

# 字节跳动用户反馈中台的大数据技术演进





## 0

### 讲师简介

## msup



唐浪飞 大数据架构师

履历:曾就职于腾讯,vivo等互联网公司,主要负责大数据实时、 离线、OLAP平台开发。

工作:目前在字节跳动,主要从事反馈中台的大数据体系建设,基础组件建设和分布式系统优化等基础技术实践。



曹铭斌 大数据架构师

履历:曾就职于腾讯,OPPO等互联网公司,主要负责大数据实时、离线、OLAP平台开发。

工作:目前在字节跳动,主要从事反馈中台的大数据与智能化体系建设,大数据基础平台建设和OLAP引擎优化等基础技术实践。





## ○ 目录

## msup

- 1. 前言
  - 1. 什么是用户反馈
  - 2. 用户反馈的价值
- 2. 业务背景
- 3. 字节跳动反馈中台实时架构演进
  - 1. 泛反馈大数据平台
  - 2. 基于NLP分类的标签和关键词挖掘
  - 3. 通用的高吞吐实时数据接入引擎
  - 4. PB级ElasticSearch存储实践
  - 5. 架构演进-OLAP引擎ClickHouse
  - 6. ClickHouse优化经验
- 4. 未来规划
  - 1. 平台架构
  - 2. 架构下一次演进





## 0

### 什么是用户反馈

## msup

字节跳动作为全球月活超19亿(截至2021年6月)的互联网公司,日均用户反馈超百亿级,在这场景下,快速识别用户意图、挖掘用户反馈价值是对平台能力的极大挑战与价值体现。







## 0

#### 用户反馈的价值











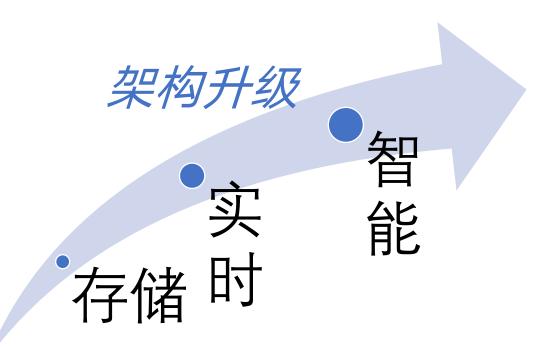
### 业务驱动架构升级

## msup

字节跳动用户反馈中台历经数据规模由万级到百亿级,业务线多达90多个,收到如此多的反馈,人工离线处理已经无法满足业务发展。

#### 痛点:

- 1. 数据量大
- 2. 业务线多
- 3. 无效反馈占大多数
- 4. 分析工具缺乏
- 5. 分析耗时长
- 6. 问题发现时效低



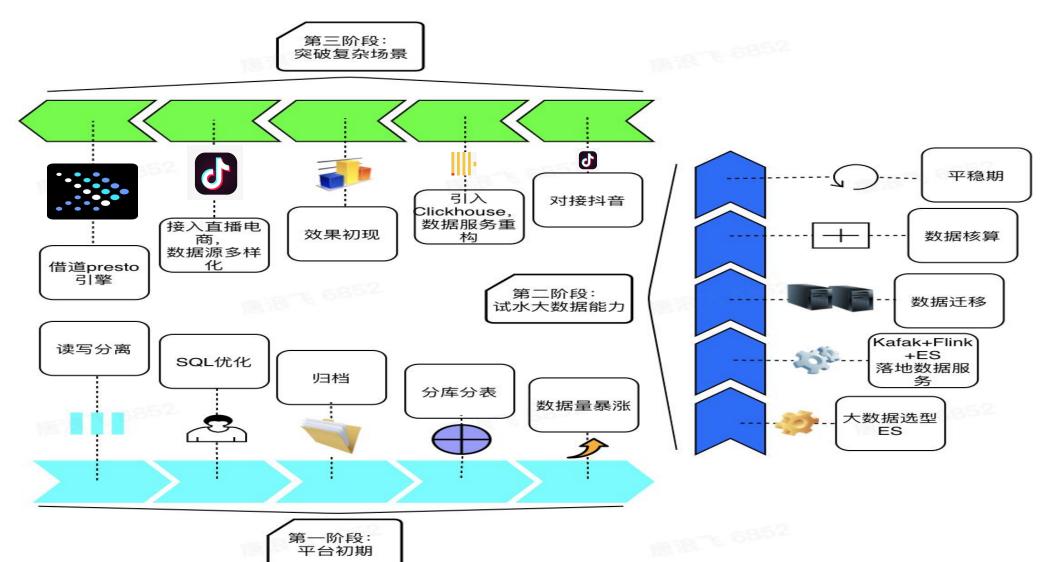






## 泛反馈大数据平台架构演进历程











### 泛反馈大数据平台



引入Kafka,Flink,ES等大数据组件,通过构建全球的实时数据流,快速处理用户反馈数据

存储

• PB级数据存储

实时

• 高吞吐,低延迟

· 扩展 • 适配多业务线的异构数据

智能化

• 基于NLP分类的标签和关键词挖掘







## 泛反馈大数据平台

## msup



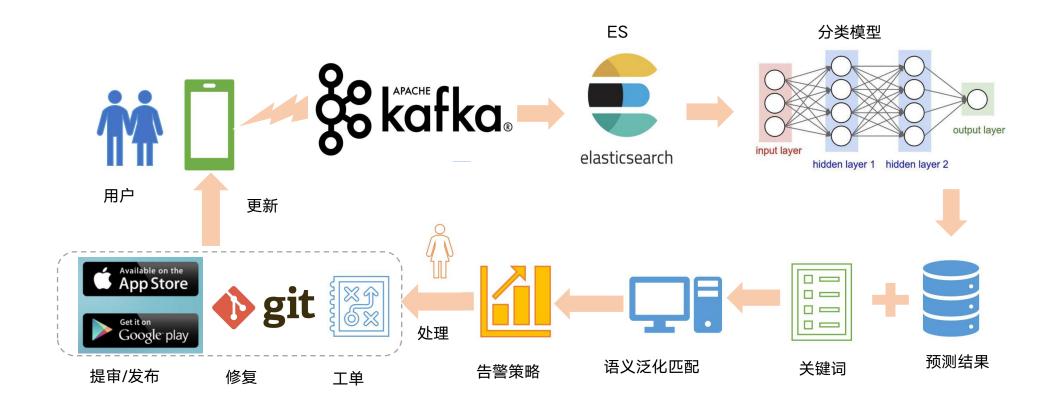






## 基于NLP分类的标签和关键词挖掘











### ○ 基于NLP分类的标签和关键词挖掘

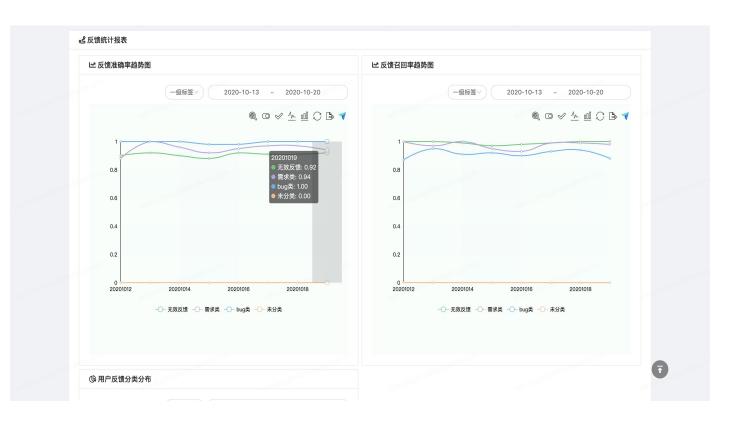
## msup

#### 落地效果



#### 三级分类:

- ▶ 一级BUG类准确率95%以上
- ➤ 二级BUG类准确率92%以上
- ➤ 三级BUG类准确率91%以上









## msup

平台已经接入多种反馈渠道,90多个数据源。 基于Flink框架开发的通用的数据接入引擎,使用统一的数据接入框架,适配多业务线的异构数据 ,将极大地提高开发、运维的效率





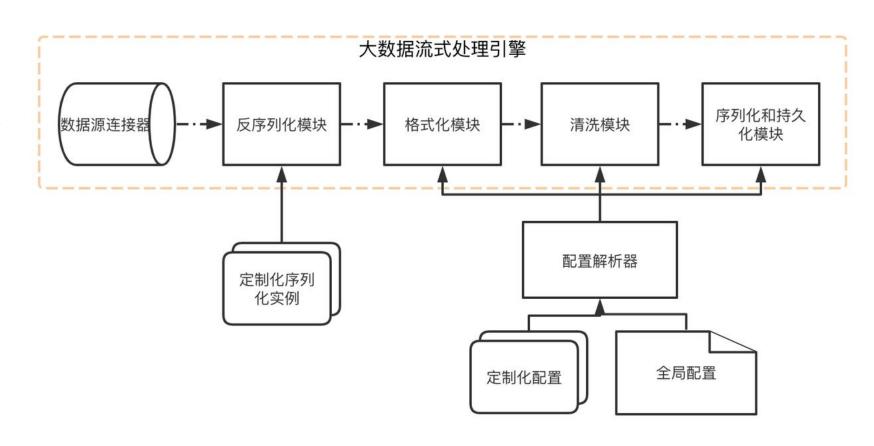




## msup

通过业务抽象,一项数据接入任务一般可分为以下几个 子步骤:

- 反序列化
- 格式化
- 清洗
- 序列化
- 持久化。





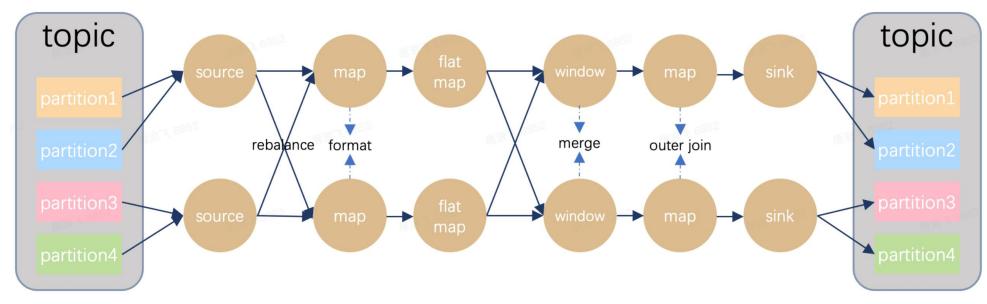




## msup

#### 高吞吐优化:

- 原始数据进行shuffle,分发给多个窗口进行处理,每个窗口处理完成后都将数据 放入内存缓存,再批量写入目标存储,从而达到短时间的高并发效果
- 结果数据消重











数据合并:精准去重

#### MapState

• MapState 是 Flink 中 KeyedState 的状态类型,将主键保存在 MapState, 实现精准去重

#### HyperLogLog

• HyperLogLog 算法也就是基数估计统计算法,结合redis,预估一个集合中不同数据的个数

#### bitmap

• 优点是精确去重,占用空间小(在数据相对均匀的情况下)。缺点是只能用于数字 类型(int或者long),不过可以通过hash方式进行转换解决



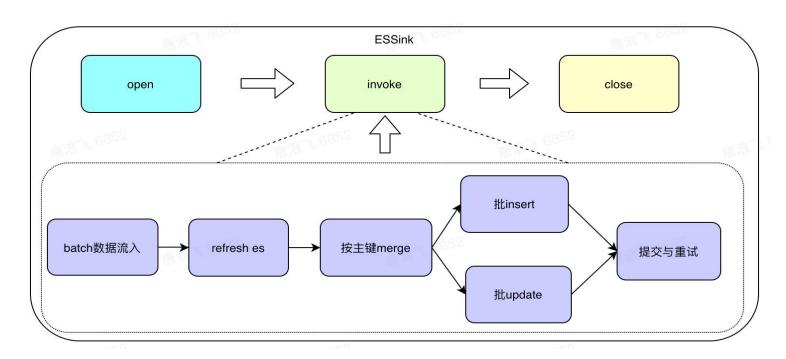




## msup

#### flink sink ES端优化:

自研 es connector,支持异常重试,数据merge, es refresh等功能,处理逻辑如下:







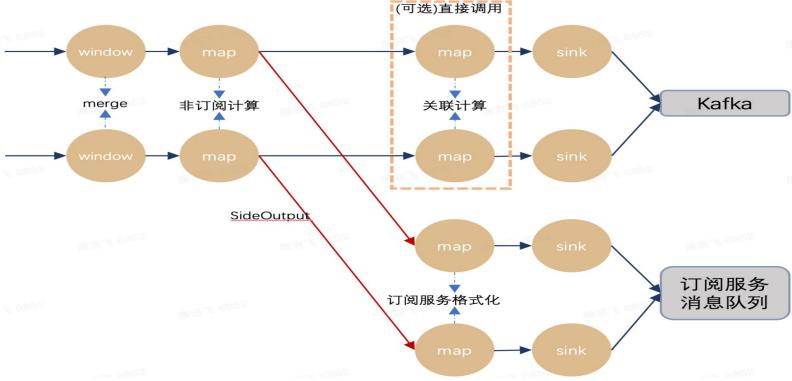


### 通用引擎&&NLP能力

## msup

#### 大数据与算法能力结合:

算法模型调用的QPS与大数据计算自带冲突,但是泛反馈平台是依托大数据+算法能力构建,才能挖掘出异常的实时问题和及时告警处理,缺一不可。





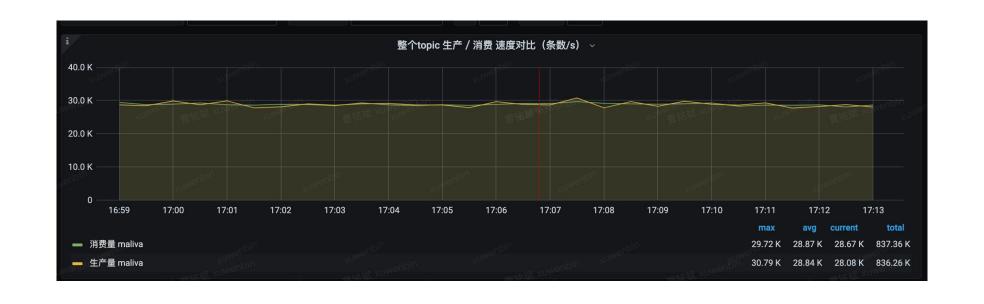




## msup

#### 高吞吐:

采用改进后的数据处理系统,200个Partition,50Taskmanager(4C8G),每分钟能够处理达到200万的数据,并且延迟下降到毫秒级别







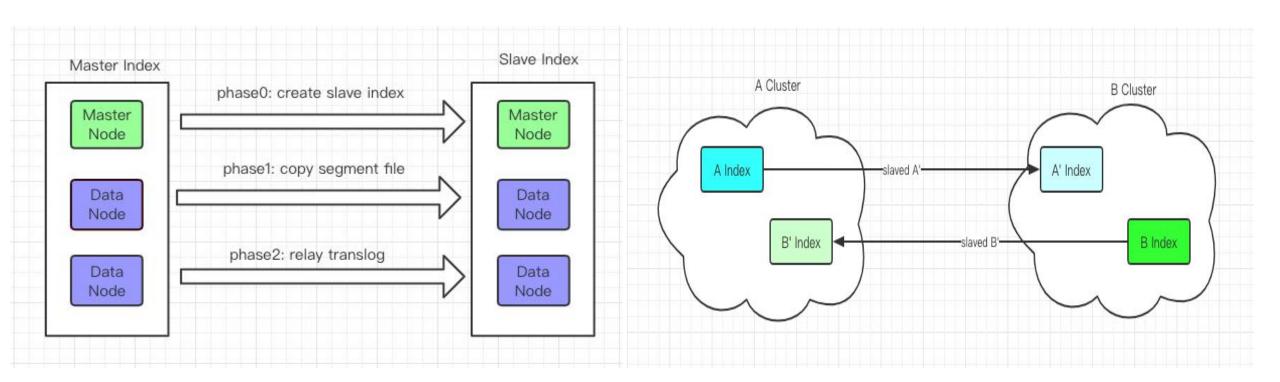


## PB级ElasticSearch存储实践

## msup

#### 读写分离

- freeCCR(自研,非官方) 同步存量数据
- 双机房集群部署





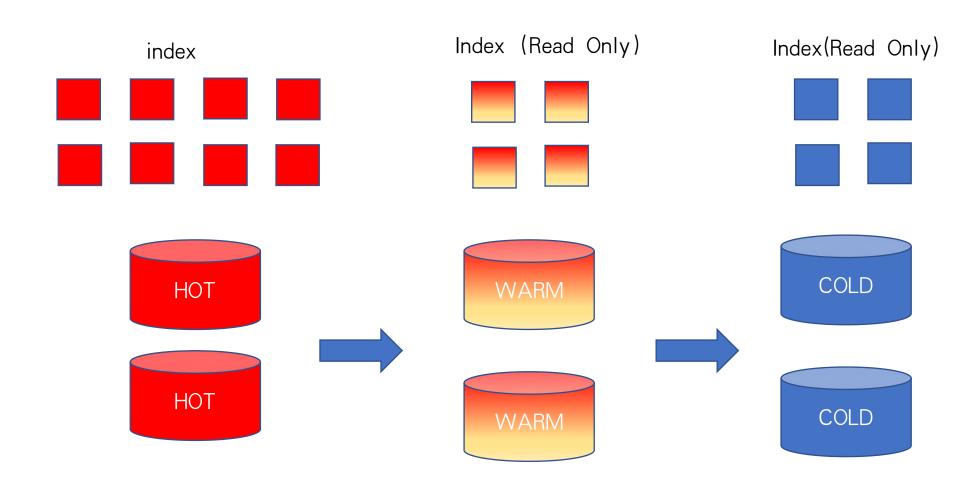




## PB级ElasticSearch存储实践



ILM索引生命周期管理-冷热模式,滚动,单分片不超过50G, shrink









### PB级ElasticSearch存储实践

## msup

#### 落地效果

- 热机20+T, 温机+冷机 1.5P
- 13台物理机: CPU:96Core RAM:384GB SSD-2T\*1 HDD-16T\*24
- 每台2个实例
- 冷机10个实例
- 写入QPS可以达到3w/s

基本信息	集群 运营情况	⊘ 治理		
集群 ID	状态	机房	部署信息	更新时间
22881	运行中		类型:物理机 @服务树 实例个数: 26	2021-01-15 06:18:45



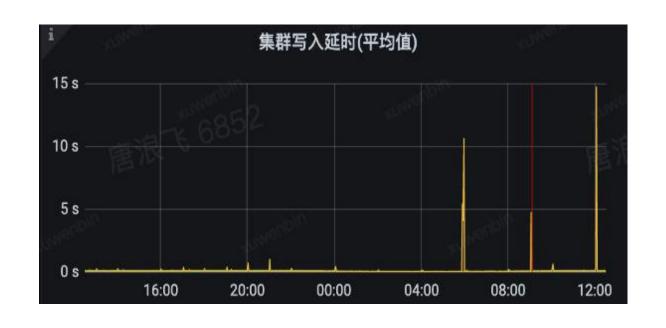




## msup

#### ES遇到问题与业务挑战

- 20w+/s的大数据量写入,写入延迟高,偶尔发生reject
- 业务需求原因, Flink sink es需要 强制refresh。
- 聚合查询慢,甚至部分节点超时导致结果不全。
- 语法局限,不能支持丰富的聚合算子,大部分聚合算子支持性能较差。









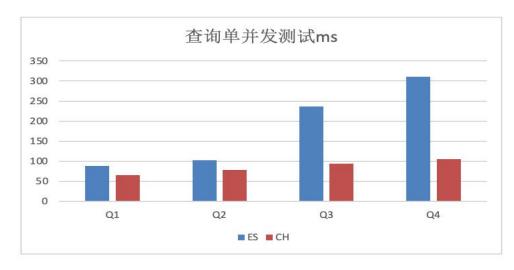
## msup

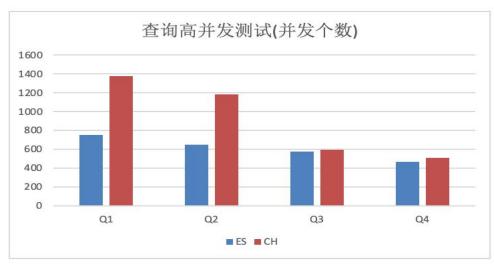
#### OLAP技术选型

- ROLAP (ClickHouse / ES / Presto / Doris)
- MOLAP (Druid / Kylin)

CH与ES性能对比: 在响应时间和高并发方面,CH性能明 显优于ES。

所以选择Clickhouse













#### 技术挑战

- 抖音评论数据量20+w/s。
- 业务要求数据按key全局去重并且取最新时间的一条。
- 平台架构支持多引擎的写入与查询。

groupId Nullable(Int64)	updateTime DateTime
7011395954217585951	2021-09-29 07:16:05
7011395954217585951	2021-09-29 08:34:08
7011395954217585951	2021-09-29 12:04:49
7011395954217585951	2021-09-29 14:38:42
7011395954217585951	2021-09-29 15:24:01
7011395954217585951	2021-09-29 16:27:03
7011395954217585951	2021-09-29 17:57:28
7011395954217585951	2021-09-29 18:33:14
7011395954217585951	2021-09-29 22:54:19
7011395954217585951	2021-09-29 23:38:33



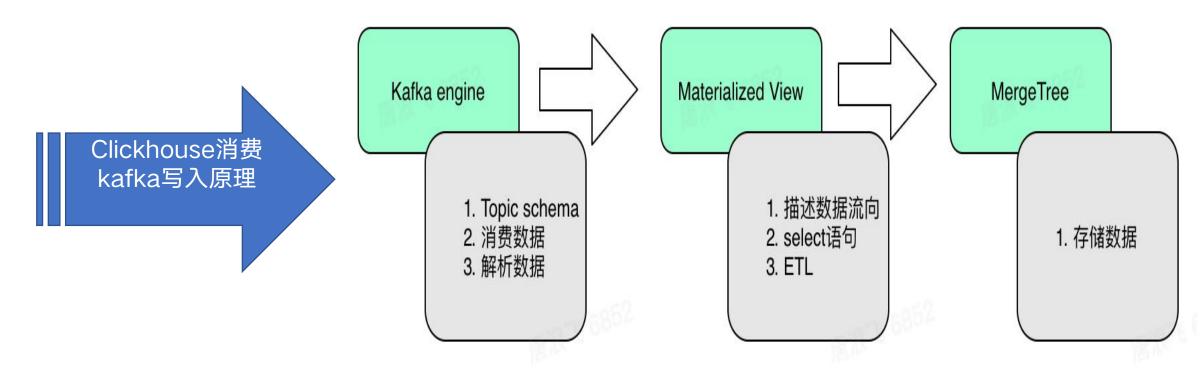






解决方案: 引入高性能Clickhouse

- 支持单机5w/s写入
- 支持精准去重HaUniqueMergeTree引擎,而不是ReplacingMergeTree引擎
- 抽象数据服务SDK, 支持多引擎插拔式扩展能力。





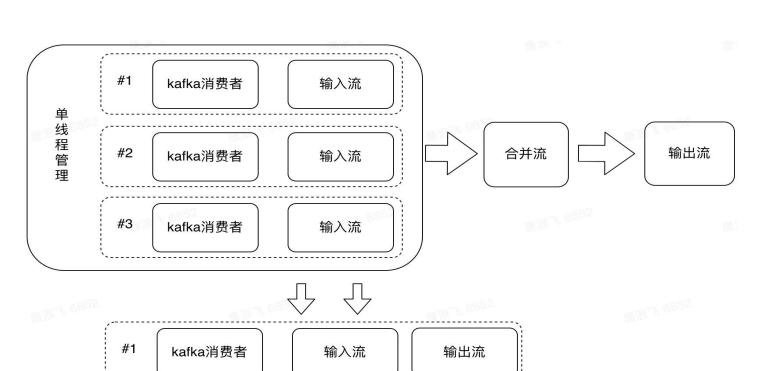






Kafka Engine 优化原理:





CH自研版 原理

思考: 自研版架构上会有哪些问题?



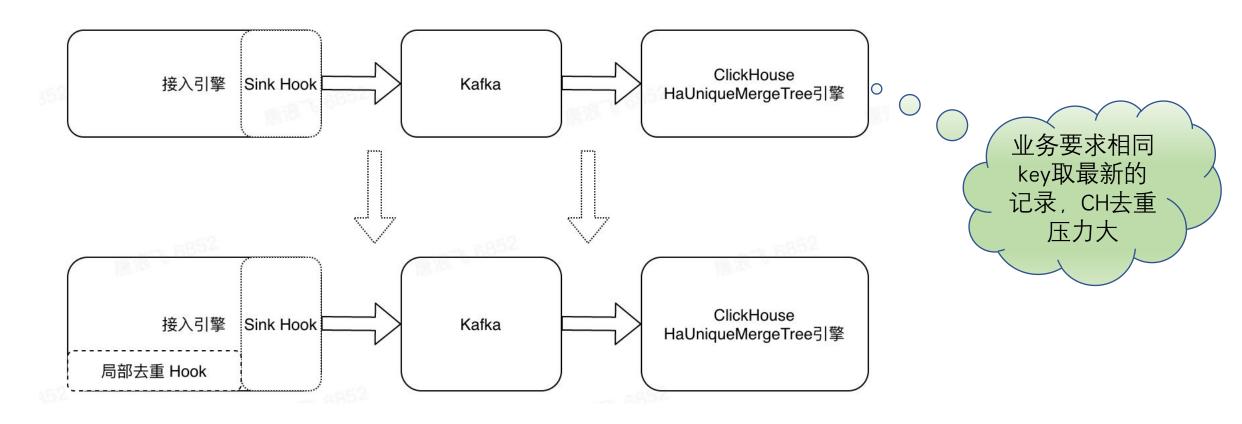








业务需求:精确去重,需要对相同主键的数据进行清洗合并



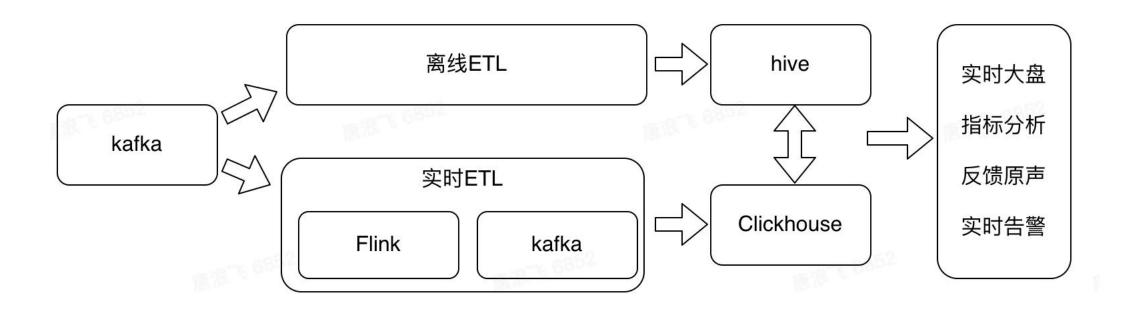






## msup

#### 效果图:









### Clickhouse优化经验

## msup

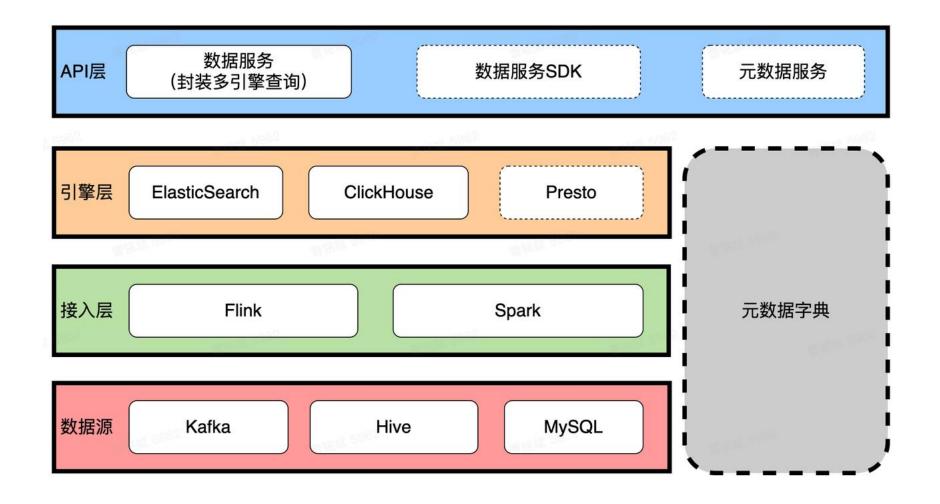
取某key最大值的记录: 表a any join 表a 优于 慎用ReplacingMergeTree order by key limit 1 优于 表a in 表a 经验之谈 参数调优: enable\_optimize\_predicat 物化视图妙用 e\_expression; enable\_optimize\_predicat e\_expression\_to\_limit\_by;





## ○ 未来规划

msup









## 未来规划--架构下一次演进(Presto)

## msup

- 业务目标: 治理买卖双方、达人、平台矛盾点, 净化电商平台交易环境。
- 业务背景: 当前问题发现维度比较单一,需要一个多维度视角快速挖掘低质 买卖家和达人。

#### 平台挑战:

- 1. 电商数据源多样化(买卖家hive数仓、反馈评论实时数据、客服域离线反馈数据)
- 2. 电商数据庞大,并且多表join
- 3. 需要快速查询,支持下钻、去重







关注msup公众号 获取更多AI落地实践

麦思博(msup)有限公司是一家面向技术型企业的培训咨询机构,携手2000余位中外客座导师,服务于技术团队的能力提升、软件工程效能和产品创新迭代,超过3000余家企业续约学习,是科技领域占有率第1的客座导师品牌,msup以整合全球领先经验实践为己任,为中国产业快速发展提供智库。