

SuperSQL:数据湖时代的高性能SQL引擎

腾讯大数据-张韶全









1. SuperSQL的背景定位

2. SuperSQL的整体架构

3. SuperSQL的技术细节

4. SuperSQL的未来计划









#### 项目背景: 跨数据源分析

#### 异构数据源:



数据存放在**异构**数据源,但需要 **全部**数据来挖掘数据背后的信息

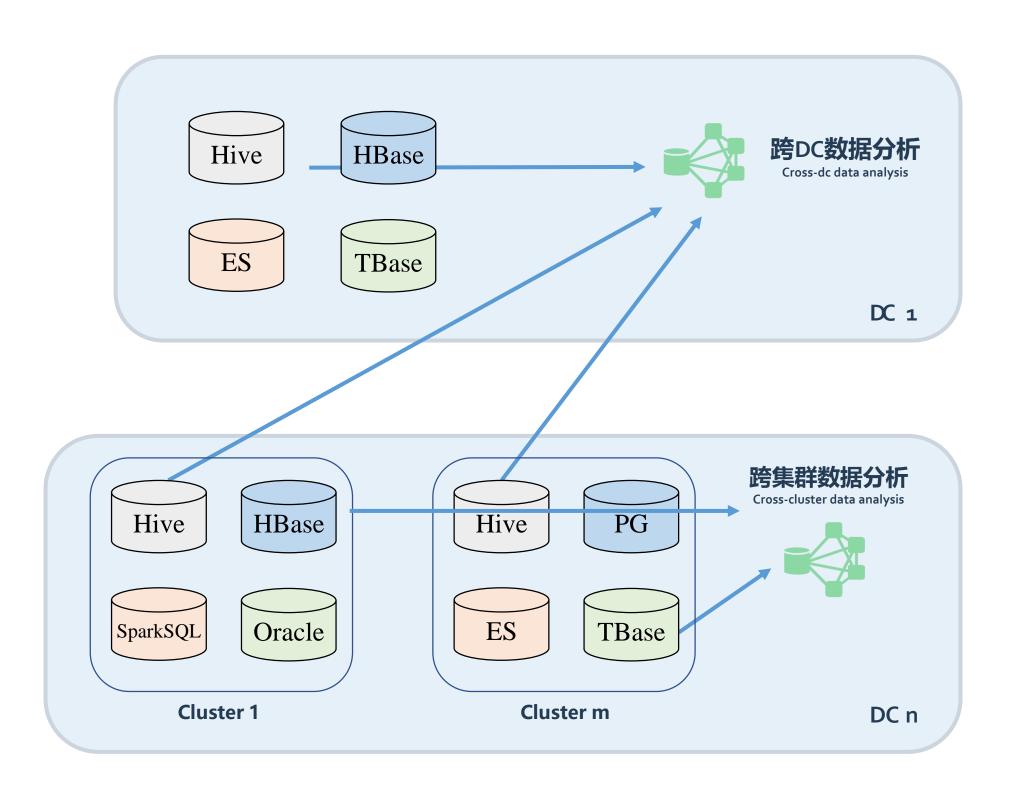
#### 不同版本数据源:



数据存放在不同版本的数据源,但版本之间不兼容(API、数据格式等)

### 项目背景:跨DC、跨集群分析

数据存放在**不同集群**或者**不同DC** 传统的数据搬迁方式浪费存储和带宽资源



# 项目背景: 计算引擎各有所长



擅长

Operational DDL 例如,库表增删改、权限等元数据操作





Batch SQL 例如,ETL、数据分析、报表 **分钟到小时** 



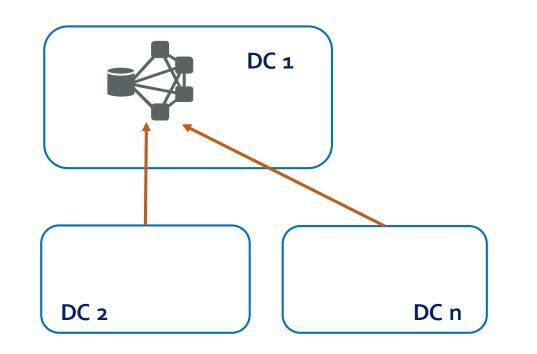


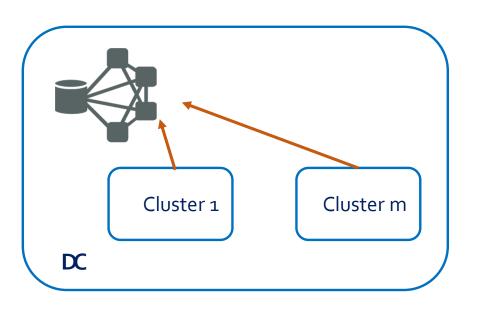
Interactive SQL 例如,数据采样、交互式查询 秒到分钟

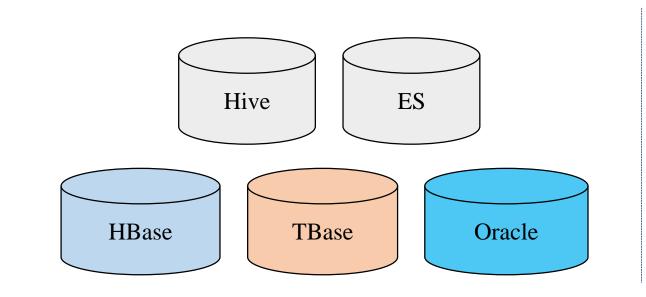
用户面对不同的计算引擎选择,计算对用户**不透明** 同一优化规则,开发适配不同的计算引擎,**工作重复** 

#### SuperSQL: 跨DC, 跨数据源, 跨计算引擎的大数据SQL引擎

- ✓ 解决数据孤岛,降低数据使用壁垒
- ✓ 优化资源使用,提升数据使用效率
- ✓ 计算最优选择,提升数据使用效率

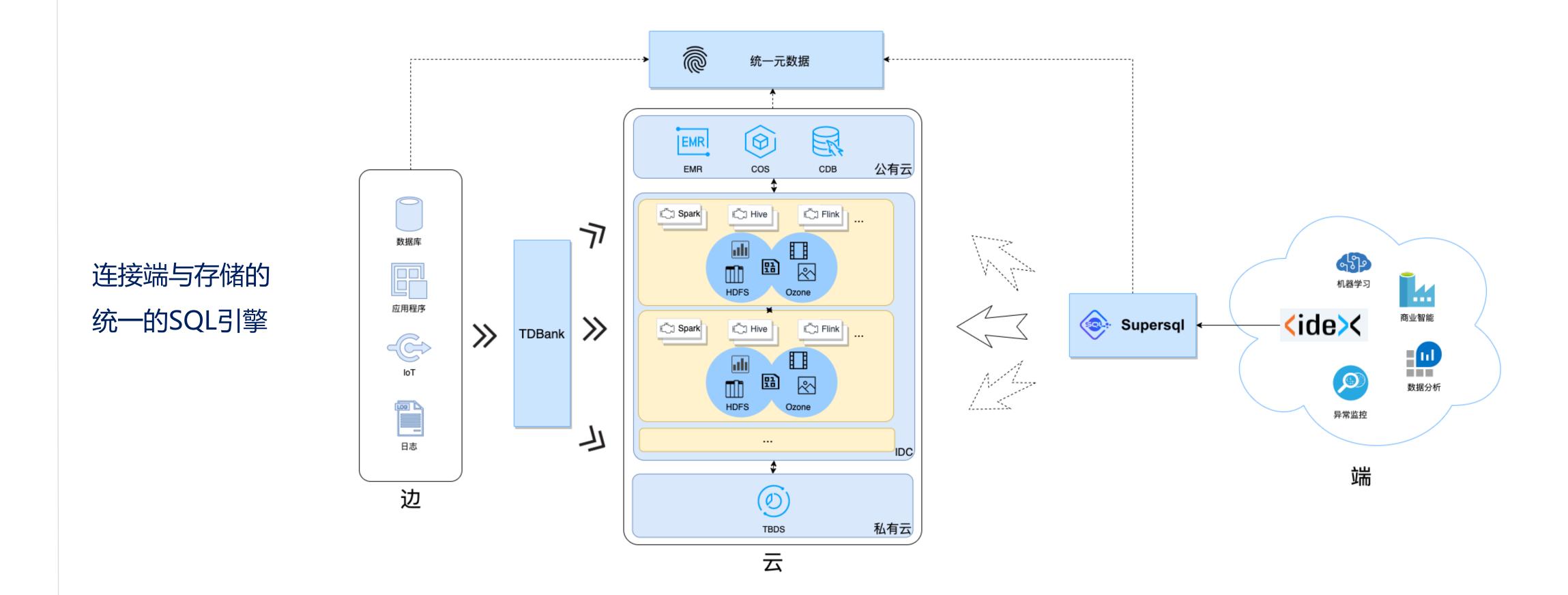








# SuperSQL在腾讯大数据中的定位





1. SuperSQL的背景定位

2. SuperSQL的整体架构

3. SuperSQL的技术细节

4. SuperSQL的未来计划

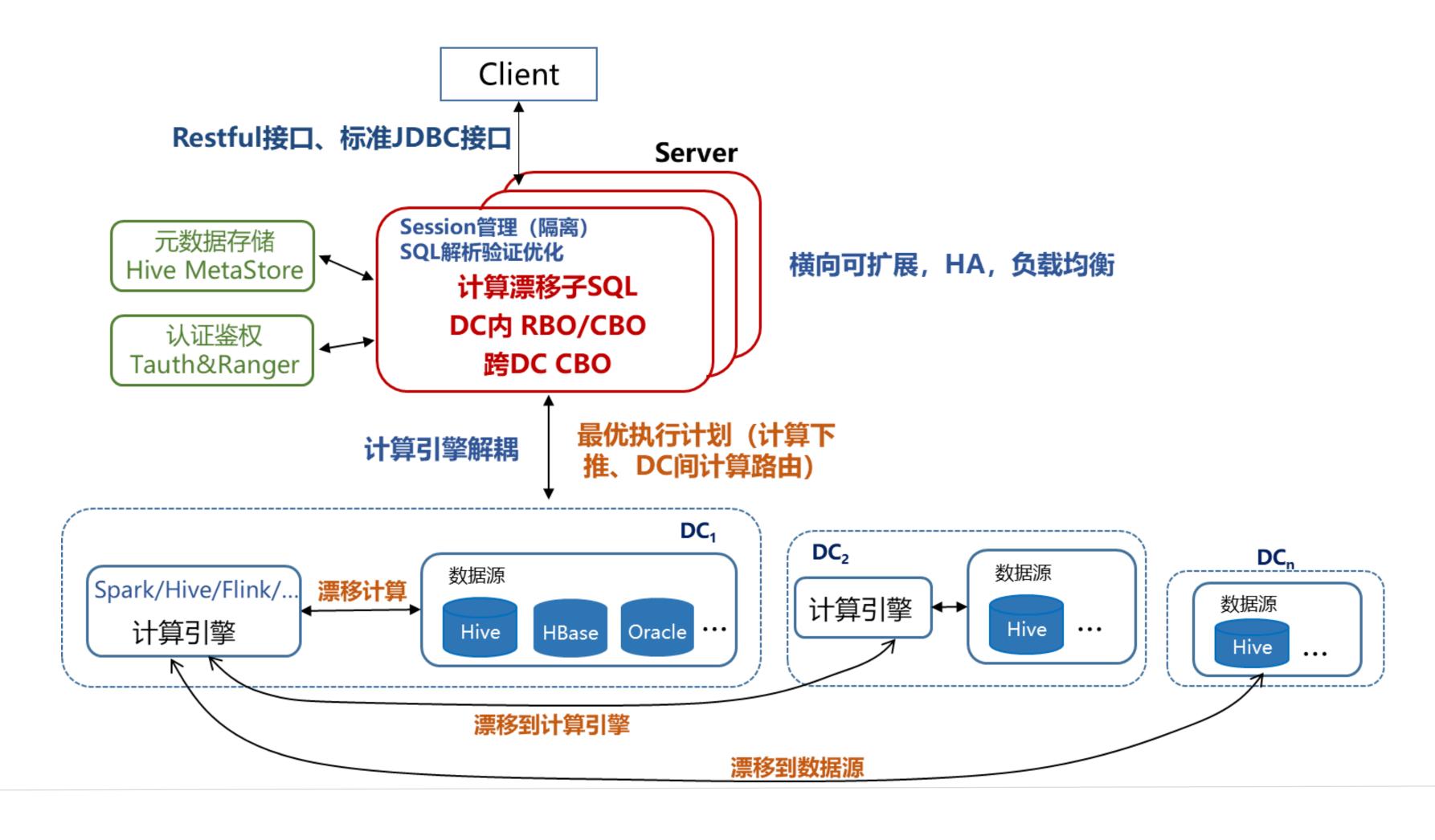








### 整体架构





1. SuperSQL的背景定位

2. SuperSQL的整体架构

3. SuperSQL的技术细节

4. SuperSQL的未来计划









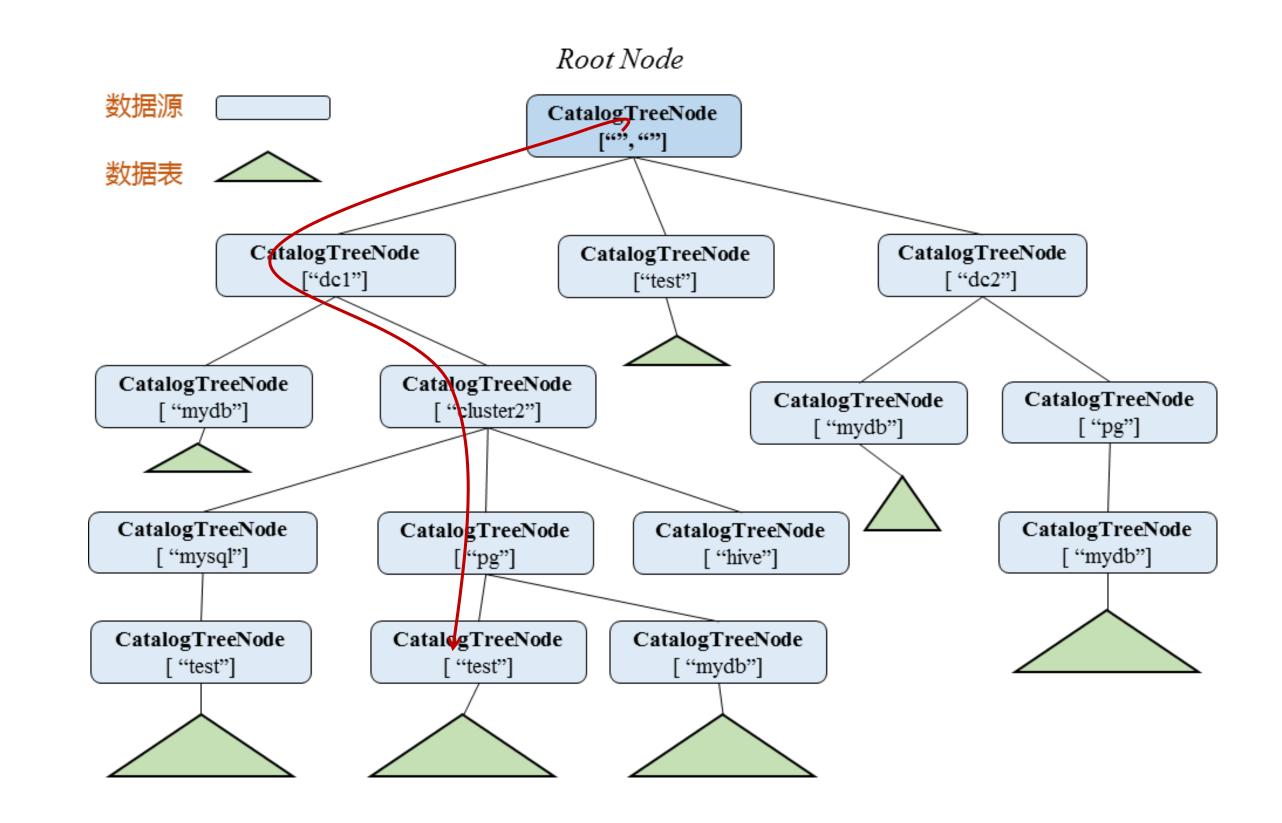
# 数据源元数据管理(技术1/5)

#### 元数据模型设计

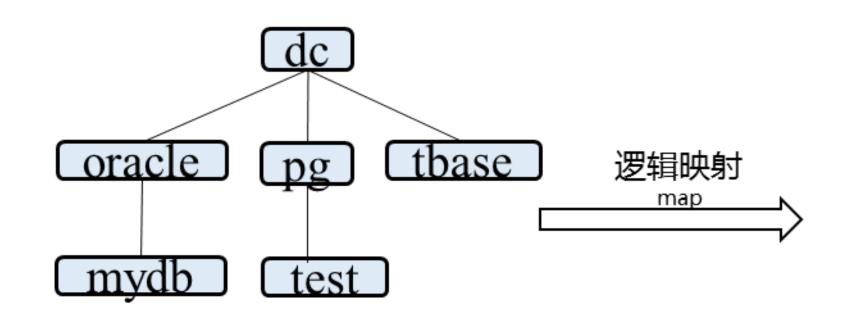
- ✓ 树结构:每个节点对应的子树形成了一个子命名空间
- ✓ 树节点:包含父节点、子节点列表、节点路径、 名称,以及配置信息

select \*
from test.mytable

select \*
from dc1.cluster2.pg.test.mytable



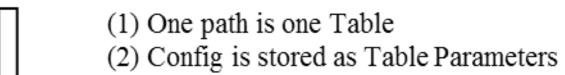
#### 数据源元数据存储



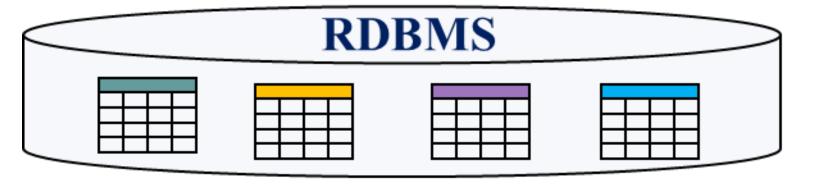
#### 元数据持久化

- ✓ **逻辑映射**: 节点的路径映射到该节点的所有配置信息
- ✓ **物理存储:** 多种存储方式,包括基于内存(重启后丢失)、基于Json文件(只读)和基于Hive MetaStore (增删查改)的实现,默认采用Hive MetaStore

path(String)	config(Map <string, string="">)</string,>
dc.oracle.mydb	config_mydb
dc.oracle	config_oracle
dc	config_dc
dc.pg.test	config_test
dc.pg	config_pg
dc.tbase	config_tbase



**Hive MetaStore Service / OMS** 



PG/MySQL

#### SQL算子下推概述(技术2/5)

问题1. 如何减少数据的拉取?

将数据源相关的计算下推到数据源进行计算,充分利用数据源计算能力的同时,只拉取**必需**的数据

问题2. 如何判断哪些计算下推?

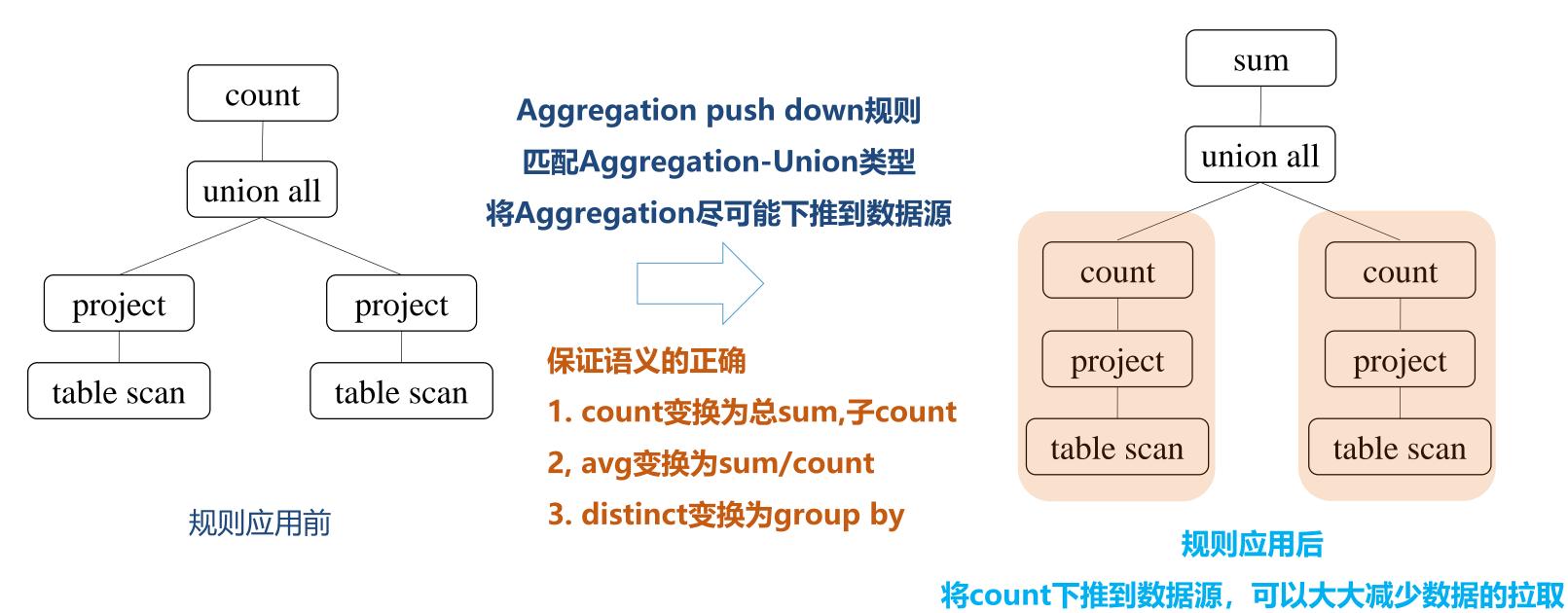
利用RBO,通过规则变换计划树,将有效的算子下推

问题3. 如何实现计算下推?

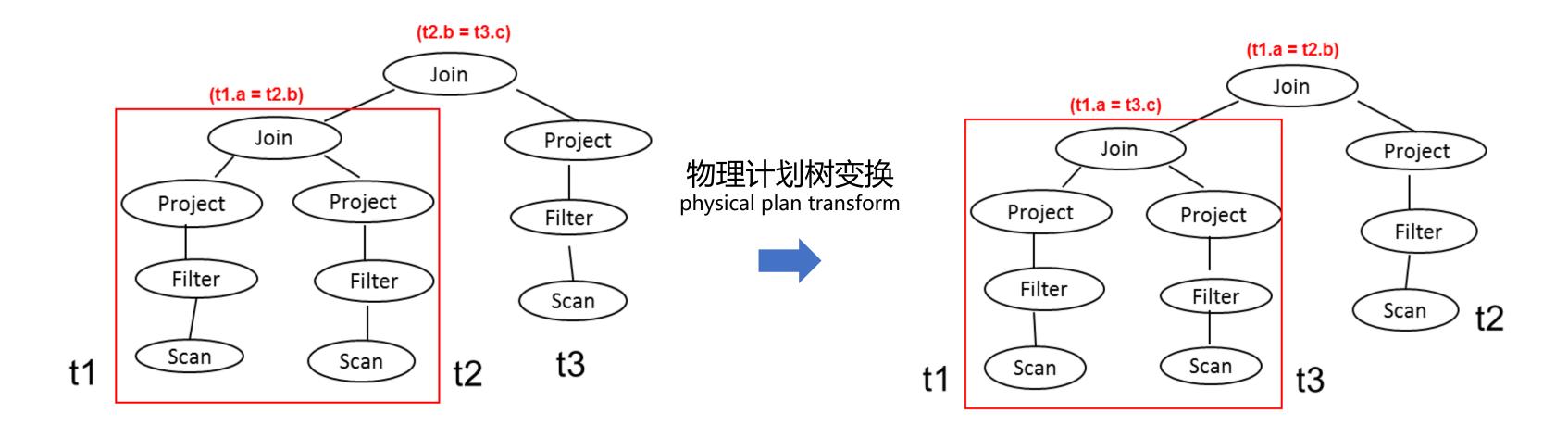
将需要下推的计算翻译为下推子SQL,在计算引擎中创建临时视图映射

# 计算下推规则

举例: select count(\*) from (select col1, col2 from mysql.table union all select col1, col2 from pg.table)

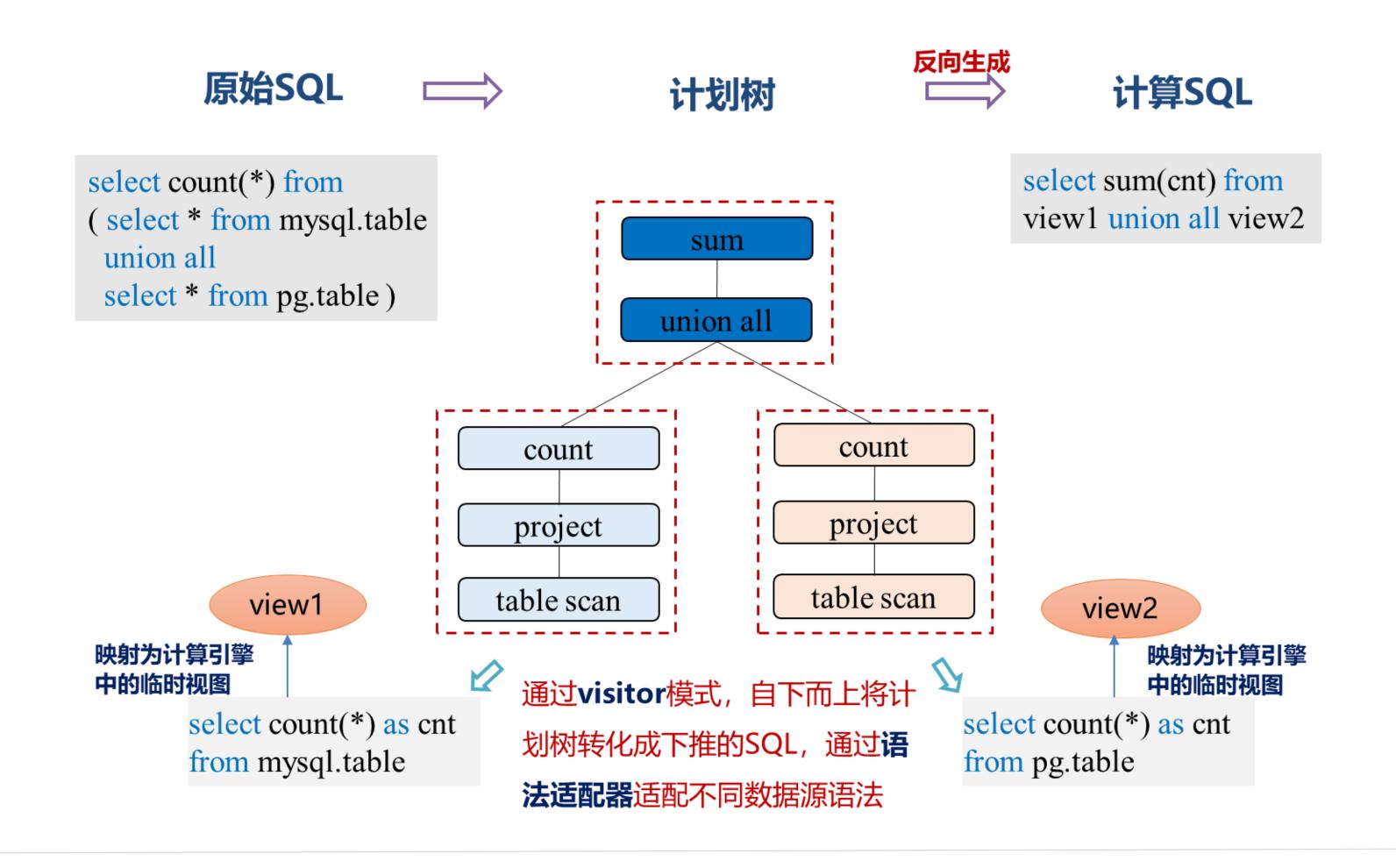


# 不仅仅RBO: JOIN算子示例

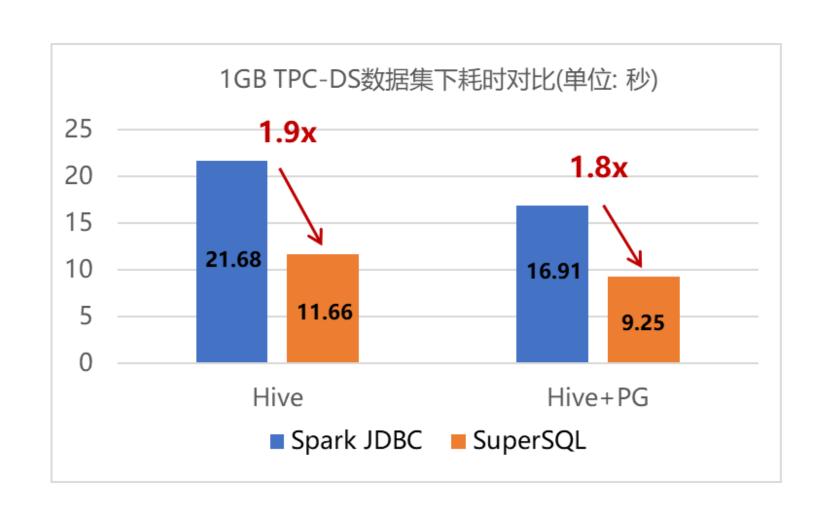


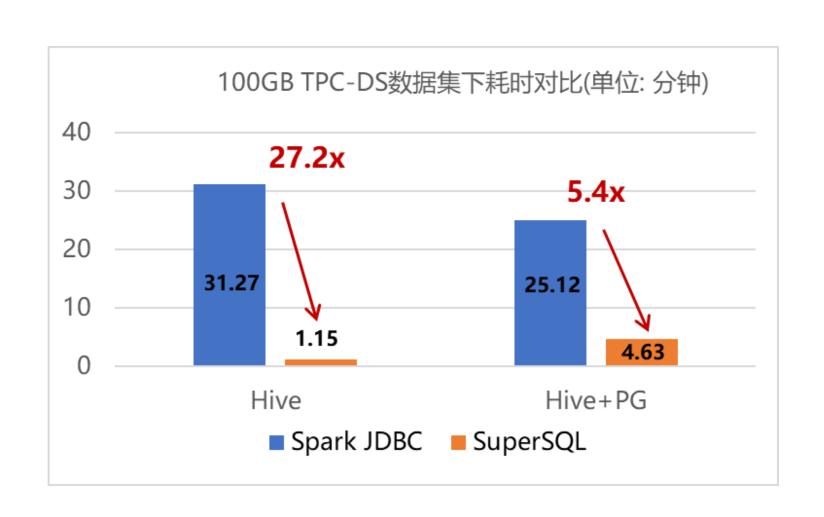
t1和t2来自不同数据源,无法下推 假设Join的执行次序一定是从左到右 t1和t3来自同一数据源 并且t1和t3 join的结果没有膨胀(通过CBO判断)

### 下推计算架构实现



# 下推计算性能表现



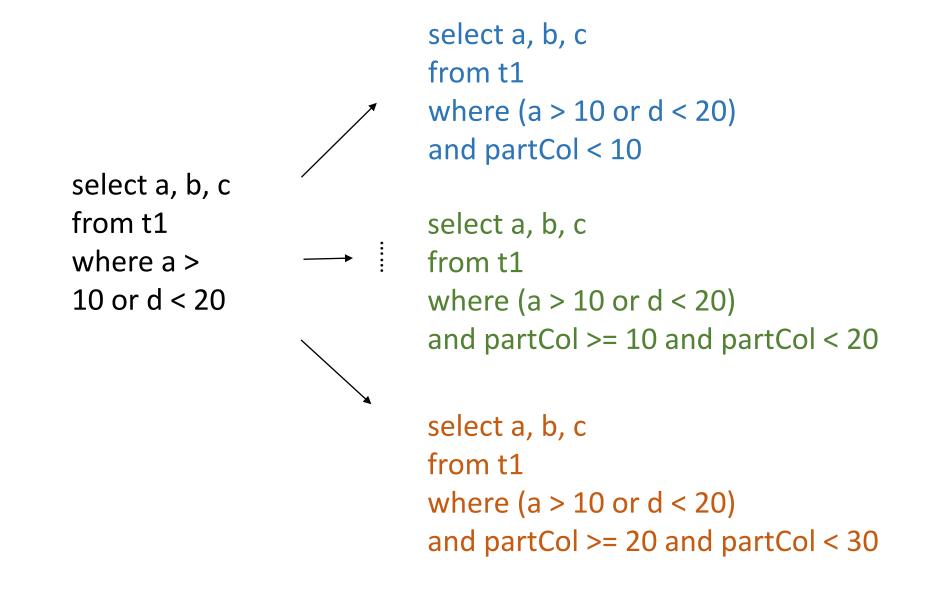


- ✓ 下推计算性能优势明显,最多27倍的提升
- ✓ 数据量越大,下推计算性能优势越明显

#### 下推计算并发优化(技术3/5)

动机: 当下推某一数据源的SQL返回数据量很大时(如千万条记录),单个JDBC链接(线程)获取结果耗时长

适用场景:基于统计信息,发现数据源表有合适的分区(如Hive)或Unique索引(如PG)

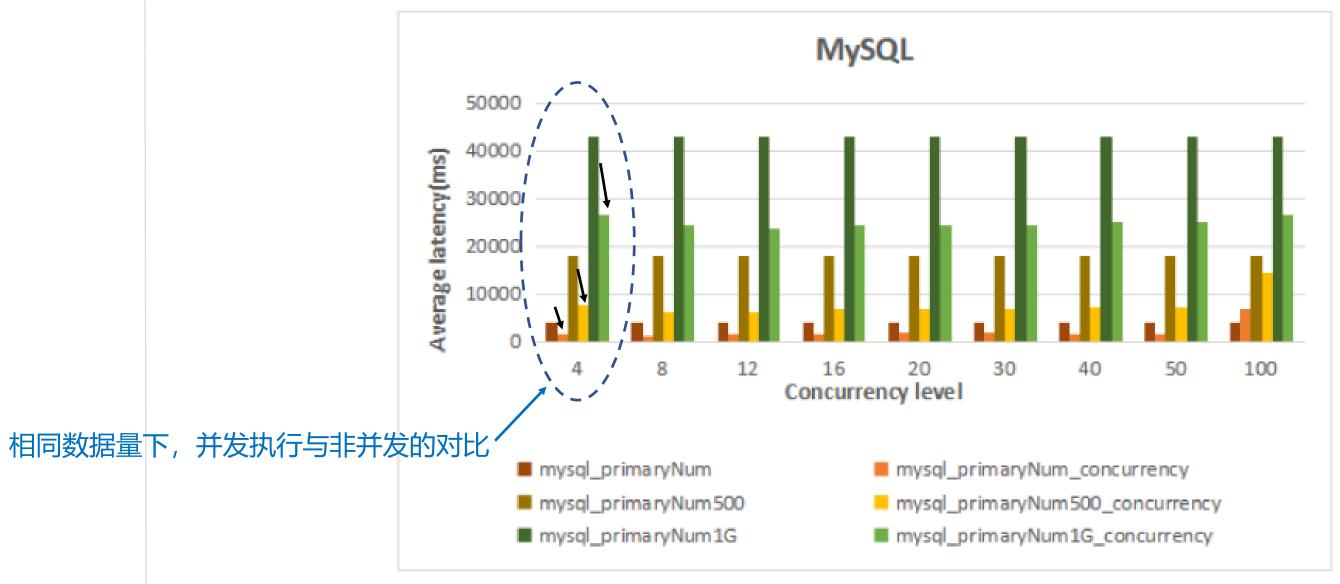


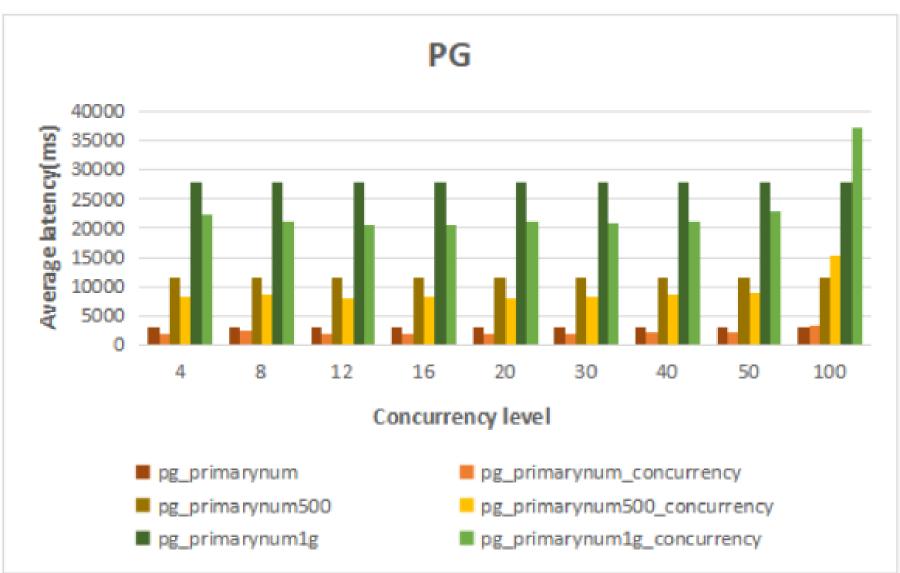
#### 原理:

- 1. 根据分区、索引或其它列统计信息,为下推数据源表挑选一个"最好的切分列",同时基于该列的最大最小值生成N个disjoint的分区条件(N可以固定也可以动态根据数据分布确定)
- 2. 将分区条件拼接到原始下推SQL的Where条件中, 生成N个对应的子查询
- 3. 并发多线程执行N个子查询,合并结果

局限: 语义复杂时, 无法确保拆分子查询结果合并的正确性

#### 下推并发性能提升





- ✓ 并发下推计算,最多**3倍**的提升
- ✓ 并发度=8~16时性能最佳

#### CBO: 现网框架问题(技术4/5)

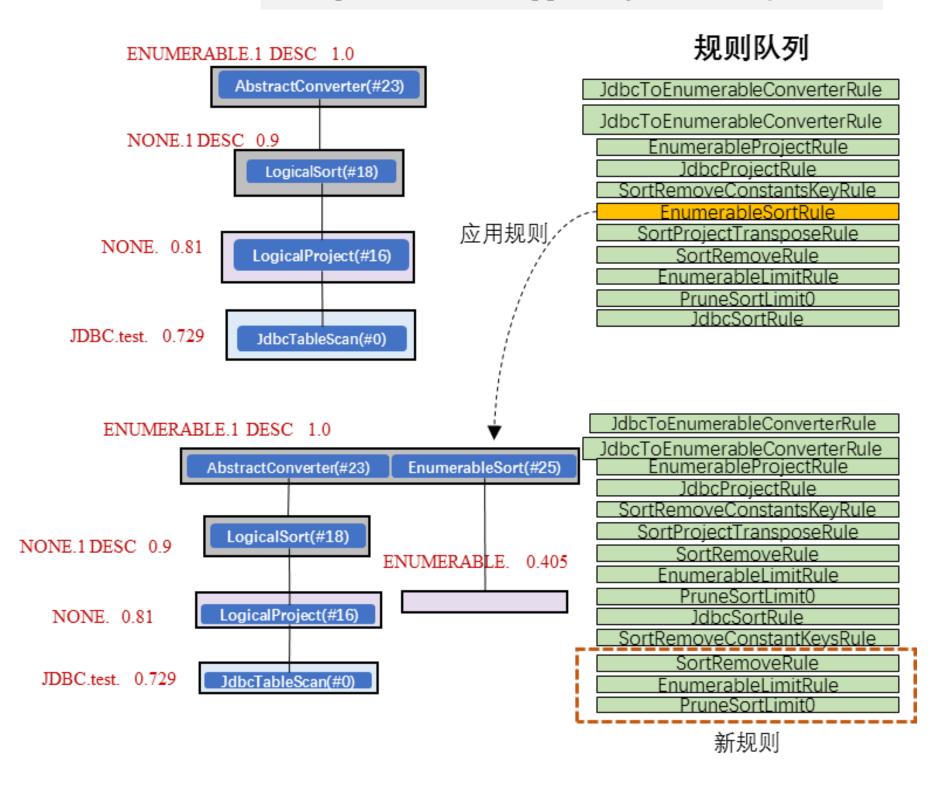
- Volcano Planner: 采用代价优化思想的执行框架,基于"最优成本假设",动态规划算法,自底向上或者自顶向下逐步变换执行计划
- 规则优先队列:新的执行计划节点"触发"对应可用的规则,并将这些规则添加到队列中

#### 现有框架问题:

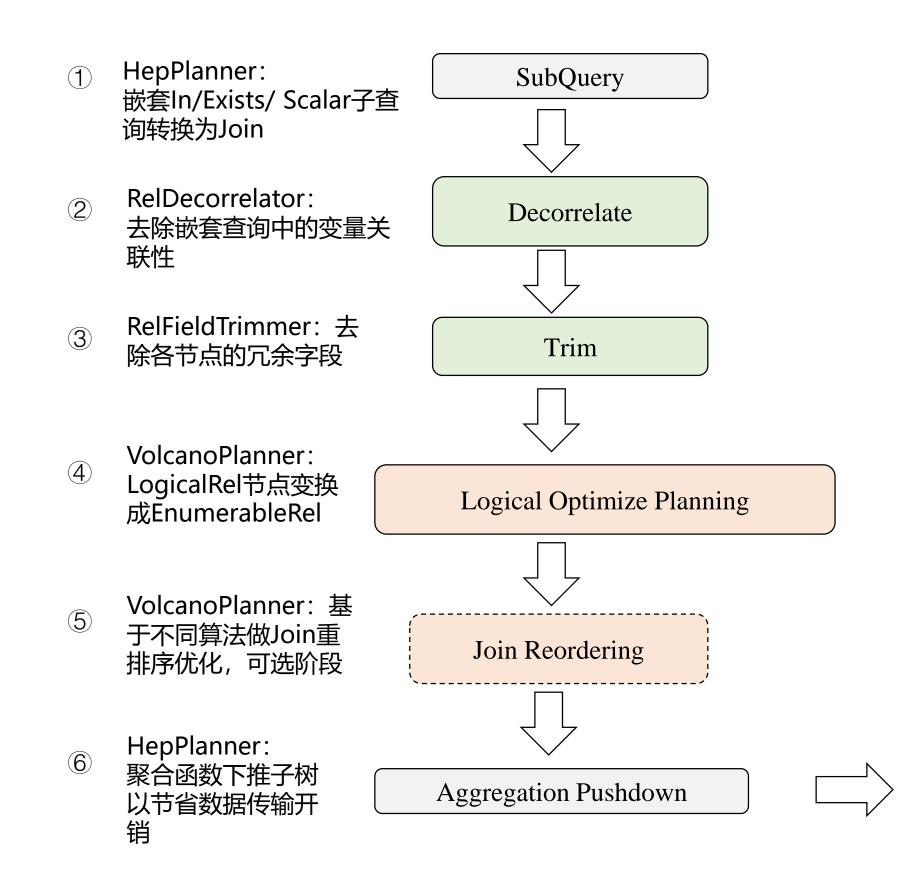
单一队列,规则重复甚至冲突,导致 CBO耗时高

例如,对10表Join,执行250157条规则,耗时169.574 s

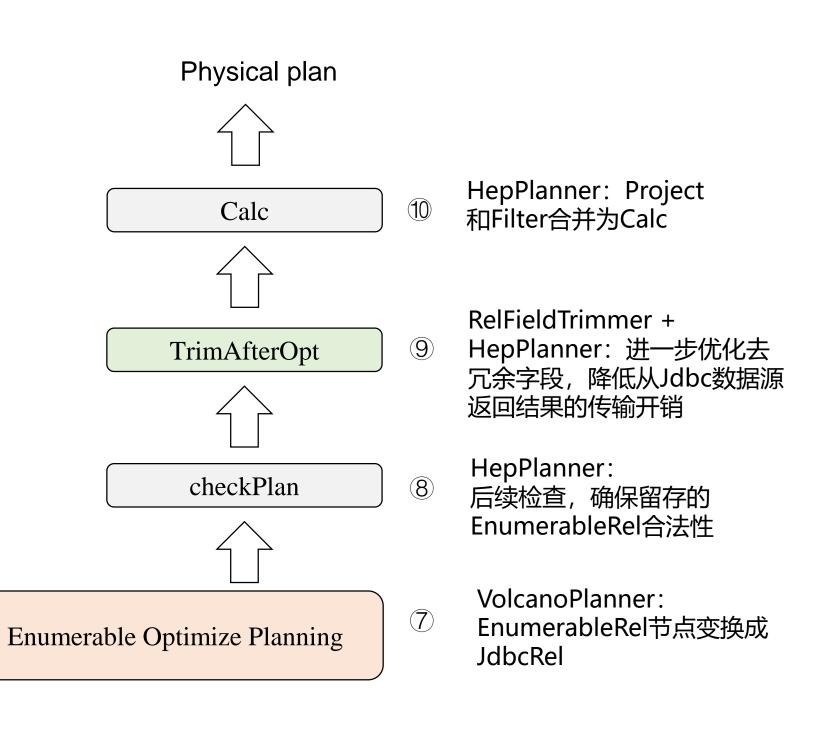
Example: select a from pg.test.mytable order by b desc



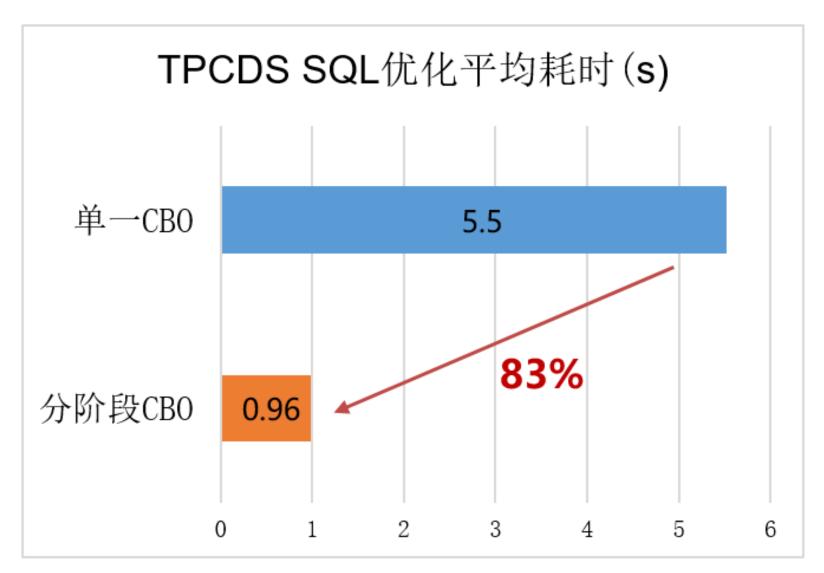
#### 分阶段CBO

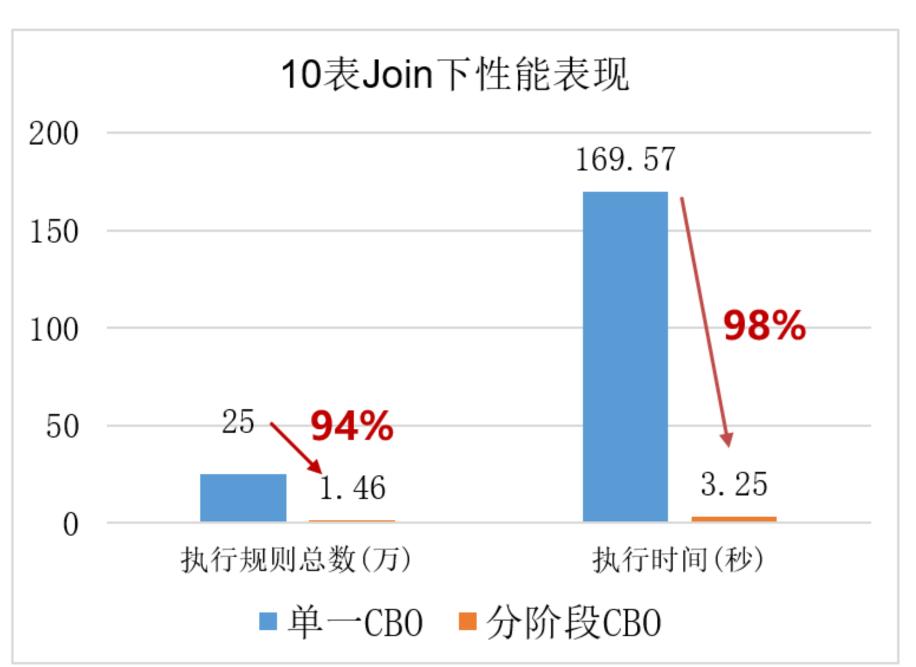


方案主要思想:按照规则作用对象和功能,拆 分为多个**独立**阶段,阶段间优化规则独立



#### 分阶段CBO效果

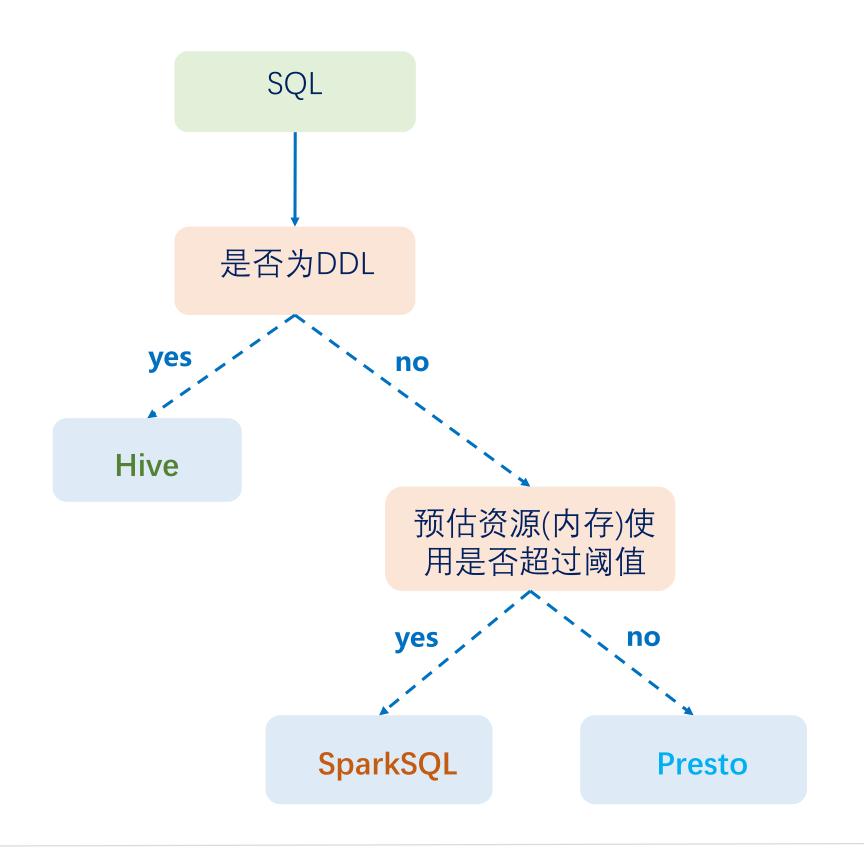




- ✓ CBO平均耗时减少83%
- ✓ 复杂SQL CBO耗时减少98%

#### 计算引擎选择(技术5/5)

以访问Hive库表数据为例,通过规则决定合适的计算引擎



#### 如何预估资源使用

- 1. 预估算子处理的数据量
  - 1. 没有统计信息递归计算子算子处理的数据量父算子处理的数据量 = 子算子之和
  - 数据膨胀的的算有统计子乘以膨胀系数, 比如distinct
- 2. 有统计信息 利用CBO预估数据量
- 2. 预估SQL使用的资源

并发度确定的前提下,确定每个并发task处理的数据量,以此确定每个task的内存使用



1. SuperSQL的背景定位

2. SuperSQL的整体架构

3. SuperSQL的技术细节

4. SuperSQL的未来计划









#### Future Work

✓ 数据源:实现针对HBase, ES数据源的新API Connector, 显著提升数据拉取稳定性和性能

✓ 数据Stats: 基于历史查询负载的智能采集, 提升统计信息采集效率

✓ 安全计算:数据安全计算框架,解决跨多方数据联合计算的安全问题

✓ 智能计算: 通过学习的方式解决计算选择的问题

