# When ClickHouse Meets Iceberg

How Data Lake Analytics Implemented in WeChat

冯吕 腾讯微信

#### About Me

- ClickHouse Collaborator & Active Contributor,180+ merged PRs
  - > https://github.com/ucasfl



- Software engineer at Tencent WeChat
  - >Working on ClickHouse development

#### 目录

- 背景
- 湖读取设计与优化
- 业务实践
- 未来规划

# 背景

## 从 Hadoop 到亚秒级实时数仓



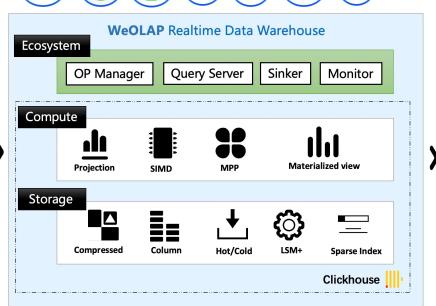
#### Hadoop 生态:

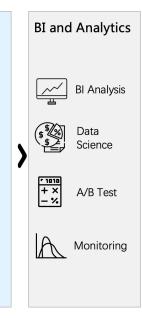
- 慢: 查询慢, 延迟高, 开发慢
- 流批分离
- 架构臃肿

视频号等推荐系统对个性化体验的强烈诉求,催生了"亚秒级"分析系统的诞生:

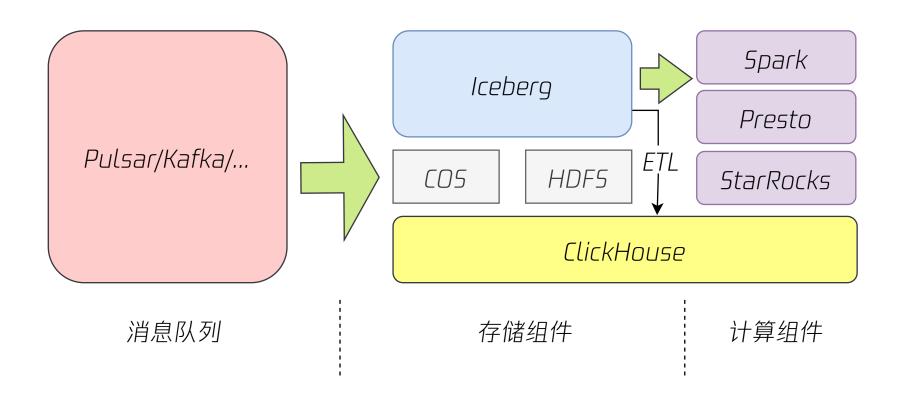
- 亚秒级响应
- 万亿级数仓
- 流批一体
- 精确一次、低时延接入





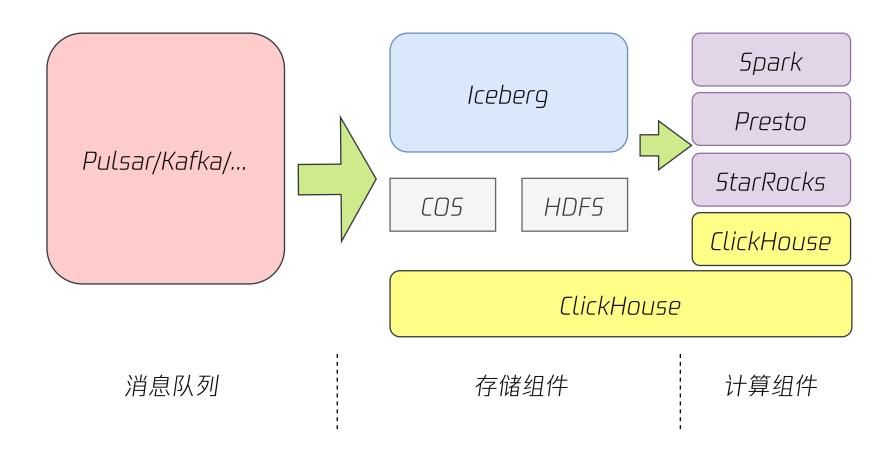


## Why ClickHouse + Iceberg



- ClickHouse 中的数据存在数据孤岛倾向
- 湖上数据分析依赖于繁重的 ETL, 流程繁琐
- 存储冗余, 资源浪费

## Why ClickHouse + Iceberg

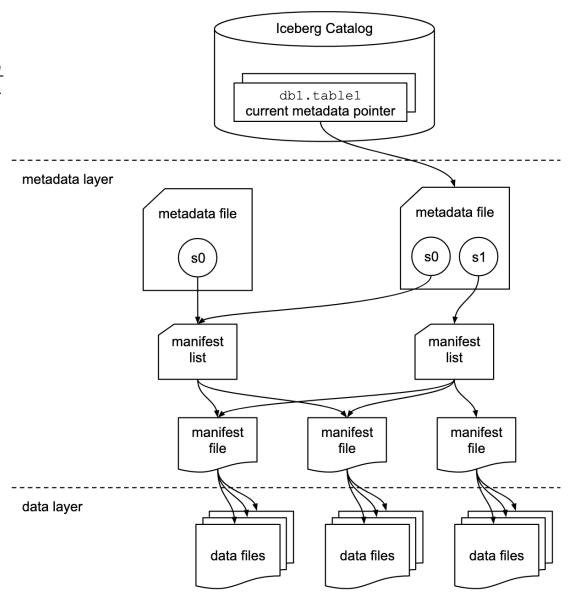


内核增强:ClickHouse 作为计算组件,支持高性能 Iceberg 数据湖分析

# 湖读取设计与优化

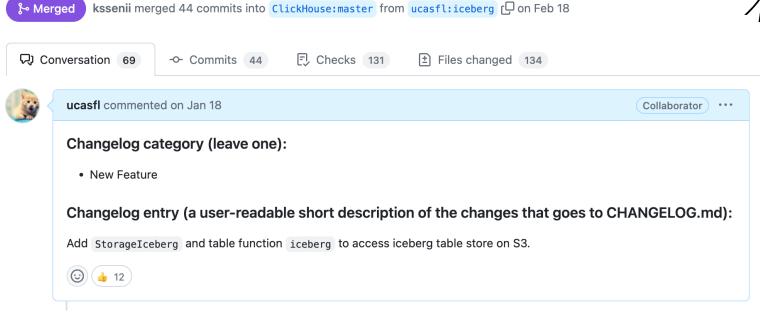
# Iceberg 简介

- 通用开源表格式,架构简洁、轻量 具有比 Hive 更好的性能
- 三层元数据结构:
  - >metadata->manifest list -> manifest file
- 在进行 Iceberg 表查询时,需要 利用元数据进行分区剪裁、minmax (文件粒度) 索引剪裁等工作
- 痛点: Iceberg 无 C++ API, 而 ClickHouse 是纯 C++ 开发的



# 社区 Iceberg 读取实现

#### Add Storagelceberg and table function iceberg #45384



#### 不足:

- 单机读取, 不支持分布式
- 仅支持 53 上的 Iceberg 表
- 由于 Iceberg 无 C++ API, 所有查询均为全表扫描,真 实业务场景不可用

https://github.com/ClickHouse/ClickHouse/pull/45384

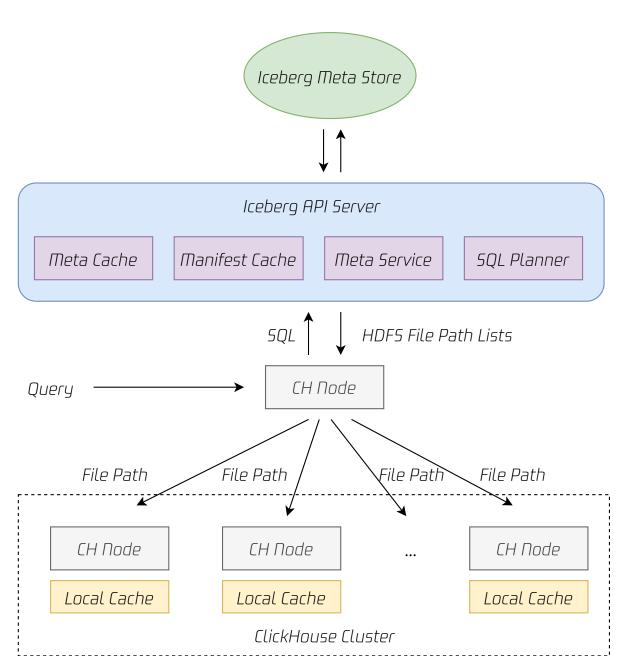
### 如何实现高性能数据湖读取

- 方案一: Pure C++, 延续现有实现, 需要通过 C++ 实现一整套 Iceberg API
  - ✔优点: 社区接受度高, 元数据处理性能更高(理论上)
  - ✔缺点:工程量大,后期维护困难[Iceberg 还在不断发展演化中]
- 方案二:引入外置 Iceberg API Server 来提供元数据服务
  - ✔优点: 工程量较小, 后期维护简单
  - ✔缺点: 社区接受度低
- 业内方案:
  - ➤duckDB: <u>Iceberg Extension</u>, 纯 C++ 实现, 但目前只有基础功能
  - ▶ByConity: 通过 <u>JNI 调用实现了 Hudi 表的读取</u>,但还未实现 Iceberg 读取

我们的选择: 方案二

### 整体架构

- 引入 Iceberg API Server ✓元数据服务
- 提交到 CH 的外表查询会与 API Server 进行交互,完成 分区剪裁、min-max 剪裁等 得到需要读取的文件列表
- 文件列表按照一致性 hash 分发 到集群节点进行分布式读取



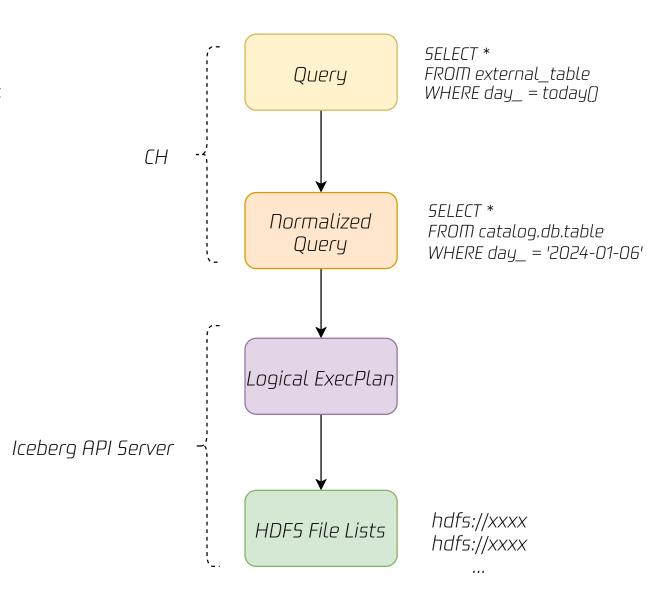
#### 查询交互

 提交到 ClickHouse 的外表查询5QL,
 会先转换成 My5QL 兼容 5QL, 然后 提交到 Iceberg API Server

**✓** BugFix: <u>PR#56456</u>

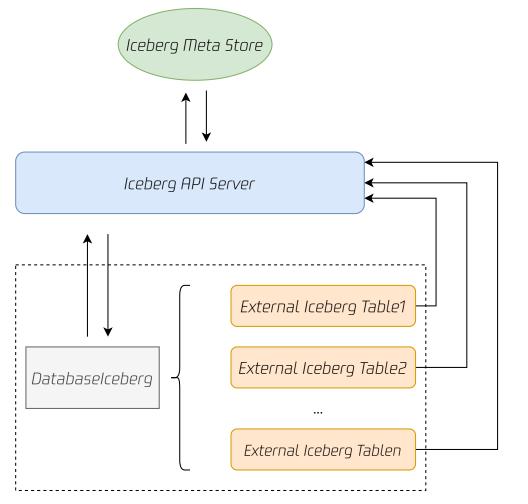
✓ BugFix: <u>PR#57888</u>

• API Server 接收 SQL 请求,对 SQL 进行 Plan,得到 Logic Plan,从 Logic Plan 中拿出全部文件路径,并返回给 ClickHouse



### 外库实现

• 自动元数据同步,无需建表,提升易用性〔类似 <u>DatabaseMySQL</u>〕



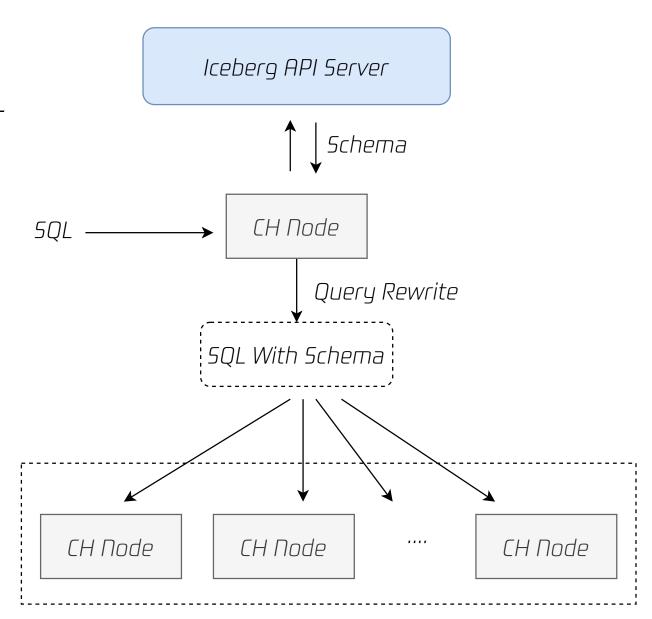
```
ENGINE = Iceberg('mm.um', '...
  CREATE DATABASE iceberg_app
  ENGINE = Iceberg('mmm'tth2'JUL', 'June 18', 'L' 18 2 2 2 2 2 )
 Query id: ecb38c2b-4c9b-4544-9d2e-5fe8fa43441b
Ok.
0 rows in set. Elapsed: 0.188 sec.
             in the law and the law are the law in the la
SHOW TABLES FROM iceberg_app LIMIT 3
Query id: 20467347-ce09-49e0-b310-e85f9f565107
           ads JCCCLT day
           ads hour
           daily_mid_wiw___:__:__ `e_stat
3 rows in set. Elapsed: 0.277 sec.
```

# Optimizations

- 元数据访问优化
- 本地缓存
- Parquet Filter Push down
- Parquet 读取内存优化
- 全表扫描限制
- 读取集群、聚合集群分离

### 元数据访问优化

- 自动 schema 推导:
  - ✔发起查询节点请求 API Server 获取 schema;
  - ✓通过查询改写下发 schema 到全部分布式查询节点;
  - ✓避免分布式查询节点多次元 据请求,减少元数据请求开 销;



### 本地缓存

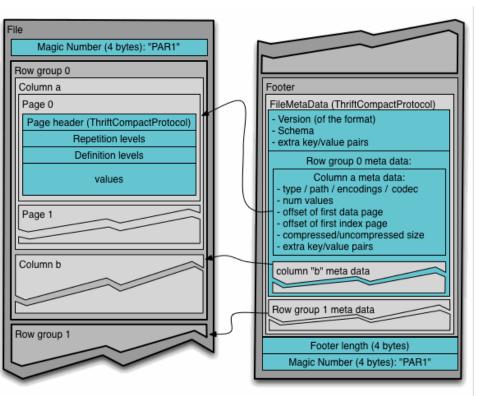
- 在读取节点本地按照 LRU 策略缓存远程文件,命中缓存时无需再从远程读取
- 文件分发策略: 随机分发 -> 按照一致性 hash 分发

```
:) select count() from iceberg(iceberg,
SELECT count()
FROM iceberg(iceberg,
Query id: ebb352f1-cf77-421b-8d83-c91455b3f4dc
   −count()−
  154730727
1 row in set. Elapsed: 7.178 sec. Processed 154.73 million rows, 1.24 GB (21.56 million rows/s., 172.45 MB/s.)
                               :) select count() from iceberg(iceberg,
SELECT count()
FROM iceberg(iceberg,
Query id: fdea2197-3e1f-4224-a365-0d1734c78f89
   —count()−
  154730727
1 row in set. Elapsed: 2.007 sec. Processed 154.73 million rows, 1.24 GB (77.10 million rows/s., 616.78 MB/s.)
```

缓存命中情况下, 2X 以上性能提升

## Parquet 谓词下推

- Iceberg 元数据的 min-max 剪裁,仅到文件级别,不能剪裁 Row Group
- Parquet 谓词下推:<u>PR#52951</u>,利用 min-max 剪裁不需要读取的 Row Group
- 特殊情况下〔数据排序后〕, 一个数量级以上的 ID 优化



```
📷 :) select sum(metric_id), sum(version), max(ds), sum(length(denominator_vec)), sum(length(numerator_vec)), sum(le
                                                  ngs input_format_parquet_filter_push_down=0;
       sum(metric id),
       sum(version),
      max(ds),
sum(length(denominator_vec)),
sum(length(numerator_vec)),
sum(length(only_exist_vec))
WHERE (ds = '2023-12-08 00:00:00') AND (metric_id = 2000C) AND (version = 100.00.00) AND (bucket_num < 32)
SETTINGS input_format_parquet_filter_push_down = 0
Query id: 81bf0474-9c2f-4d81-a319-64d543c443bb
   \negsum(metric_id)	opsum(version)	op
                                                                                             2023-12-08 00:00:00
   row in set. Elapsed: 10.618 sec. Processed 1.02 thousand rows, 143.28 MB (96.44 rows/s., 13.49 MB/s.)
mmdcch2test-shard1-mmdcch2test1 :) select sum(metric_id), sum(version), max(ds), sum(length(denominator_vec)), sum(length(numerator_vec)), sum
xist_vec)) from muum '_ implementation was and where ds = '2023-12-08 00:00:00' and metric_id= implementation = 201,020,000 and bucket_num
       sum(version),
      max(ds),
sum(length(denominator_vec)),
sum(length(numerator_vec)),
sum(length(only_exist_vec))
WHERE (ds = '2023-12-08 00:00:00') AND (metric id = 1000) AND (version = 2000) AND (bucket num < 32)
Ouerv id: ddd94496-1466-4774-b8d7-838fc0a94893
   row in set. Elapsed: 1.132 sec.
```

# Parquet 读取内存优化

• 过去,一次 Parquet IO 最少读取一个 Row group 数据,一个 Row group 包含百万行数据,当其中某一列很大时〔比如大 String〕,容易造成 OOM

```
mmdcchschedule-shard6-mmdcchschedule6 :) WITH 1000000 AS row_group_size
                                                                                                                                                               SELECT
                                                                                                                                                                               byteSize(extra info ) AS record size,
                                                                                                                                                                               formatReadableSize(record_size * row_group_size)
                                                                                                                                                               FROM Account of make the I all the second of the second of
                                                                                                                                                               WHERE hour = '2023-09-20 00:00:00'
                                                                                                                                                               LIMIT 1:
WITH 1000000 AS row group size
SELECT
                byteSize(extra info ) AS record size,
               formatReadableSize(record_size * row_group_size)
FROM ______
WHERE hour = '2023-09-20 00:00:00'
LIMIT 1
Query id: 2eda17c0-7707-4283-814b-610476149eb9
      -record_size\overline{\phantom{m}}formatReadableSize(multiply(byteSize(extra_info_), row_group_size))-
                                   4260
                                                            3.97 GiB
1 row in set. Elapsed: 3.440 sec. Processed 8.19 thousand rows, 34.46 MB (2.38 thousand rows/s.
```

一个 IO 线程读取一个 Row Group 需要 2 GB 以上内存, 24 线程 -> 48 GB 以上内存

解决方法: Parquet Batch Reader, 从一次读取一个 Row group, 变成一次读取一个指定 batch 大小数据, 默认 batch 大小为 8192

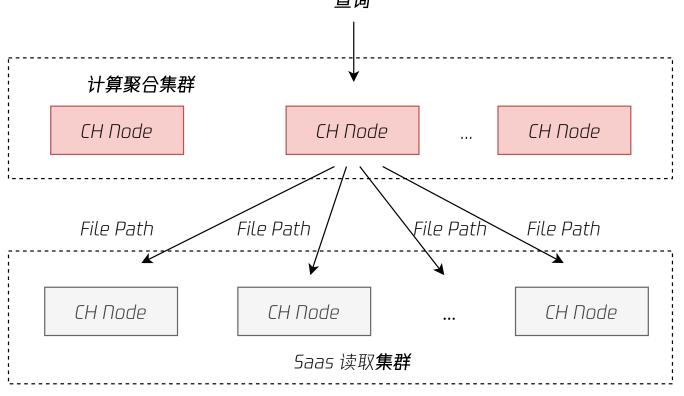
#### 全表扫描限制

- 湖上表数据保留周期长〔半年到一年以上〕,数据量大
- 全表扫描会造成 IO、网络、计算等资源浪费,影响系统稳定性
   ✓解决方法:在 Plan 阶段检查查询是否包含分区剪裁谓词,如果没有,则禁止查询,同时提示用户表中的分区字段是什么:

### 读取集群、聚合集群分离

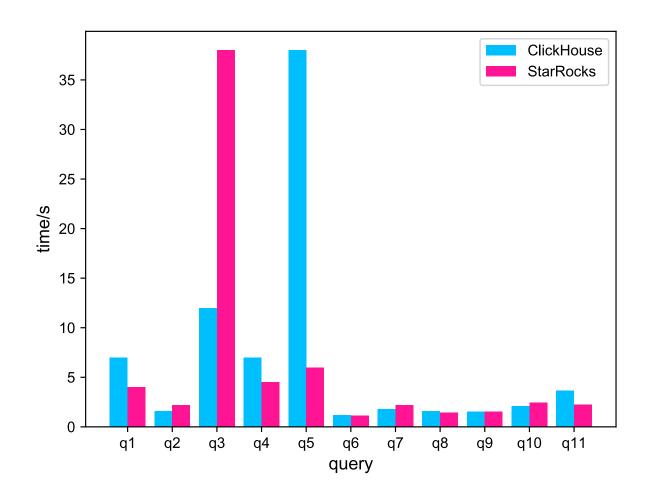
- 资源隔离,Iceberg 的读取会耗费大量的 IO、网络带宽,直接在业务集群读取可能影响集群稳定性
- 按照 ClickHouse 两阶段执行将读取预聚合〔阶段一〕与聚合合并〔阶段二〕分 开在不同集群执行  $_{g_0}$

✔阶段一: 5aa5 集群, 无状态, 可弹性扩展 ✔阶段二: 业务集群, 完成最终结果聚合计算



#### 件能评估

•与 StarRocks, 在具体业务查询上对比湖读取计算的性能



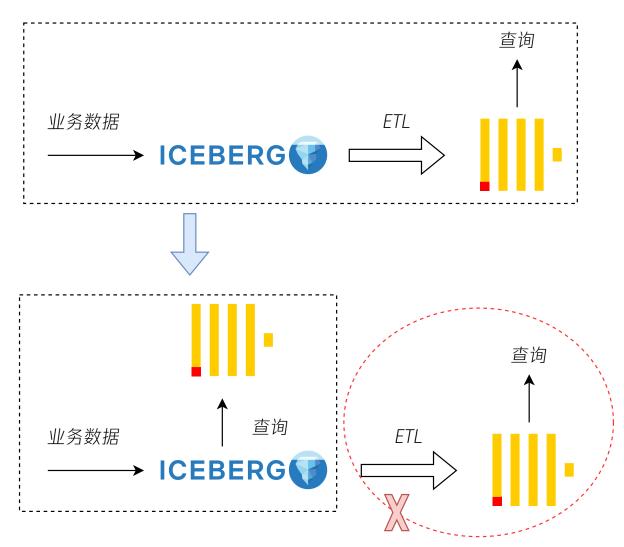
#### 结论:

- ✓ 湖查询性能基本对齐 StarRocks
- ✓ 读湖稳定性,资源占用优于 StarRocks[得益于上述优化]
- ✓ Q3: 大数据量 count distinct 显著份于 StarRocks
- ✓ Q5: 窗口函数计算, CH 无完整 MPP 能力, 单节点计算
  - ➤ <u>PR#56827</u>

# 业务实践

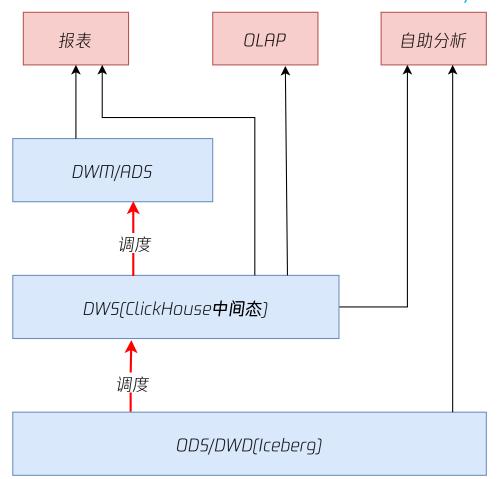
#### 湖上数据即席查询

- 过去: 先通过 ETL 导入数据 ClickHouse 再进行查询
  - ▶流程繁琐, 资源浪费
- 当前: ClickHouse 作为计算引擎, 直接分析湖上数据, 无需 ETL
  - ✓避免数据孤岛
  - ✓消除繁琐ETL
  - ✓消除冗余存储
  - ✓性能有保障: Presto 3~6倍 以上

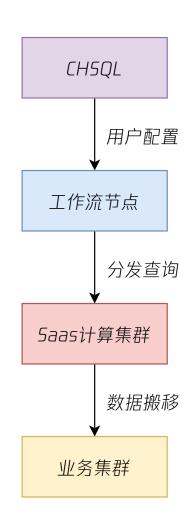


#### 湖上数据加工

- 湖上建仓: DW5、AD5 层加速, 读湖 -> 加工 -> 写内表
  - 未来: 读湖 -> 加工 -> 写湖, 写湖能力支持



- ▶ 加工工作流平台化
  - ✔ 资源隔离
  - ✓ 写入幂等
  - **✓** 5QL 并发执行
  - ✔ 失败自动重试/取消



#### BI分析

- BI 报表从查询内表切换到直接查询 Iceberg 外表
  - 过去: 一份实时数据接入 ClickHouse 中, 通过内表查询生成报表
    - ✔内表存储成本昂贵 〔55D〕, 存储周期短
    - ✔湖上已有一份用于离线分析的数据, 导致两份存储, 资源浪费
  - 当前:直接查询湖上的 Iceberg 表
    - ✓缓解本地存储压力
    - ✓消除冗余存储

### X实验分析场景优化

- 基于 5QL 的实验因果推断
  - ▶特点:数据量较小〔亿级别到十亿级别〕,"即用即走"
  - 过去: 先通过 Spark 任务导入数据〔分钟级延迟〕, 再进行分析, 流程繁琐
  - 当前:直接通过 ClickHouse 读湖进行分析,无需导入,简化流程
- 离线指标 画像按需分析
  - 过去: 全部 Spark 预计算好,
    - 每天消耗几十万核资源
    - 90% 的预计算的结果最终是不需要的
  - 基于湖读取:
    - ✔用户按需计算, 灵活, 节省资源
    - ✓数据按照 bucket 排序好,支持 parquet 谓词下推,能够剪裁一个数量级的 IO,延迟有保障

# 未来规划

### 未来规划

- 湖上加工场景探索:当前,读湖 -> 加工 -> 写本地 ☑,读湖 -> 加工-> 写湖 🗙
  - ✓写湖能力支持
  - ✔读湖稳定性, 计算资源弹性扩展
  - ✔MPP 探索, 应对复杂计算
- Iceberg Catalog 支持: 无需创建外库

#### **Interfaces & External Data**

Support for Iceberg Data Catalog

Support for Hive-style partitioning
Explicit queries in external tables
Even simpler data upload
HTTP API for simple query construction

Unification of data lake and file-like functions

ClickHouse 2024 Roadmap

# End