

# 基于SparkSQL的海量数据仓库 设计与实践

360大数据基础架构团队 李振炜

2017.5.13





## 大纲

- ≻Spark在360的实践与改进
- >SparkSQL多数据源整合
- ≻SparkSQL海量数据即席查询的实现









- 团队
  - 奇虎360大数据基础架构团队
  - 离线计算
  - 早期spark推广应用到生产环境的团队;
- 集群规模
  - · 总物理机结点数超过8k,
  - 单集群最大节点超过3k;
- Spark任务
  - 10w
  - SQL, MLLib, Streaming









- 改进
  - SQL
    - 扩展语法, 优化执行, 提高效率
  - MLLib
    - 实现多个社群发现算法
    - 改进PageRank算法,比自带算法速度提升5倍
    - 改进LR算法,支持千万+高维特征
    - 为LDA算法扩展gibbs sampling
    - 改进word2vec,精度接近单机版
    - 引入了FM, xgboost等
  - 深度学习
    - TensorFlow, MXnet, Caffe









- SparkSQL替换Hive
  - 封装为spark-hive
  - 现在已经完成了hive作业向Spark的迁移
  - · 稳定运行的SQL作业超过5W









- SparkSQL改进 (50+)
  - Insert overwrite local directory的支持
  - 修复SortMergeJoin 数据倾斜出现OOM
  - · 修复Shuffle使用堆外内存,造成executor的内存超限
  - · 修复动态资源调整的时候, Driver端出现死锁









- 动机
  - 数据存储多样
    - 不同的数据在不同的存储
    - 同一份数据在不同的存储
  - 熟悉不同的平台
  - 数据频繁导入导出
  - 业务逻辑复杂

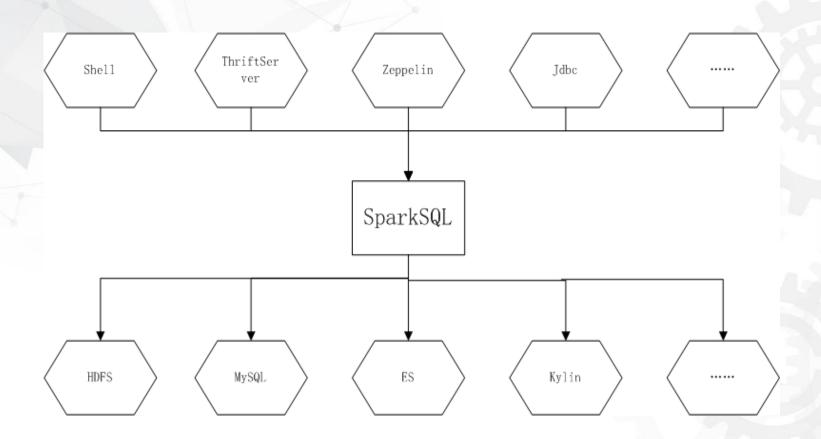








#### 多数据源整合架构













- 基于ES全文检索
  - · 增加TEXT类型,标记分词
  - 扩展建表, 删表语法
  - 支持Lucene检索语法
  - SQL查询转换为ES查询









• 基于Kylin的OLAP SQL LogicalPlan Aggregation Project Is OLAP Query Kylin JDBC Driver

MakeRDD



RDD



Query Kylin







- 优势
  - 同时分析不同的数据源中的数据
  - 根据不同的SQL自动选择合适的数据源
  - 分析结果写入合适的数据源









- 面临的痛点
  - 数据量与查询效率的矛盾
  - 顺序读与随机读的矛盾
- 现有方案
  - 不同的需求对应不同的存储
- •影响
  - 数据多份存储,增加存储成本
  - 引入多个平台,运维成本高
  - 有些平台的分布式横向扩展遇到瓶颈









- 前提
  - 在Spark+hadoop的框架内解决
  - 最好不引入新的存储格式
  - 兼容现有的业务逻辑









- 方案
  - 为数据建立一套外部索引
- •设计
  - 存储: Parquet + Hdfs
  - 索引: Lucene + Hdfs + IndexServer
  - 计算: Spark

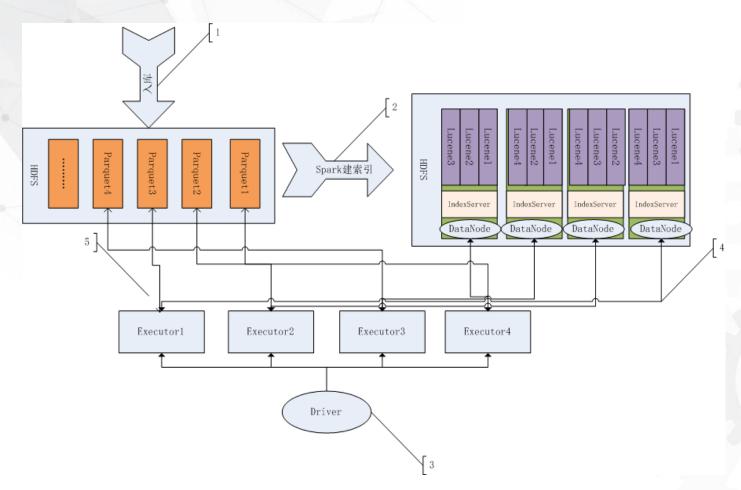








#### 即席查询架构



- 1.清洗后的数据以Parquet格式写入HDFS:
- 2.用Spark对每个 Parquet 文件批量 建Lucene索引。
- 3.SQL查询转化为Spark任务;
- 4.每个Executor由所 处理Parquet 文件, 得到对应索引文件 所在DataNode的地 址,向其 IndexServer发起查 询请求并得到命中 的索引;
- 5.根据索引读取对 应的Page,返回查 询结果。









#### 入库优化

- 按行数划分Page。
- 每个RowGroup中都记录每列值最大值和最小值,可以作为一个粗粒度的索引。在此基础上,我们对数值列做了进一步改进: 计算出均值和标准差,对应列数值做如下处理

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \qquad x_{new} = \begin{cases} 3 & x' \ge 3 \\ x' & other \\ -3 & x' \le -3 \end{cases} \qquad y_n = if\left(n = Round\left(\frac{x_{new} + 3}{6}N\right)\right) \text{ 1else } 0$$

把均值和标准差以及由  $y_0y_1...y_N$  组成的Byte数组写入到RowGroup元信息中。

• 为整个Parquet文件也建立改进后的索引。









#### 建立索引

- 读取元信息
- 写Lucene文件
  - 每行作为一个Doc
  - 索引列作为Field
  - 为每个Parquet文件单独建索引
- 优化
  - 只索引而不存储
  - 增大数值类型切分精度
  - 删减Lucene功能

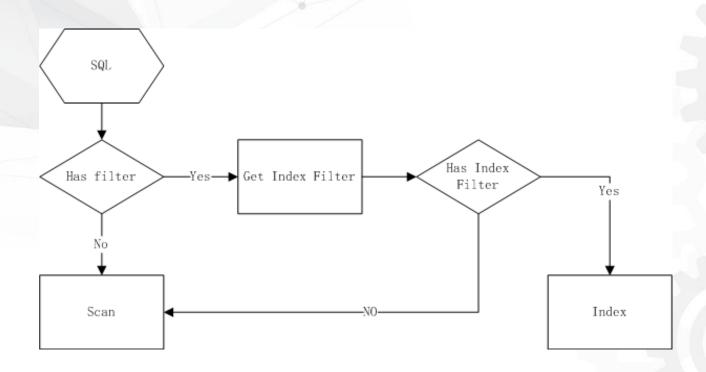








SparkSQL转化













#### SparkSQL转化

- 优化
  - 每个Parquet为一个Task
  - 缓存元信息
  - 合并Spark Task
  - 复杂Filter下推
  - 字符串查找匹配

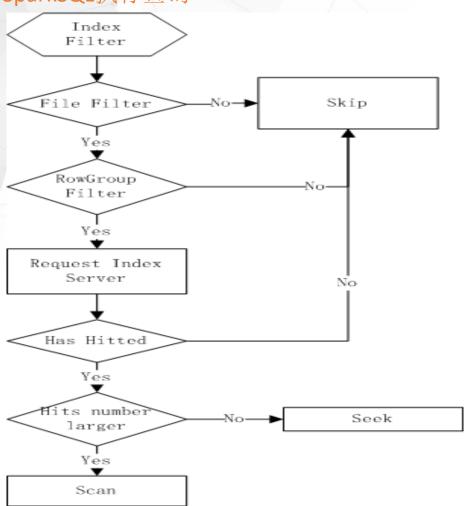








#### SparkSQL执行查询



每个Task根据索引查询结果自动选择是执行Scan还是Seek.









#### SparkSQL执行查询

- 索引查询策略: 固定数据,移动查询。
- 索引文件多副本,发起多个查询,最先返回的作为结果,避免查询长尾的出现,保证查询的稳定性。
- 索引文件的管理全部依赖于Hdfs,具有极强扩展能力, 同时减少运维压力。
- IndexServer 是无中心,无状态独立服务,依托于多副本, 自动实现容错。



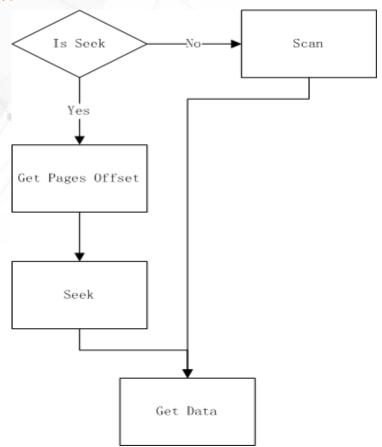








SparkSQL读取数据













#### 性能分析

- 分析背景
  - 数据
    - 选取万亿规模的真实业务数据
    - 包括20W个Parquet
    - Parquet文件总大小约70T
    - 每个Parquet包含500W条记录
  - Spark集群
    - 125个Executors,
    - 每个Executor: 4cores and 5G
  - 测试SQL
    - Select count(\*) from table where a="748e8837b09e6b253de7389de6c7e2c4" and b="748e8837b09e6b253de7389de6c7e2c4" and c like "31100002037%"
    - 命中结果为27710,大约分布在5%的文件中









#### 性能分析

- 过程分析
  - 对于全表遍历的数据的情况:
    - 读取单个Parquet文件,逐行遍历,并返回命中的结果,需要的时间5s
    - 实测时间为2376s
  - 利用索引, 随机读数据:
    - 查索引且未命中的代价平均为50ms
    - 查索引命中且从Hdfs读取对应的Page,遍历Page,返回命中结果,需要时间平均200ms
    - 实测时间为27s











#### 总结

- 数据和索引分离,完全兼容现有的业务;
- · 数据和索引存储于Hdfs,可以支持海量的数据;
- IndexServer无中心,无状态,容错及负载均衡天然与 Hdfs绑定,运维成本低;
- 查询找数据,避免了数据的网络传输;
- 顺序读和随机读可以根据具体的执行逻辑, 自动切换, 并且代价很低;
- 对于不再使用的索引,可以单独删除,节约空间。











# THANKS

SequeMedia <sup>盛拓传媒</sup>





