Spark SQL

OutLine

Spark SQL理论

Spark SQL实践

Spark SQL基础简介

- Spark SQL是Apache Spark大数据框架一部分,主要用于处理结构化数据和对spark数据执行类 sql的查询
- Spark为其提供了一个称为DataFrame的编程抽象,充当分布式SQL查询引擎

- Spark SQL功能:
 - 集成:无缝将SQL查询与Spark程序混合
 - 统一数据访问:加载来自各种来源的数据
 - 兼容性: Spark SQL重用Hive前端和MetaStore,与现有Hive数据、查询和UDF的安全兼容,只需要和Hive一期安装即可
 - 标准连接: JDBC和ODBC
 - 扩展性:对交互式查询和长查询使用相同的引擎, Spark SQL利用RDD模型来支持查询容错, 使其扩展大大型作业
 - ——八斗大数据内部资料,盗版必究——

Spark SQL框架

- Spark SQL框架:
 - 把数据读入到SparkSQL中,SparkSQL进行数据处理或算法实现,然后再把处理后的数据输出到相应的输出源



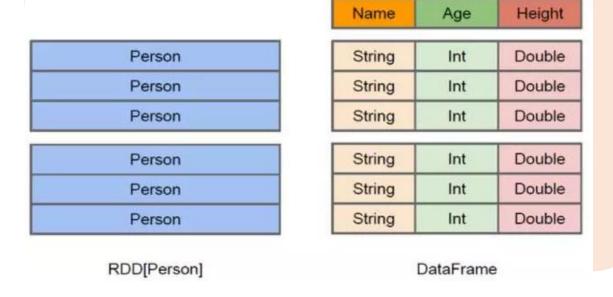
- Input:
 - 数据源丰富: Hive、json、txt、JDBC等
 - Spark SQL存在两个类进行对接: HiveContext和SQLContext, 其中HiveContext继承了SQLContext的所有方法, 同时又进行扩展
 - SQLContext用于对接绝大多类型数据源,HiveContext是SQLContext的超集
 - Spark SQL处理读入的数据,采用的是DataFrame中提供的方法

DataFrame

- 作为2014-2015年Spark最大的API改动, DataFrame能够使得大数据更为简单
- 之前Spark SQL API的SchemaRDD已经更名为DataFrame
- 分布式的数据集合,按照命名列的形式组织数据
- 通过调用将DataFrame的内容作为行RDD (RDD of Rows)返回的<u>rdd方法</u>,可以将DataFrame转换成RDD
- 通过如下方式创建DataFrame:
 - 已有RDD
 - 结构化数据文件
 - Json数据
 - Hive表
 - 外部数据库

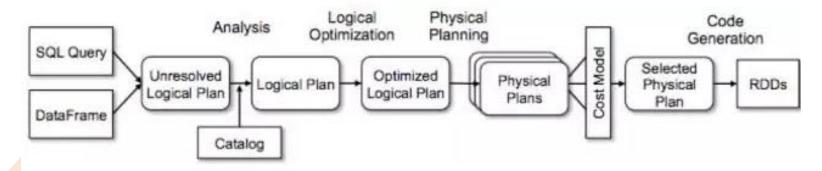
DataFrame

- RDD以record为单位,spark优化时无法洞悉record内部的细节,无法深度优化,限制 sparkSQL性能的提升;DataFrame包含了每个record的metadata元数据信息,DataFrame的 优化可以对列内部优化
- DataFrame是一个以命名列方式组织的分布式数据集,等同于关系型数据库中的一个表



DataFrame

- DataFrame是基于RDD的抽象
- DataFrame的底层结构是RDD. Spark在你使用DataFrame时会优化你的代码



- Spark对于DataFrame在执行时间和内存使用上对于RDD有极大的优化
 - Catalyst优化引擎:使得执行时间减少75%
 - Project Tungsten Off-heap内存管理:是内存使用量减少75%,无垃圾回收器
- 使用python及scala执行RDD的速度明显比DataFrame慢
- 但同样对于DataFrame,两种语言没有区别,两者性能均优于普通Python RDD实现的4倍,也达到 了Scala RDD实现的两倍

优化引擎

- Catalyst
- SQL优化器核心执行策略两个方向:规则和代价

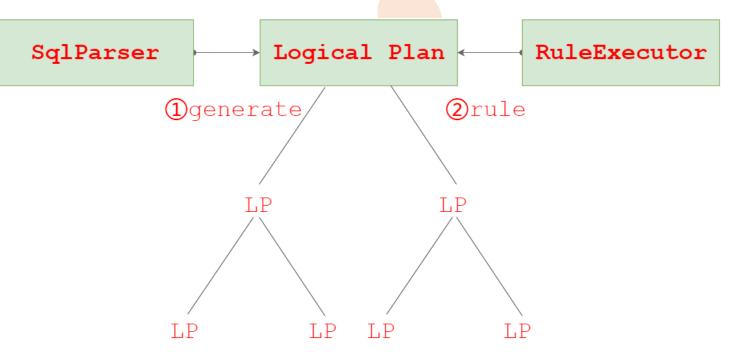
• 基于规则:经验式、启发式地优化思路,更多地依靠前辈总结出来的优化规则,简单易行且能够

覆盖到大部分优化逻辑

• 基于代价:核心算子优化

两个表执行Join应该使用

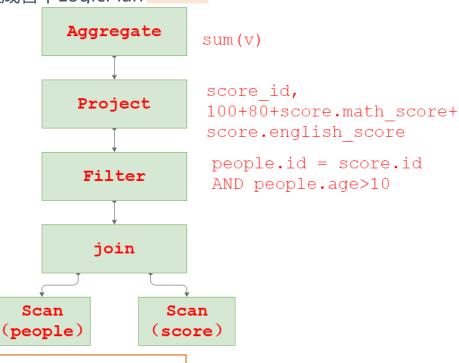
BroadcastHashJoin还是SortMergeJoin?



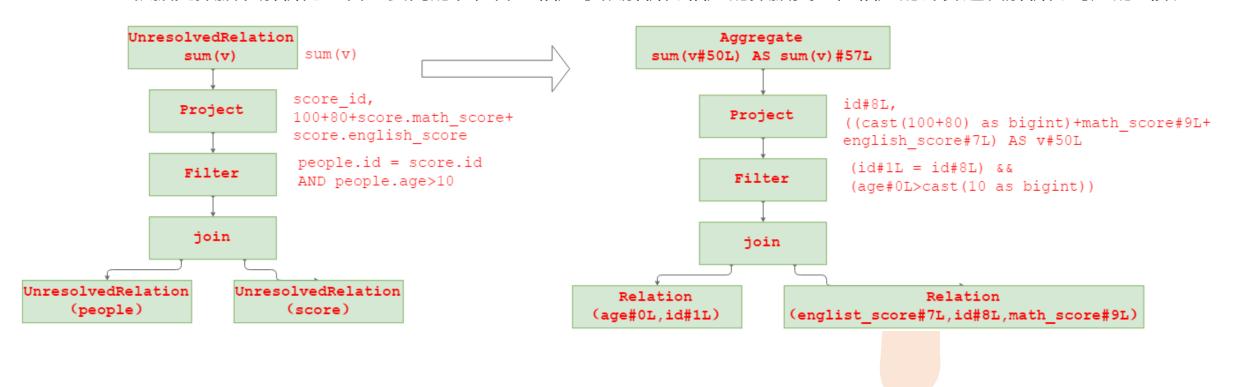
- Parser (解析器): SqlParser生成LogicPlan Tree
 - 主要先进行词法分析,再进行语法分析
 - 词法分析: 讲输入的sql语句串解析为一个一个的token
 - 语法分析: 再词法分析基础上, 将单词序列组合成各类语法短语, 组成各个LogicPlan

- 例子:

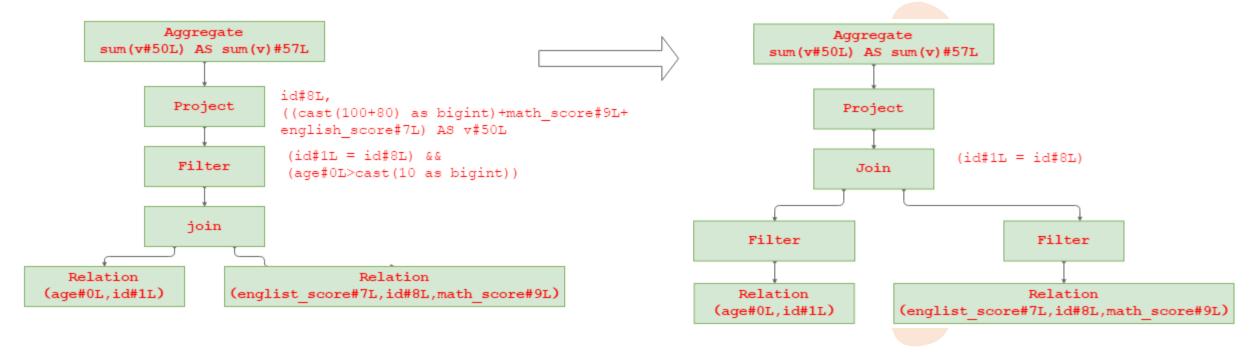
- SELECT sum(v)
- FROM(
- SELECT score.id,
- 100+80+score.math_score+score.english_score AS v
- FROM people JOIN score
- WHERE people.id=score.id
- AND people.age>10
-) a



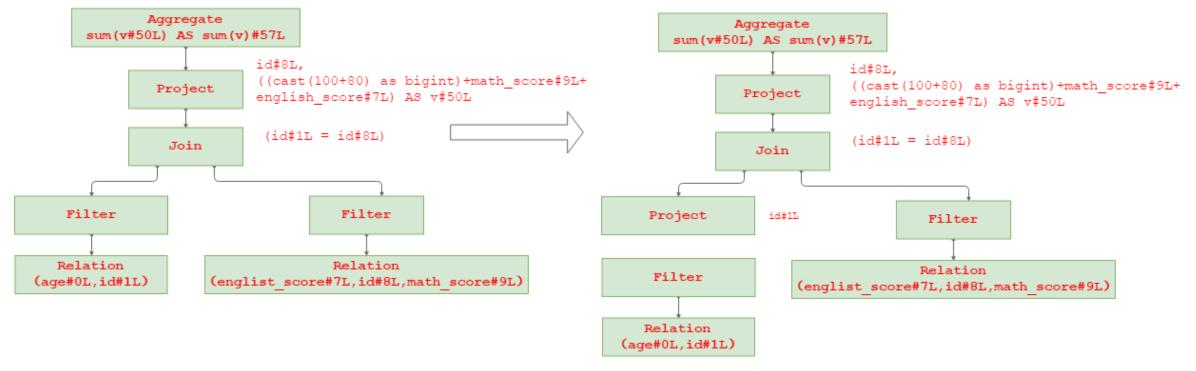
- Analyzer: 遍历整个语法树, 对树上的每个节点进行数据类型绑定以及函数绑定
 - 根据元数据表解析为包含必要列的表,并且相应字段解析为相应的数据类型,相应的计算逻辑解析为对应的函数



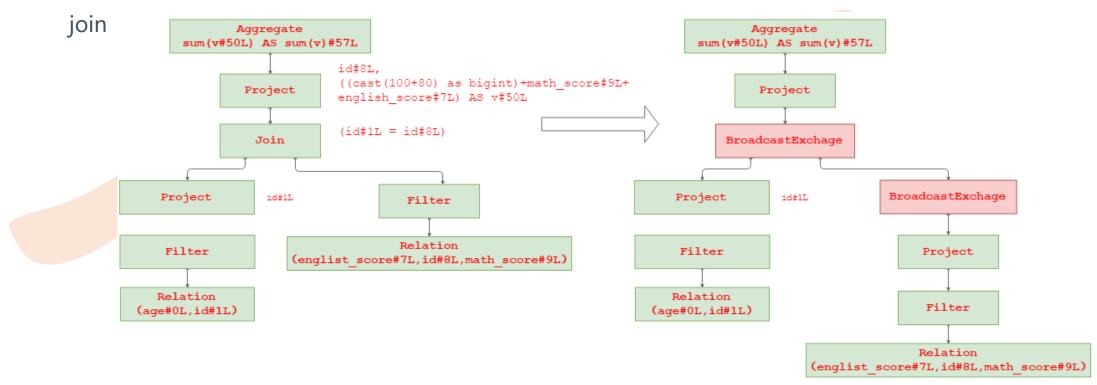
- Optimizer: 是Catalyst的核心
 - 基于规则优化实际上对语法树再做一次遍历,模式匹配能够满足特定细节的节点,再进行相应的等价变变换。
 - 经典规则:谓词下推 (Predicate Pushdown)、常量累加 (Constant Folding) 和列值裁剪 (Column Pruning)

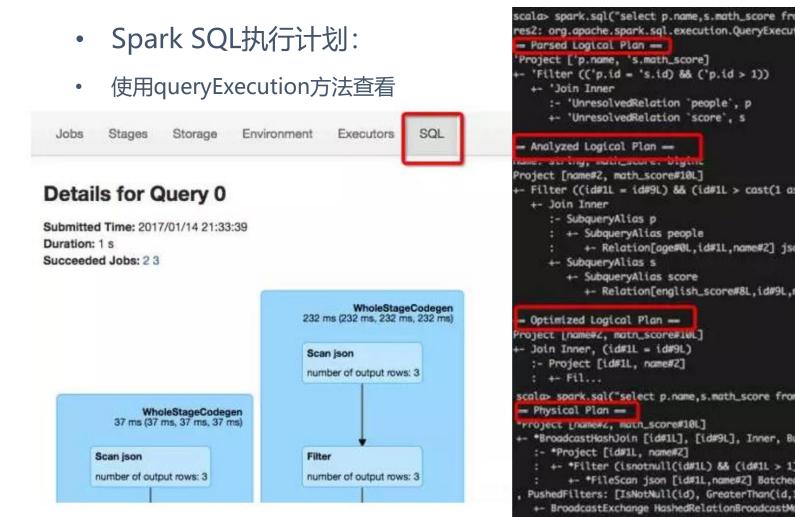


- Optimizer: 是Catalyst的核心
 - 基于规则优化实际上对语法树再做一次遍历,模式匹配能够满足特定细节的节点,再进行相应的等价变变换。
 - 经典规则:谓词下推 (Predicate Pushdown)、常亮累加 (Constant Folding)和列值裁剪 (Column Pruning)



- Physical Planning:物理计划层
 - 用物理操作算子产生一个或者多个物理计划。然后用cost模型选择一个物理计划。目前基于cost-based的优化仅仅用于选择join算法:对已知的很小的relations, sparksql会选择使用spark的提供的点对点的广播功能实现Broadcast





```
scala> spark.sql("select p.name,s.math_score from people p , score s where p.id = s.id and p.id > 1") jurytxecution
                          res2: org.apache.spark.sql.execution.QueryExecution =
                             Filter ((id#1L = id#9L) && (id#1L > cast(1 as bigint)))
                                     +- Relation[age#@L,id#1L,name#2] json
                                     +- Relation[english_score#8L,id#9L,math_score#10L] json
                           scala> spark.sql("select p.name,s.math_score from people p , score s where p.id = s.id and p.id > 1") explain
                             *BroadcastHashJoin [id#1L], [id#9L], Inner, BuildRight
                             : +- *Filter (isnotnull(id#1L) && (id#1L > 1))
                                  +- *FileScan json [id#1L,name#2] Batched: false, Format: JSON, Location: InMemoryFileIndex[file:/Users/libisthanks/Docum
                            PushedFilters: [IsNotNull(id), GreaterThan(id,1)], ReadSchema: struct<id:bigint,name:string>
                             +- BroadcastExchange HashedRelationBroadcastMode(List(input[0, bigint, true]))
                                +- *Project [id#9L, math_score#10L]
——八斗大数据内部资料,盗版必究——
```

Q&A

@八斗学院