac{1}{20} \times \frac{1}{60}$
- ⑧ $\sigma_{a=1 \wedge b>2}(W)$
- ⑨ $\sigma_{a<1 \wedge a>2}(W)$
- ⑩ $X \bowtie_{X.c < Y.c} Y$ $\frac{200 \times 300}{100}$

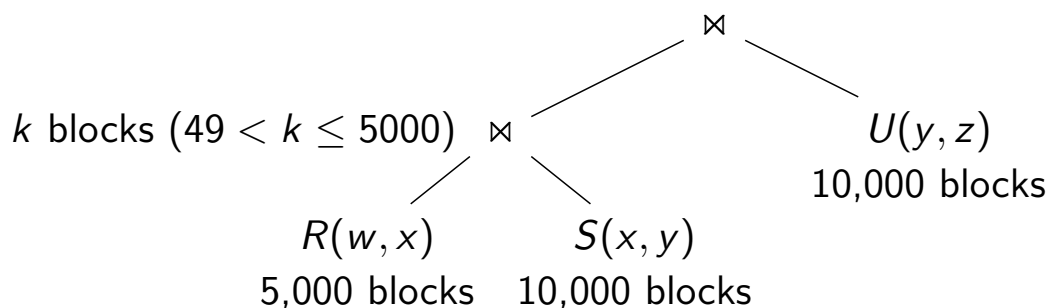
$$5 \times 10 + 6 \times 8 + 4 \times 5 + \frac{8 \times 10}{15}$$

课后习题 II

- ② 已知关系 $R(a, b)$ 和 $S(b, c)$ 的属性 $R.b$ 和 $S.b$ 的直方图如下，且 $V(R, b) = V(S, b) = 20$ ，估计 $R \bowtie S$ 的结果大小

	0	1	2	3	4	others
$R.b$	5	6	4	5	0	32
$S.b$	10	8	5	0	7	48

- ③ 已知逻辑查询计划如下



- ▶ 缓冲池中有 $M = 101$ 个页可用
- ▶ R, S, T 上均无索引且未按连接属性排序
- ▶ $R \bowtie S$ 的结果占 $49 < k \leq 5000$ 块

课后习题 III

$$3(5000 + 10000) + k + \left\lceil \frac{k}{100} \right\rceil \times 10000$$

我们使用哈希连接计算 $R \bowtie S$ ，使用嵌套循环连接计算 $(R \bowtie S) \bowtie U$ 。分析该查询计划的I/O代价和内存使用情况

Summary

1 Overview

2 Improving Logical Query Plans

- Transformations of Relational Algebra Expressions
- Estimation of Query Plan Cost
- Optimization of Join Orders

3 Improving Physical Query Plans