

Flink如何实时分析Iceberg数据湖的CDC数据

阿里巴巴 李劲松/胡争



#1

常见的CDC 分析方案 #2

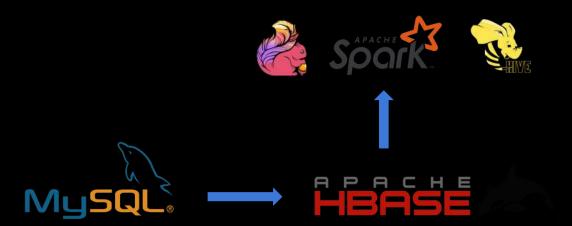
为何选择 Flink + Iceberg #3

如何实时写 入读取 #4

未来规划

#1 常见的CDC分析方案

离线 HBase 集群分析 CDC 数据



方案评估

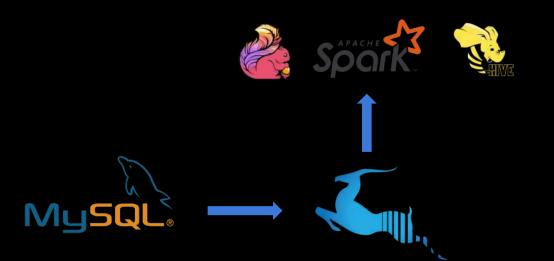
优点

- 1、CDC记录实时写入HBase。高吞吐 + 低延迟。
- 2、小范围查询延迟低。
- 3、集群可拓展

缺点

- 1、行存索引不适合分析任务。
- 2、HBase集群维护成本较高。
- 3、通过RegionServer定位HFile, Server的优化和缓存完全用不上。
- 4、数据格式绑定HFile,不方便拓展到 Parquet、Avro、Orc等。

Apache Kudu 维护 CDC 数据集



方案评估

优点

- 1、支持实时更新数据,时效性佳。
- 2、列存加速,适合OLAP分析。

缺点

- 1、独立的Kudu集群,比较小众。维护成本高。
- 2、和 HDFS / S3 / OSS 等割裂。数据独立,且存储成本不如S3 / OSS。
- 3、Kudu的批量扫描不如parquet。
- 4、不支持增量拉取。

直接导入CDC到Hive分析



方案评估

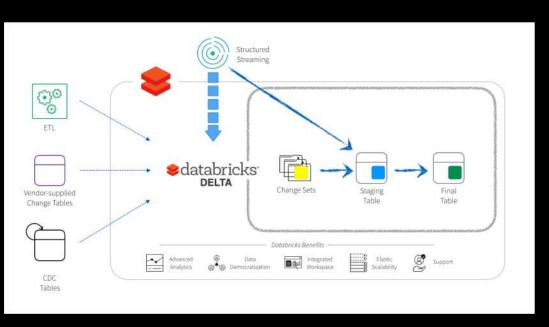
优点

- 1、流程能工作
- 2、Hive存量数据不受增量数据影响。

缺点

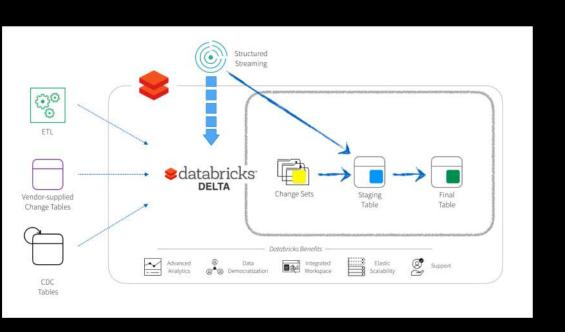
- 1、数据不是实时写入;
- 2、每次数据导致都要 MERGE 存量数据
- 。T+1 方式更新, 时效性差。
- 3、不支持实时upsert。

Spark + Delta 分析CDC数据



WERGE INTO users
USING changes ON users.userId = changes.userId
WHEN MATCHED AND FLAG='D' THEN DELETE
WHEN MATCHED AND FLAG<>'D'
THEN UPDATE address = changes.addresses
WHEN NOT MATCHED
THEN INSERT (userId, address)
VALUES (changes.userId, changes.address)

Spark + Delta 分析CDC数据



方案评估

优点

- 1、仅依赖 Spark+Delta, 架构简洁。
- 2、无在线服务。维护和运行成本低。
- 2、列存存储,分析速度快。
- 3、方便上S3/OSS, 超高性价比。

缺点

- 1、增量和全量表割裂,时效性不足。
- 2、设计和维护额外的Change Set表。
- 3、计算引擎并非原生支持CDC。
- 4、不支持实时Upsert。

#2 为何选择 Flink + Iceberg?

Flink 原生支持 CDC 数据消费



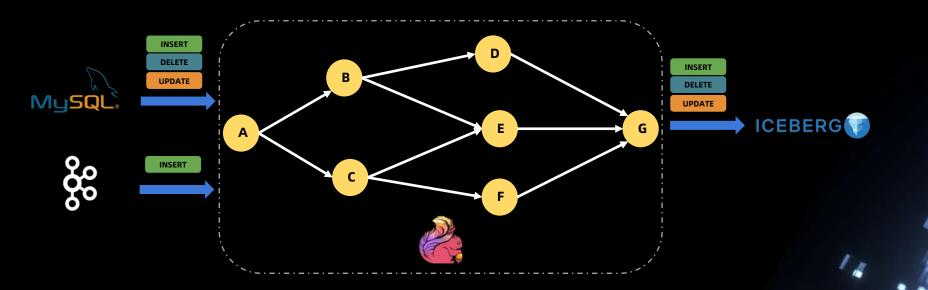
Flink 原生支持 CDC 数据消费



github.com/ververica/flink-cdc-connectors

```
-- creates a mysql cdc table source
CREATE TABLE mysql binlog (
id INT NOT NULL,
name STRING,
description STRING,
weight DECIMAL(10,3)
) WITH (
'connector' = 'mysql-cdc',
'hostname' = 'localhost',
'port' = '3306',
'username' = 'flinkuser',
'password' = 'flinkpw',
'database-name' = 'inventory',
'table-name' = 'products'
-- read snapshot and binlog data from mysql, and
-- do some transformation, and show on the client
SELECT id, UPPER(name), description, weight FROM mysql binlog;
```

Flink 原生支持 Change Log Stream



Flink + Iceberg CDC导入方案



方案评估

优点

- 1、支持近实时导入和实时读取。
- 2、计算引擎原生支持CDC摄入,不需要额外的业务字段设计。
- 3、统一的数据湖存储,多样化的计算模型。
- 4、读取合并后的历史数据可充分利用列存加速。
- 5、云原生支持。
- 6、支持增量拉取。
- 7、架构足够简洁,无在线服务节点。

#3 如何实时写入读取?

批量更新场景 VS CDC写入场景

对比项	批量更新场景	CDC写入场景
典型场景	1. GDPR; 2. 批量删除data lake中某些共同特征的数据集。	1. Flink聚合结果实时upsert目标表; 2. Binlog实时导入data lake供数据分析。
示例	UPDATE test SET a = a + 1 WHERE a >100	UPDATE test SET (1,2) WHERE a=0 AND b=0
Query特点	1. 可携带任意过滤条件; 2. 不依赖key;	一般提供对应行的所有列旧值和新值;
数据量	单条Query更新大量数据集	单条Query仅更新一行数据
计算模型	长耗时的批作业	流式增量导入
更新频率	低频更新	高频更新

Apache Iceberg 设计CDC写入方案需要考虑的问题?

正确性

保证 Iceberg 表数据和 源表数据最终一致性 高效写入

支持并发写入 吞吐量足够大



Partition或Bucket级别 并发Merge-On-Read



支持增量拉取便于进一 步数据Transform

Apache Iceberg Basic

```
→ icebera tree -a
                                            Partition Spec
─ logging
        ─ logs
             data
               ├─ level=error
                   .00001-1-9393b43b-18f0-4d94-a632-7a8b91f80dc5-00000.parquet.crc
                   — 00001-1-9393b43b-18f0-4d94-a632-7a8b91f80dc5-00000.parquet
                — level=info
                   - .00000-0-87fa9402-876a-4e6f-a13a-5ee9a59377c2-00000.parquet.crc
                   ── 00000-0-87fa9402-876a-4e6f-a13a-5ee9a59377c2-00000.parguet
               └─ level=warn
                   - .00002-2-4729e2a2-c9be-4986-ab4b-e25f7bd991ab-00000.parquet.crc
                   — 00002-2-4729e2a2-c9be-4986-ab4b-e25f7bd991ab-00000.parquet
              metadata

→ .6080c9b1-5a0a-4ecf-91bf-9ddbfd381751-m0.avro.crc

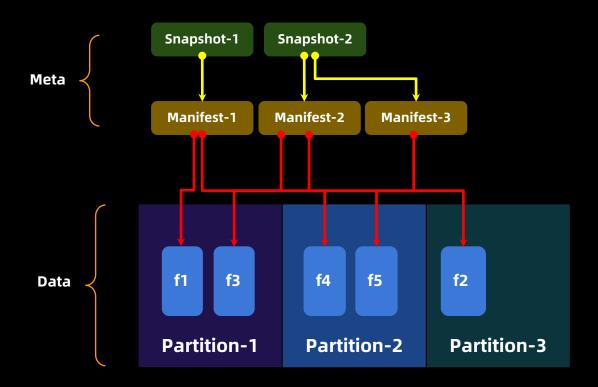
               -- .snap-6386344405422498107-1-6080c9b1-5a0a-4ecf-91bf-9ddbfd381751.avro.crc
               .v1.metadata.json.crc
               ─ .v2.metadata.json.crc
               -- .version-hint.text.crc
               6080c9b1-5a0a-4ecf-91bf-9ddbfd381751-m0.avro
               snap-6386344405422498107-1-6080c9b1-5a0a-4ecf-91bf-9ddbfd381751.avro
                                             → TableMetadata
                                                                                          FLINK FORWARD #ASIA 2020

─ v1.metadata.json

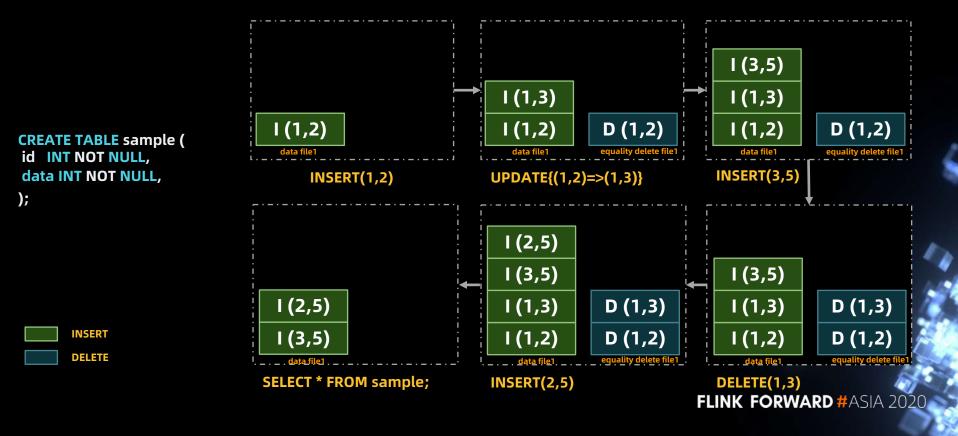
─ v2.metadata.json

                                                Current Table Version Pointer
               version-hint.text -
```

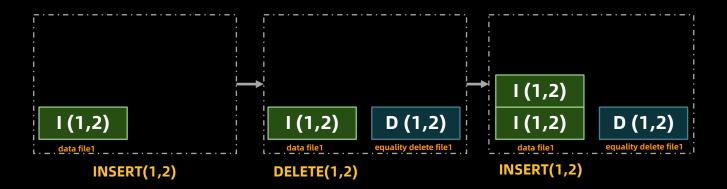
Apache Iceberg Basic



INSERT / UPDATE / DELETE 写入



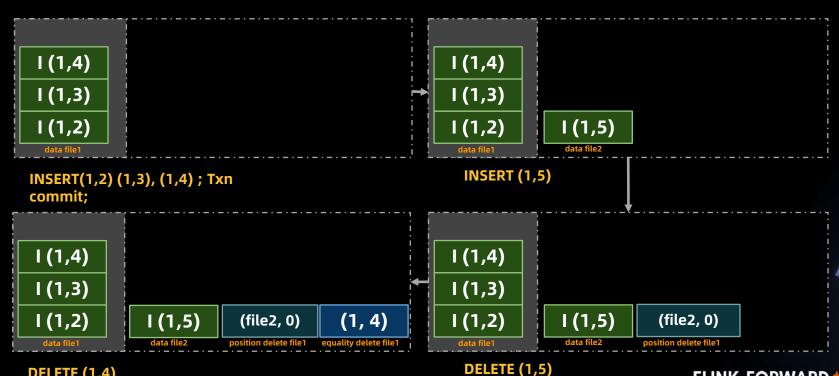
问题: 同一行的多次更新导致错误语义?



问题: Merge-On-Read最终读取结果为空集,实际应该返回 I(1,2)。

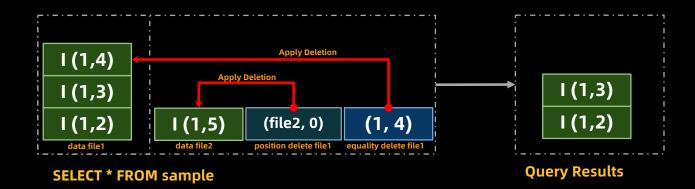
INSERT DELETE

方案: Mixed pos-delete and equality-delete



DELETE (1,4)

方案: Mixed pos-delete and equality-delete



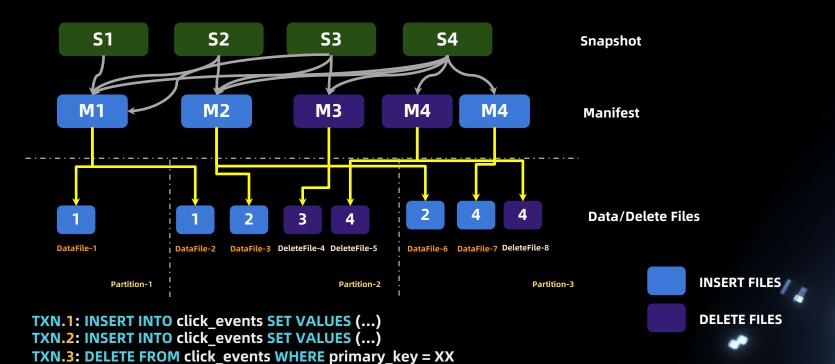
写入思路

1、待Delete行在本次Txn内 Insert过,则把Insert行的 (file,pos)写Position Delete File; 否则直接把Delete行写 Equality delete file。

读取思路

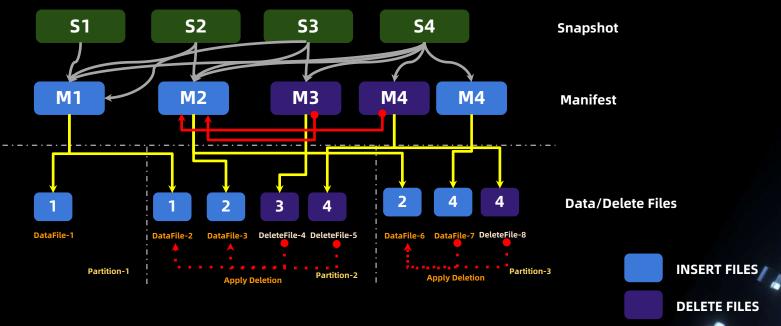
- 1、Position Delete File和那些 SeqNum不大于自己SeqNum 的Data File做 JOIN;
- 2、Equality Delete File和那 些SeqNum小于自己SeqNum 的Data File做 JOIN。

Manifest文件的设计



TXN.4: UPDATE click events SET VALUES(...) WHERE primary key = XX

Manifest文件的设计



本质:拆分Data和Delete Manifests,快速为每一个DataFile找出对应的Delete File列表。

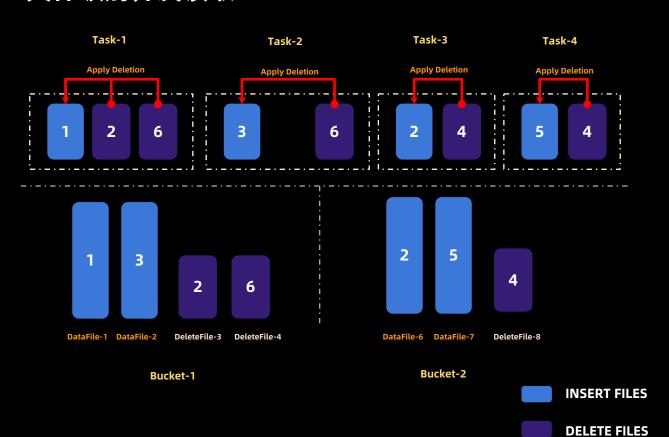
文件级别并发读取



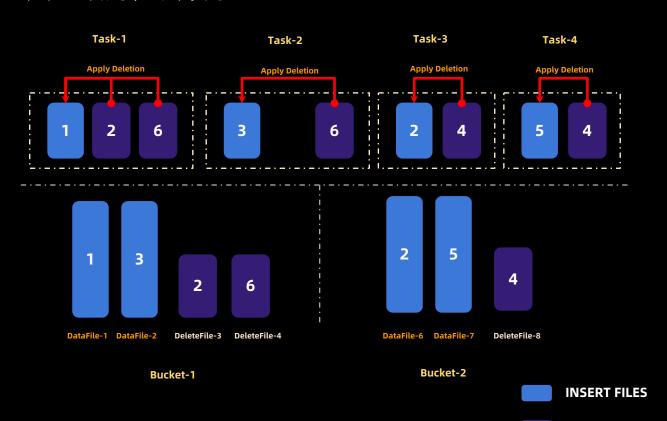
FLINK FORWARD#ASIA 2020

DELETE FILES

文件级别并发读取



文件级别并发读取



方案总结

优点

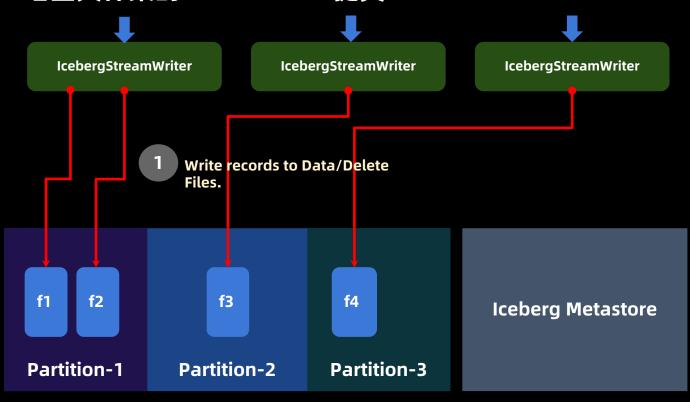
- 1、满足正确性要求;
- 2、实现高吞吐写入;
- 3、满足并发高效读取;
- 4、可以实现snapshot级别的增量拉取

优化点

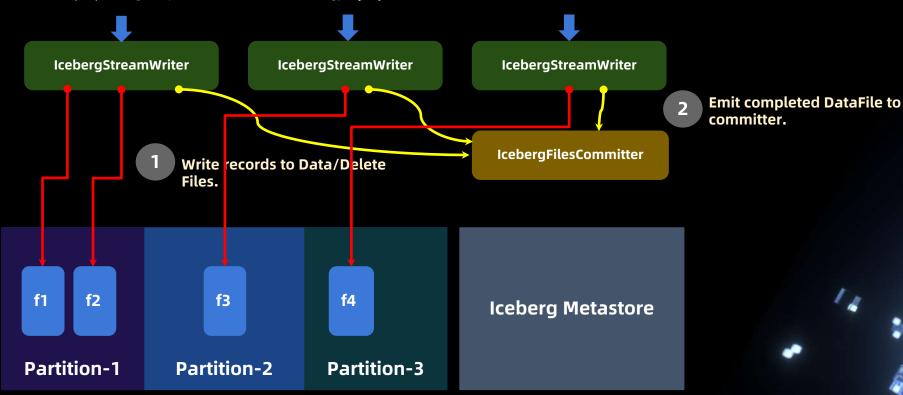
DELETE FILES

- 1、同一个Task内的重复Delete File可以 缓存,加速 JOIN 效率;
- 2、对于DeleteFile溢出到Disk的情况,可考虑借助KV lib优化;
- 3、设计Bloom Filter过滤大量无效IO;
- 4、合理的Compact策略,以便控制 Delete File的大小。

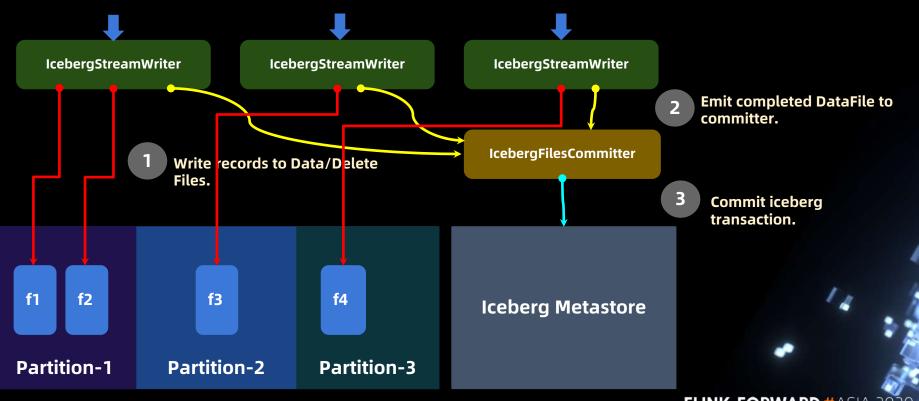
增量文件集的Transaction提交



增量文件集的Transaction提交



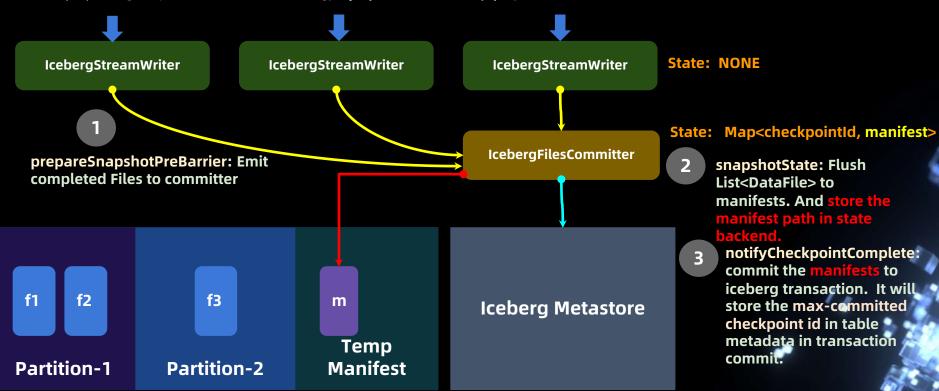
增量文件集的Transaction提交



Iceberg Data Center (AZ-1)

Metastore Data Center (AZ-2)

增量文件集的Transaction提交 - State设计



#4 未来规划

未来工作规划

Iceberg内核优化

- 1、大体量数据场景下的全链路测试*,*加强方案的整体链路稳定性。
- 2、如前面说述的分析性能优化。
- 3、提供CDC增量拉取相关Table API接口。

Flink集成

- 1、实现CDC数据自动合并和手动合并对接;
- 2、提供Flink增量拉取CDC数据的能力

其他生态集成

- 1、Spark Streaming 对接CDC写入链路
- 2、Presto等引擎对接查询链路。
- 3、借助开源Alluxio加速数据查询。





