网易严选

网易严选大数据架构演进

网易严选 左琴

网易严选

左琴

2013年毕业于浙江大学，先后任职阿里/华云数据/网易等公司，主要从事大数据存储/计算引擎开发和优化工作

目前就职于网易严选数据及风控部，同时担任网易集团数据委员会委员，是网易严选数据和算法工程团队的负责人，负责严选数据技术体系的建设(大数据平台/中台/数据产品和算法工程)

社区的积极分享者，先后在SACC，QConf研习社等做过多次主题分享，举办过Alluxio、Pulsar杭州的Meetup.

网易严选

1

数据驱动技术体系

数据分析-> 数据决策

2

数据中台

DataLake

AutoWarehouse

3

数据平台

智能任务调度

Cloud Native

1 数据驱动技术体系

数据业务的发展和变化

网易严选

辅助决策 统计 分析 诊断

统计分析型 数据产品

- **VIPAPP** 移动数据工作台
- 轩辕 数据大屏
- 神相 流量分析产品
- 谛听 舆情洞察
- 伏羲 营销数据分析
- 大麦 商品数据运营
- 哈勃 评论数据产品

严选报表分析体系（有数）

- 用户分析
- 商品销售
- 渠道销售
- 逆向分析
- 供应商管理
- 流量分析
- 营销分析
- 仓储物流
- 品控分析
- 财务分析

- **DIS** 科学实验平台

阶段1 2017~2020: 重点打造分析体系

1 数据驱动技术体系

数据业务的发展和变化

网易严选

智能决策 策略 模型

人：用户运营、用户增长、风控

货：选品、榜单

场：推荐、搜索、栏目、广告

辅助决策 统计 分析 诊断

- VIPAPP 移动数据工作台
- 轩辕 数据大屏
- DIS 科学实验平台
- 大麦 商品数据运营
- 伏羲 营销数据运营
- 谛听 舆情洞察

数据服务化 破除数据门槛 开放数据+能力

- 河洛 供应链协同决策
- 业务财务一体化平台
- 严选商品中心
- 刑天 市场投放与归因系统

阶段2 2020~：打造数据驱动工程体系

1 数据驱动技术体系

数据工程技术目标

网易严选

全域用户运营　用户增长　风控

人

标签 特征 策略 模型

选品　榜单　推荐　赛马

货　场

河洛 供应链协同决策　业务财务一体化平台

开放数据+开放能力

刑天 市场投放与归因系统　严选商品中心

数据

时效: T+1, T+10m, 实时

质量:准确率，异常分析

定义: 统一的定义

能力

访问: 一致的访问服务

存储: 对外不直接暴露

计算: 服务化的计算能力
Spark, flink etc.

稳定:满足在线业务SLA要求

债务

标签: 3个不同的服务

特征: 无统一访问服务

存储: 10+存储引擎

推荐: 3个推荐服务

临时方案和烟囱开发积累的债务

演进

无ACID能力
无法应对在线业务要求

数仓模式过于重度
无法应对标签与特征的大量需求

开放表，没SLA的服务
无法应对业务系统对数据体系的要求

.....

面向分析 向 数据驱动 的工程演进

目标

打造数据驱动技术体系

业务目标 → 翻译 → **工程目标** → 分析 | 结合 → **工程现状**

1 数据驱动技术体系

数据驱动工程体系建设思路

网易严选

业务角度切入，技术视角划分

看技术本质
通用能力下沉

屏蔽底层细节
提供积木搭建

数据应用

分析诊断型

策略型

智能型

指标

标签 + 规则

特征 + 模型 + 规则

数据中台

Data PipeLine：数据集成 -> 数据开发 -> 数据访问

AI PipeLine：数据集成 -> 特征/模型开发 -> 模型推理

数据平台

任务

表

数据计算 + 数据存储

数据驱动技术体系

数据驱动技术体系全景图

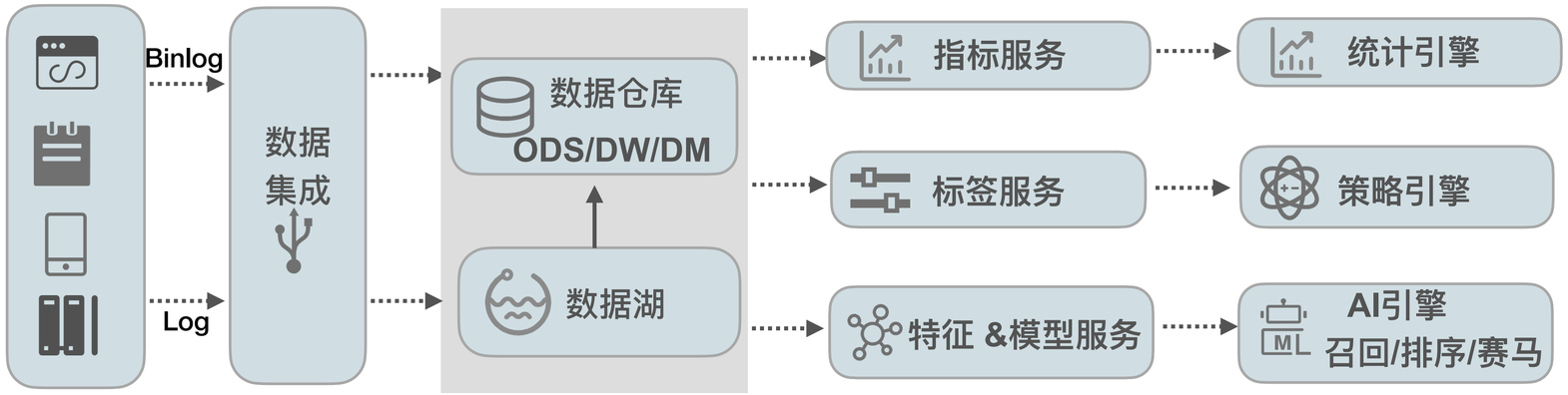
网易严选

前台

VIPAPP | 伏羲-营销 | 刑天-渠道 | 运营中心 | 商品中心 | 榜单 | 推荐 | 广告

商品-大麦 | 谛听-服务 | 选品系统 | 客服中心 | 供应链中心 | CRM | 搜索 | 风控

中台



平台

DataHub数据总线 | Atom计算平台 | 机器学习平台 | 统一数据查询平台 | FAAS平台

YAWS-统一任务调度 | Waiter-数据网关

MESSAGING: kafka, PULSAR

COMPUTING: Spark, PyTorch, Flink, TensorFlow

RESOURCE: kubernetes, hadoop YARN

SCHEDULE: Airflow, Azkaban

STORAGE: TiDB, ICEBERG, HBASE, elasticsearch, redis, hadoop HDFS, DORIS

科学实验平台

流量控制 | 效果分析

数据治理

指标治理 | 标签治理 | 表治理 | 任务治理

基础服务

统一元数据 | 数据血缘 | 监控服务

数据驱动技术体系

数据驱动技术体系全景图

网易严选

前台

中台

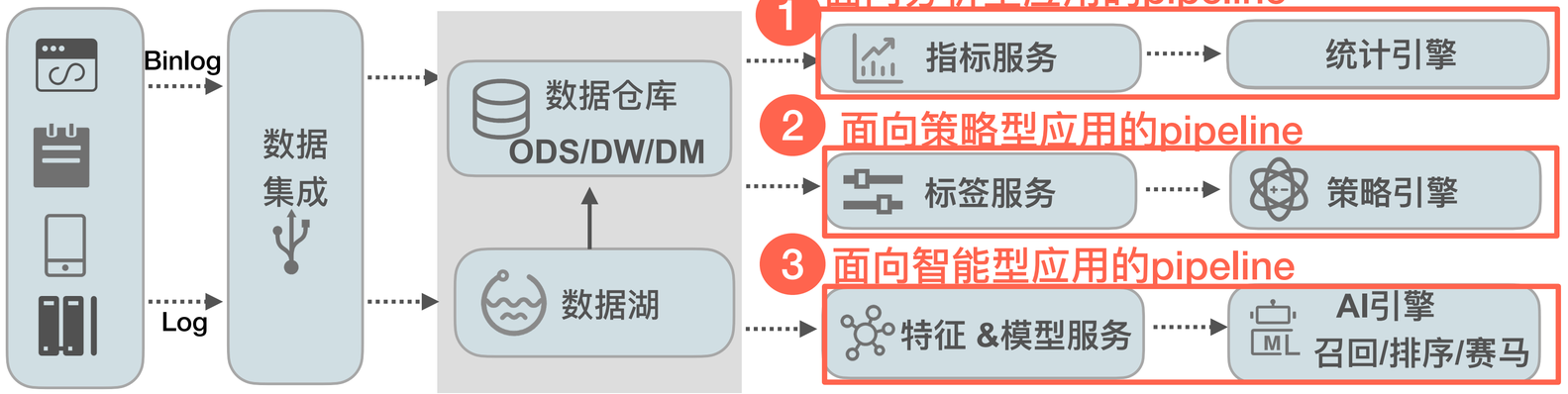
平台

1 VIPAPP 伏羲-营销 刑天-渠道 商品-大麦 谛听-服务 选品系统

运营中心 客服中心 商品中心 供应链中心

2 榜单 CRM

3 推荐 搜索 广告 风控



DataHub数据总线 Atom计算平台 机器学习平台 统一数据查询平台 FAAS平台

YAWS-统一任务调度 Waiter-数据网关

MESSAGING: kafka PULSAR

COMPUTING: Spark PyTorch Flink TensorFlow

RESOURCE: kubernetes hadoop YARN

SCHEDULE: Airflow Azkaban

STORAGE: TiDB ICEBERG HBASE elasticsearch redis hadoop HDFS DORIS

科学实验平台
- 流量控制
- 效果分析

数据治理
- 指标治理
- 标签治理
- 表治理
- 任务治理

基础服务
- 统一元数据
- 数据血缘
- 监控服务

数据驱动技术体系

数据驱动技术体系全景图

网易严选

前台

VIPAPP | 伏羲-营销 | 刑天-渠道 | 运营中心 | 商品中心 | 榜单 | 推荐 | 广告

商品-大麦 | 谛听-服务 | 选品系统 | 客服中心 | 供应链中心 | CRM | 搜索 | 风控

中台

Binlog

Log

数据集成

数据仓库 ODS/DW/DM

数据湖

指标服务 → 统计引擎

标签服务 → 策略引擎

特征 &模型服务 → AI引擎 召回/排序/赛马

平台

DataHub数据总线 | Atom计算平台 | 机器学习平台 | 统一数据查询平台 | FAAS平台

YAWS-统一任务调度

Waiter-数据网关

MESSAGING: kafka, PULSAR

COMPUTING: Spark, PyTorch, Flink, TensorFlow

RESOURCE: kubernetes, hadoop YARN

SCHEDULE: Airflow, Azkaban

STORAGE: TiDB, ICEBERG, HBASE, elasticsearch, redis, hadoop HDFS, DORIS

科学实验平台

流量控制

效果分析

数据治理

指标治理

标签治理

表治理

任务治理

基础服务

统一元数据

数据血缘

监控服务

网易严选

1

数据驱动技术体系

数据分析-> 数据决策

2

数据中台

DataLake

AutoWarehouse

3

数据平台

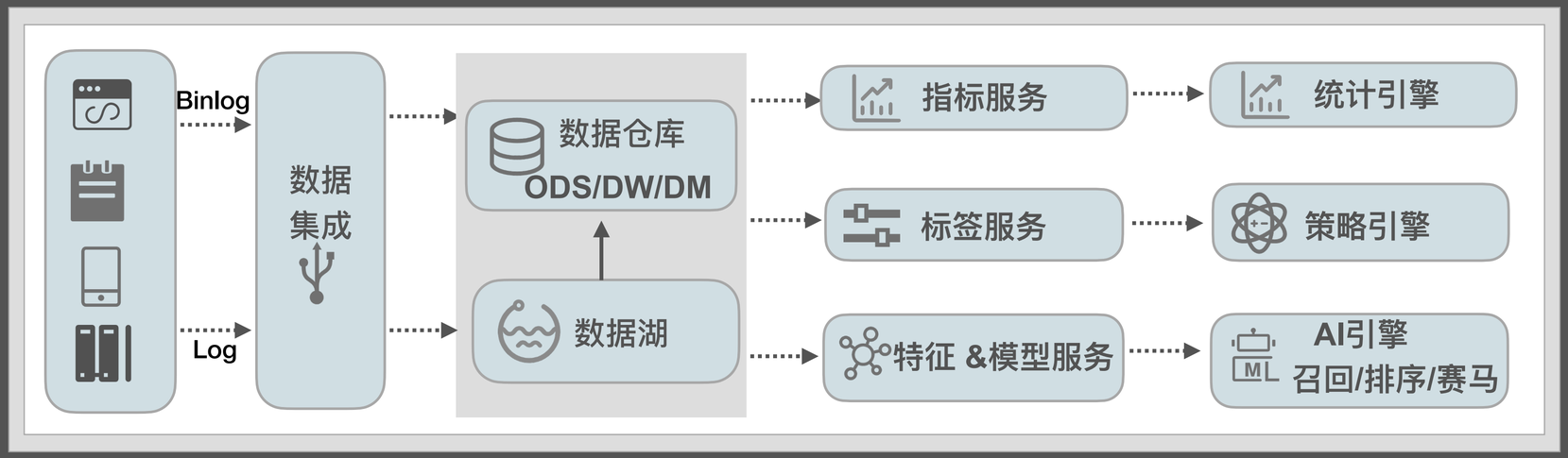
智能任务调度

Cloud Native

数据中台

网易严选

数据&算法中台



面向业务场景的, 数据(指标/标签/特征/模型),工程组件的技术解决方案

数据架构的迭代 - 问题和价值

网易严选

问题

数据运转效率低
依赖数仓单独团队开发模型

数据schema频繁变更

数据服务化
搜广推/营销/供应链/榜单/DMP等业务域需要更高效率的数据供应

数据准实时
需要ACID的准实时数据

需求

高生产效率
自动化数据清洗，0人工成本，即可获取干净的数据

释放数据生产力
业务研发团队能自行利用原始数据能力构建产品和服务

高可用性保障
ACID能力保障数据随时可用

自动化数仓
分析型产品
BI

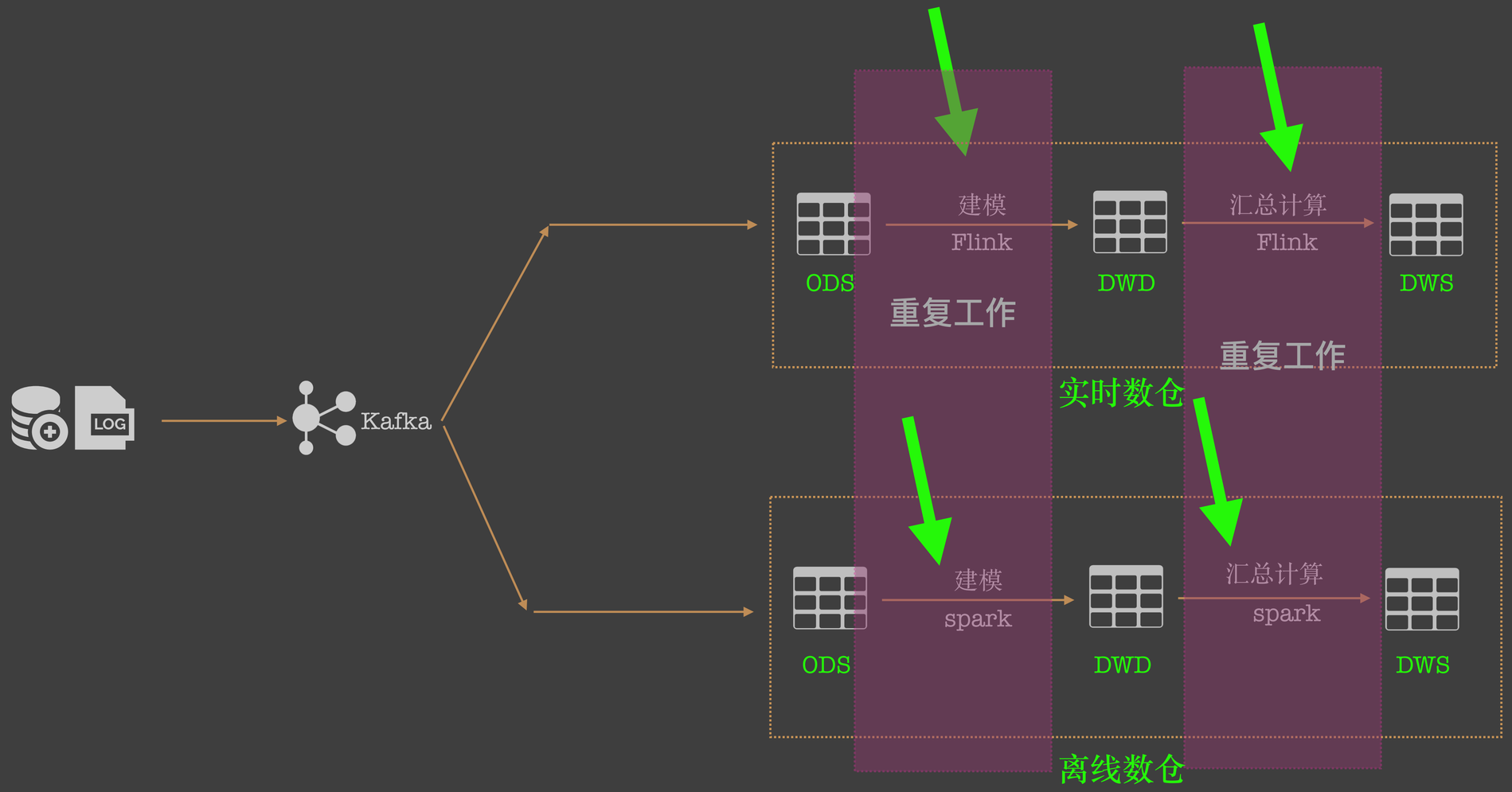
→ Auto WareHouse

数据湖
策略与模型
业务系统

→ 严选数据湖解决方案
Yanxuan DataLake

问题和需求 → 价值 → 策略

数仓的演进-存在的问题

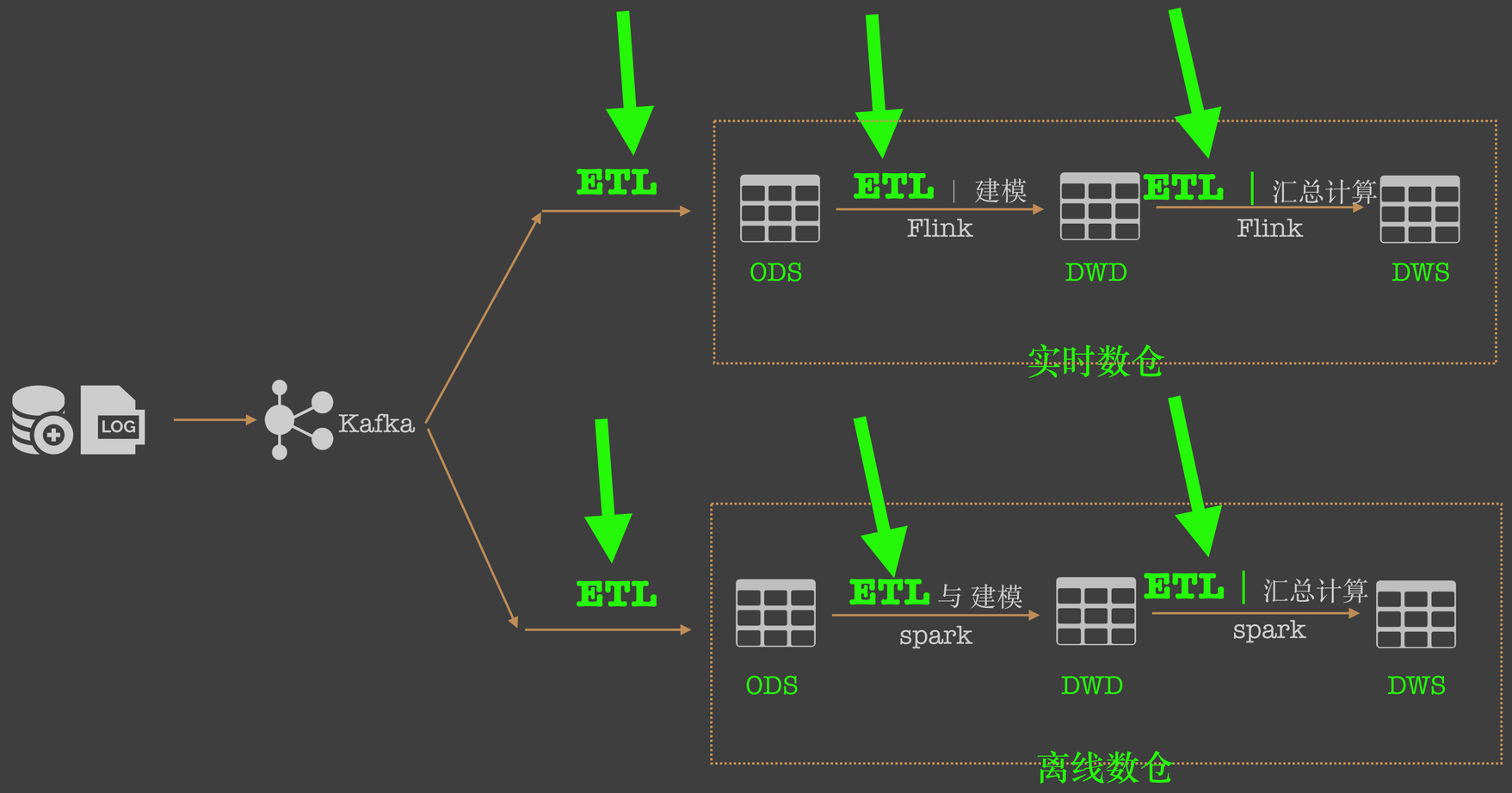


实时和离线数仓:

两条数据流存在着许 重复
但又不完全一致的工作

数仓的演进-存在的问题

网易严选



数仓有很多规范和口径

规范与SQL实现并没有一致

eg. 规范

ODS要完成的数据清洗，在DW和DM都存在

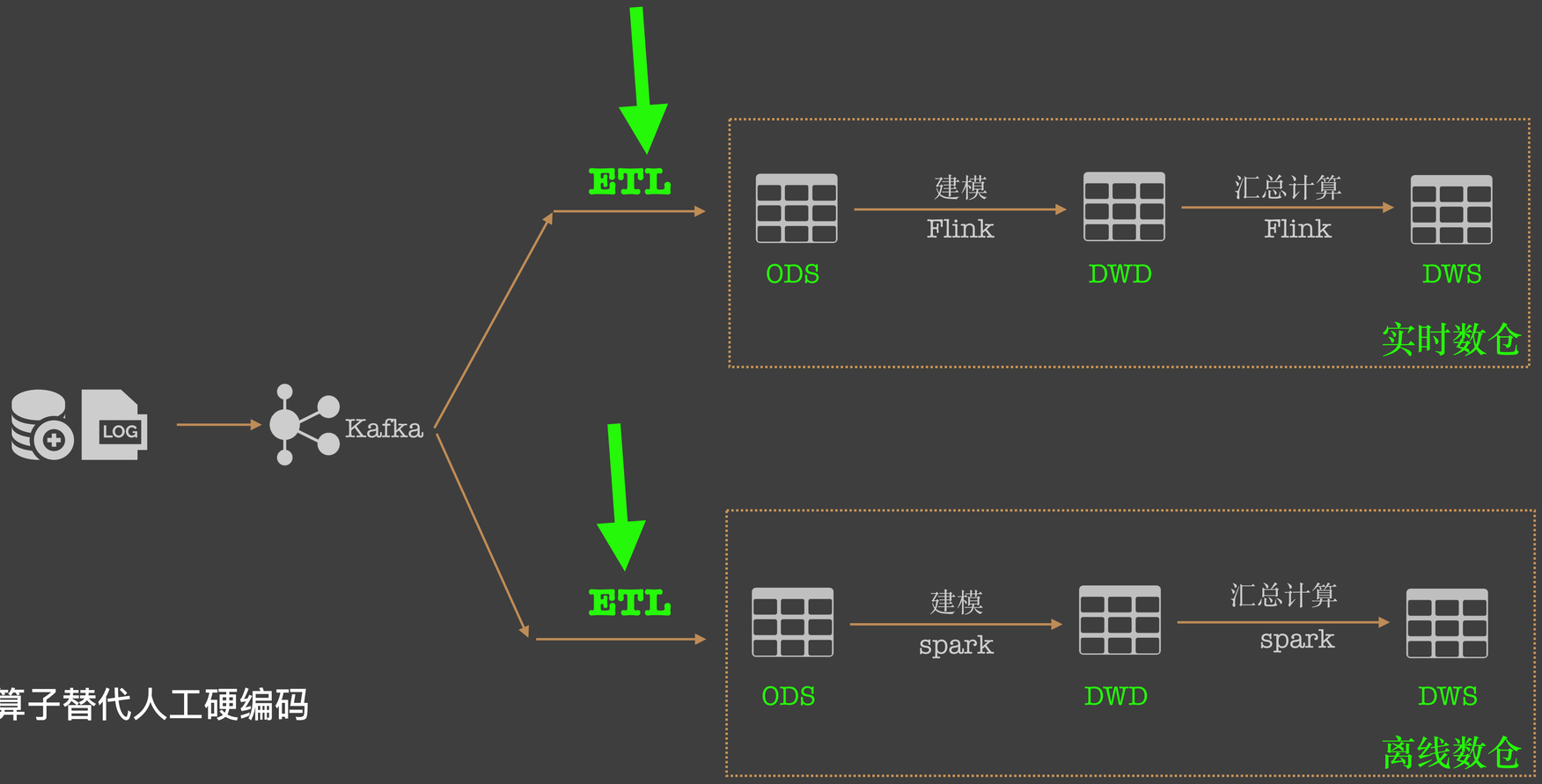
ODS不能有join

DWS 指标的定义和实现不一致

指标的二义性-大量重复计算代码

数仓的演进 AutoDW

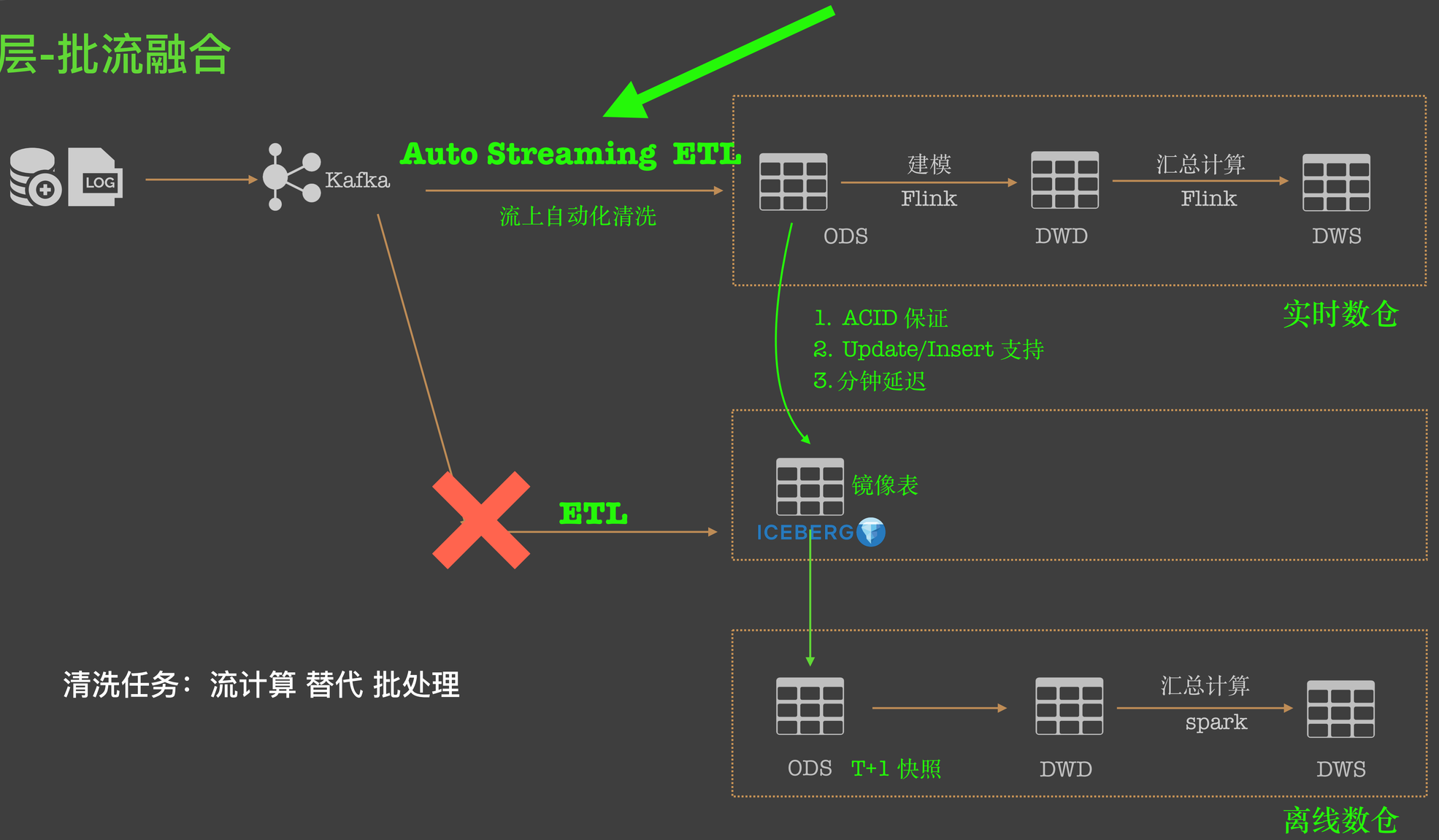
ODS层-AutoETL



构建清洗算子替代人工硬编码

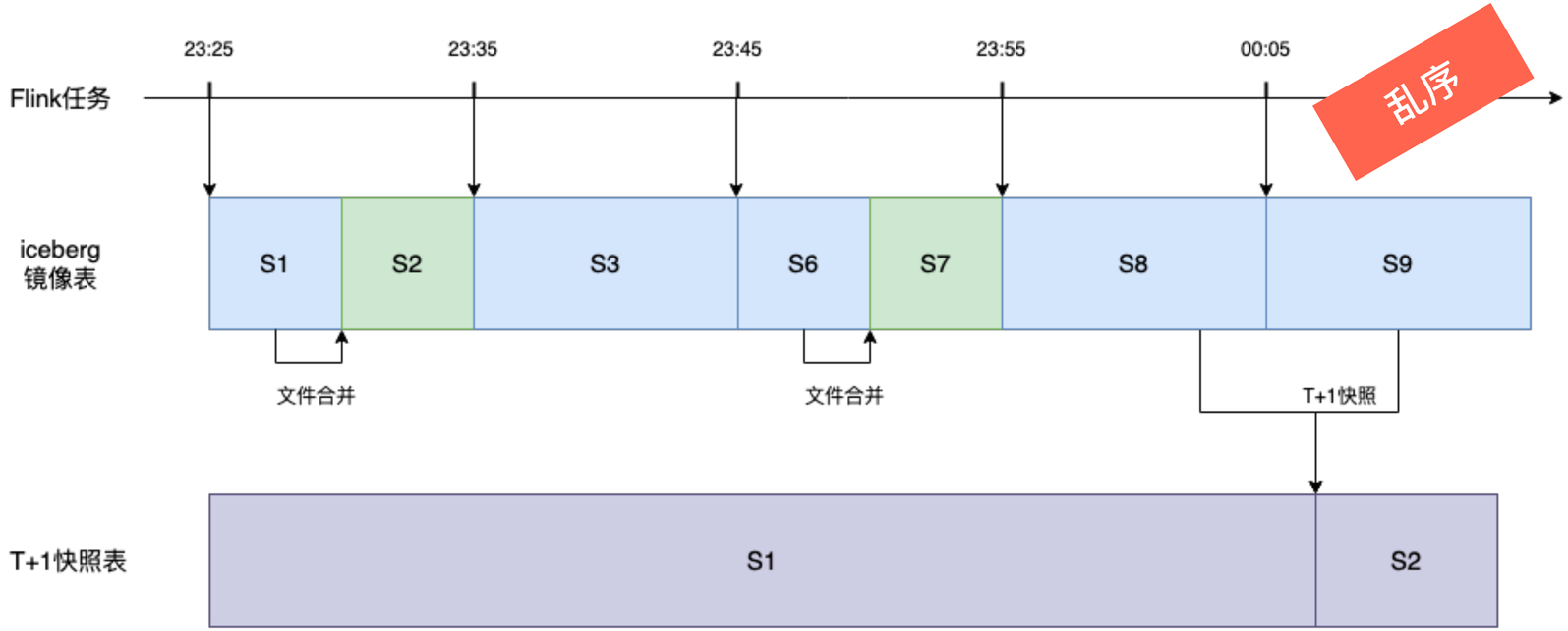
数仓的演进 AutoDW

ODS层-批流融合



清洗任务：流计算 替代 批处理

ODS层- 批流融合



如何解决乱序问题

Flink-AutoETL任务

自动化清洗逻辑

保证数据顺序写入Iceberg

Spark-Compaction任务

eqDeleteFile -> posDeleteFile的转换

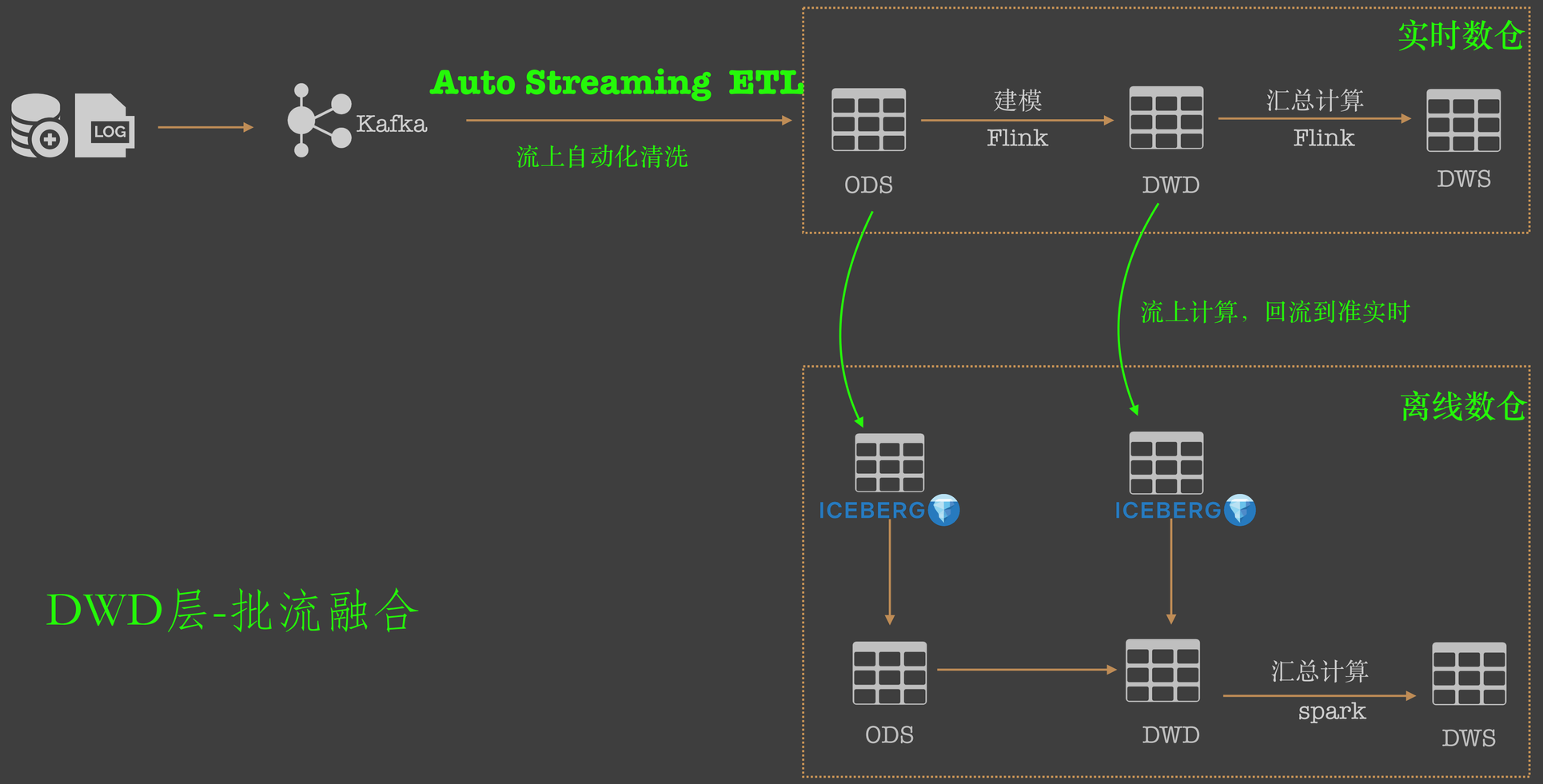
posDeleteFile的合并

dataFile的合并优化，重排后写入

Spark-周期快照任务

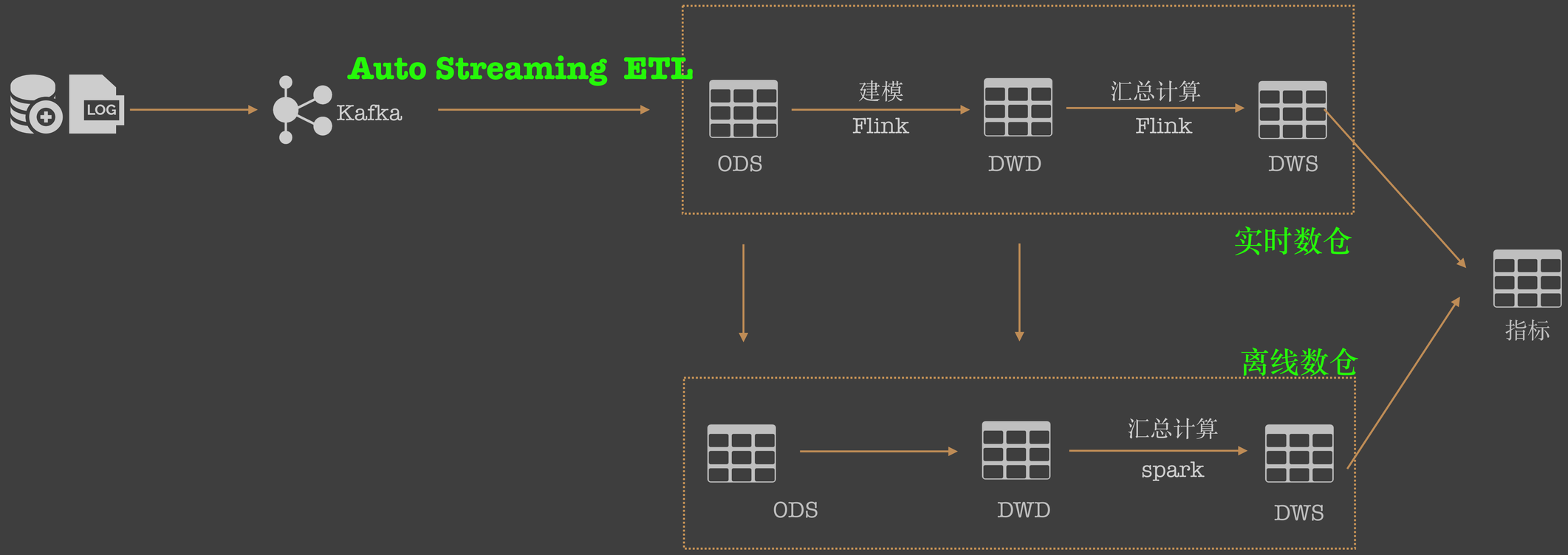
从iceberg镜像表中合并制作T+1快照

数仓的演进 AutoDW



DWD层-批流融合

数仓的演进 AutoDW

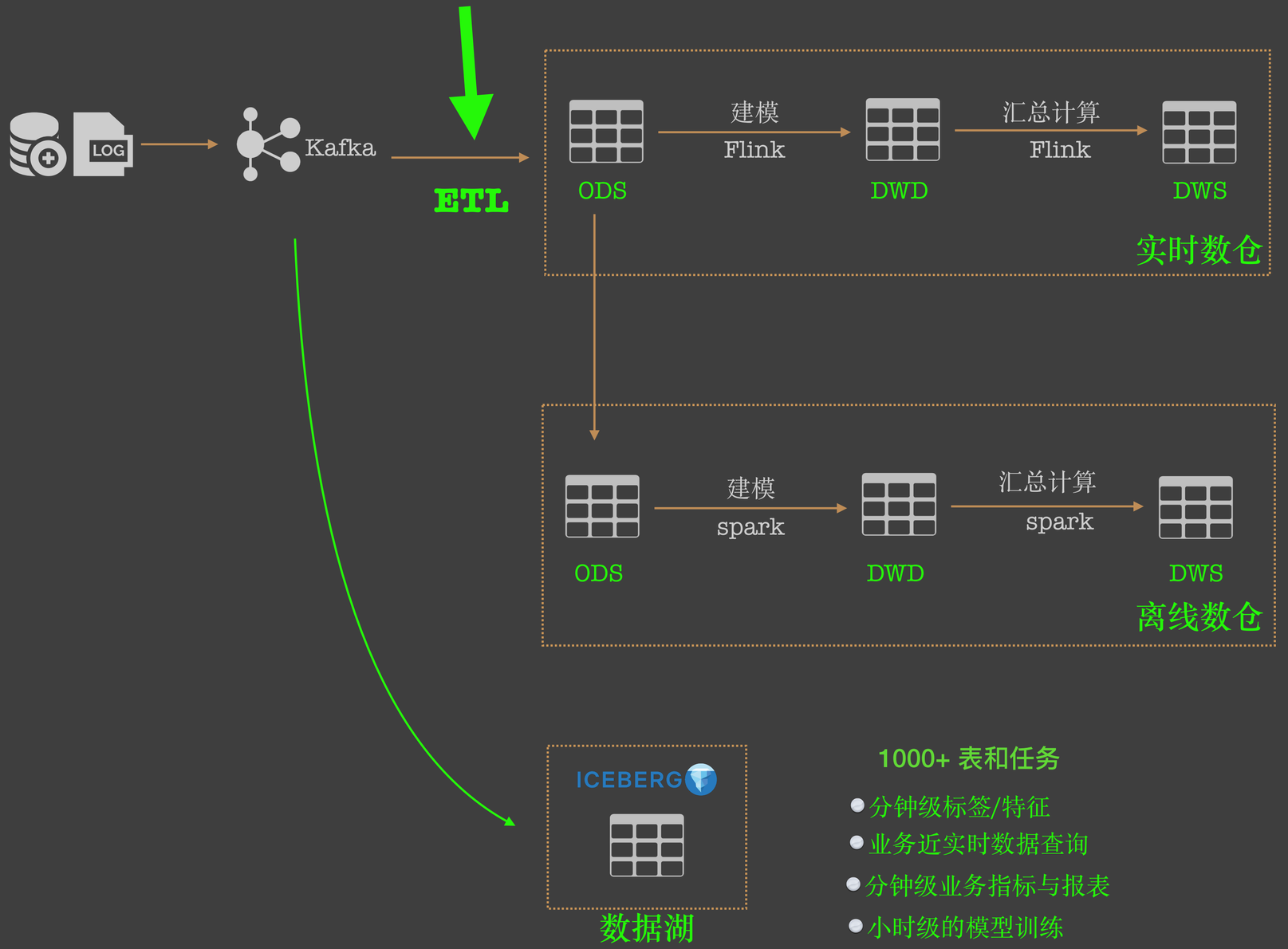


DM-指标自动化构建

指标定义即开发

标准化-> 自动化

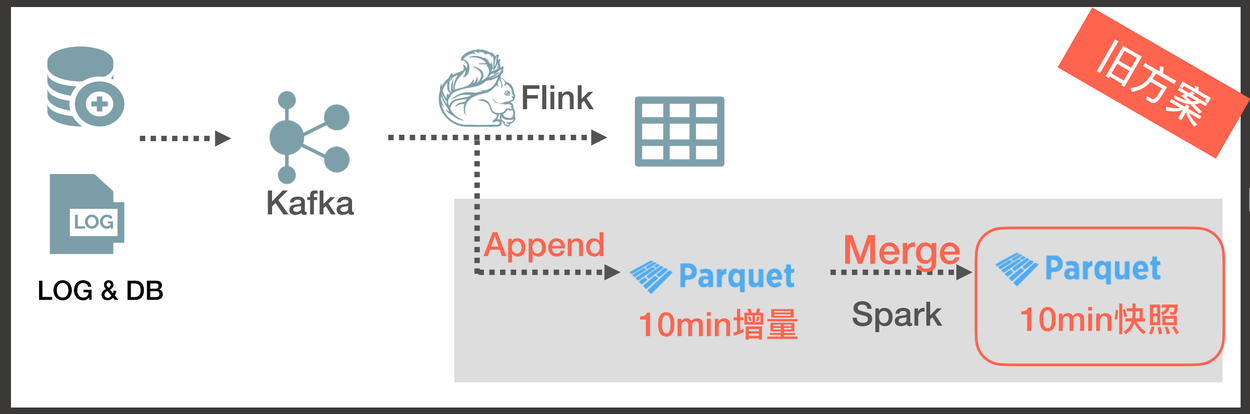
DataLake的建设与实践



1000+ 表和任务

- 分钟级标签/特征
- 业务近实时数据查询
- 分钟级业务指标与报表
- 小时级的模型训练

DataLake的建设与实践



近实时数据方案

缺陷

短周期快照10/30/60分钟级别的快照数据

1. 实时性无法满足，实时计算门槛高，按需开发成本高
2. 以空间换时间，浪费大量的存储资源
3. 没有ACID，更新期间并发访问不可用，可用率60%

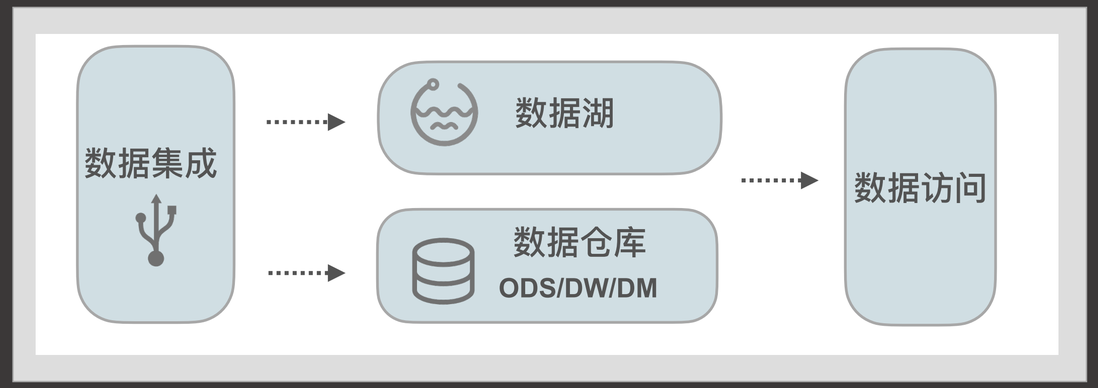
Iceberg存储方案

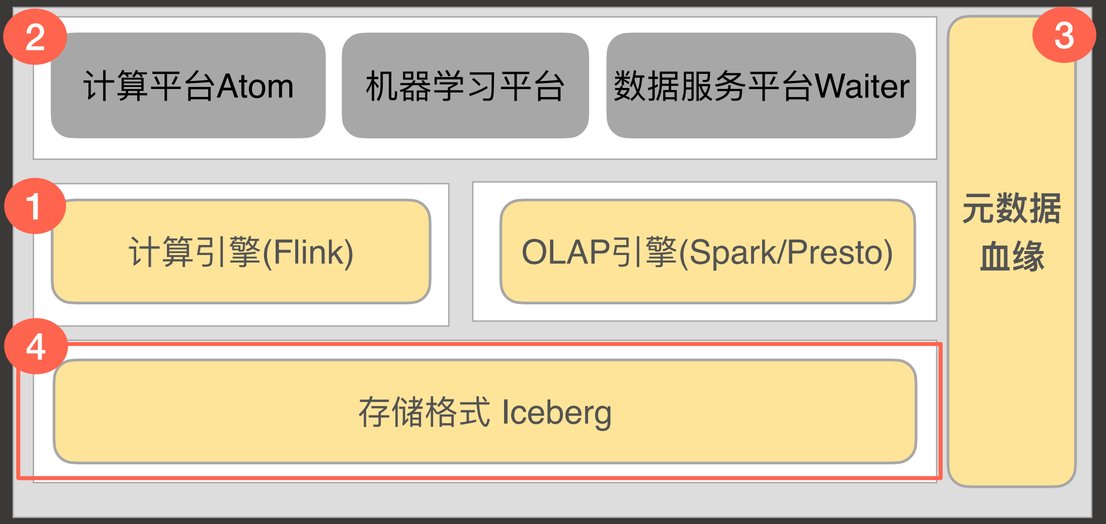
S级 数据延迟

99% 可用率

70% 节省资源

DataLake的建设与实践 - 基础设施建设





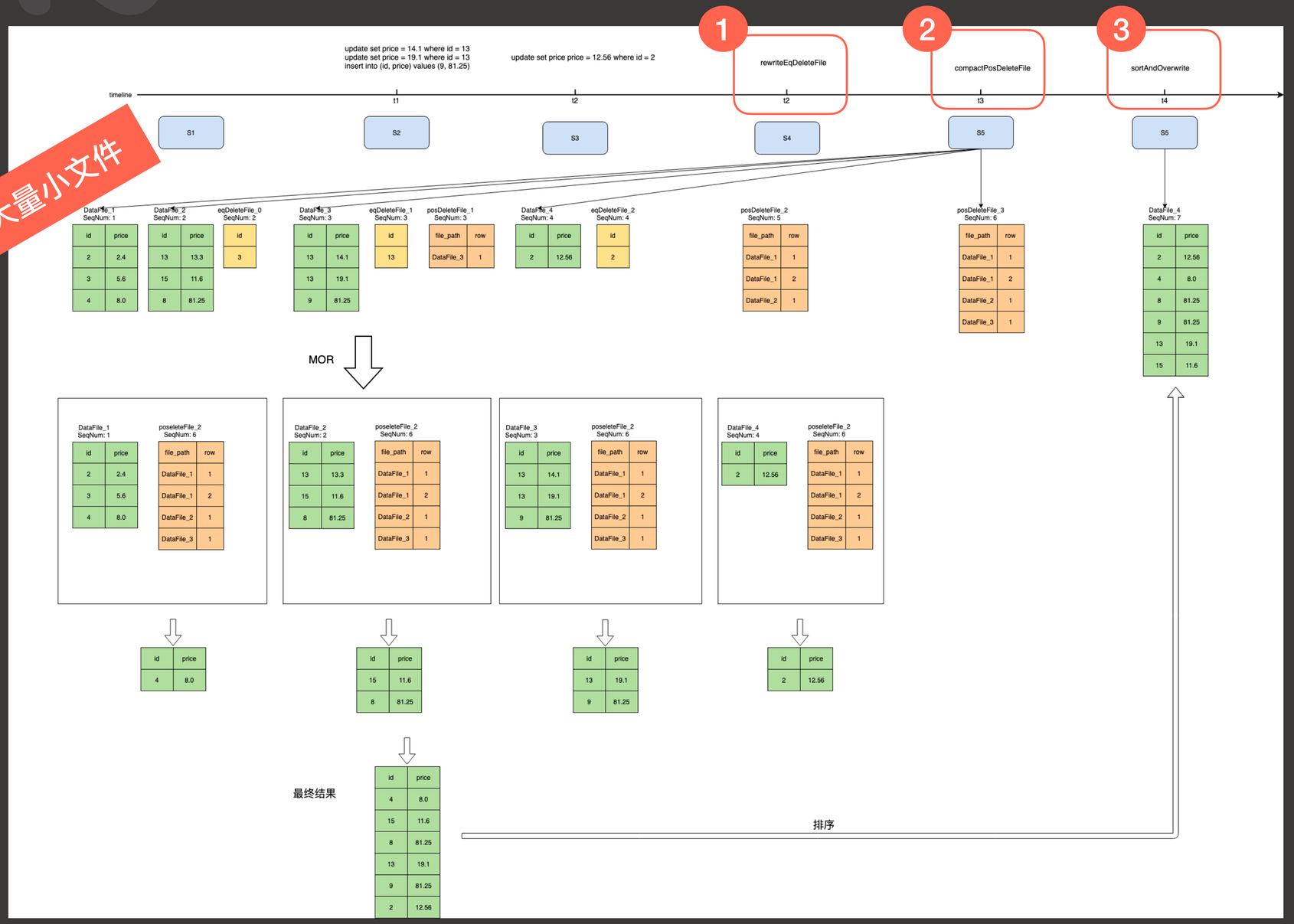
基础设施的建设

0故障

1. 计算引擎层： Flink/Spark/Presto社区版本支持
2. 统一元数据及血缘：Iceberg元数据的管理和查询
   血缘的接入-提供灰度自动切换的保障
3. 开发平台层： 计算平台/机器学习平台/数据服务平台
4. Iceberg的优化 Compaction的优化，性能提升10倍
5. DataCheckTool保证数据100%一致

数据仓库 与 数据湖 平台架构上并无本质区别，并不引入额外的成本

DataLake的建设与实践- iceberg性能优化



问题及原因

Iceberg表读性能差，文件多影响MOR性能

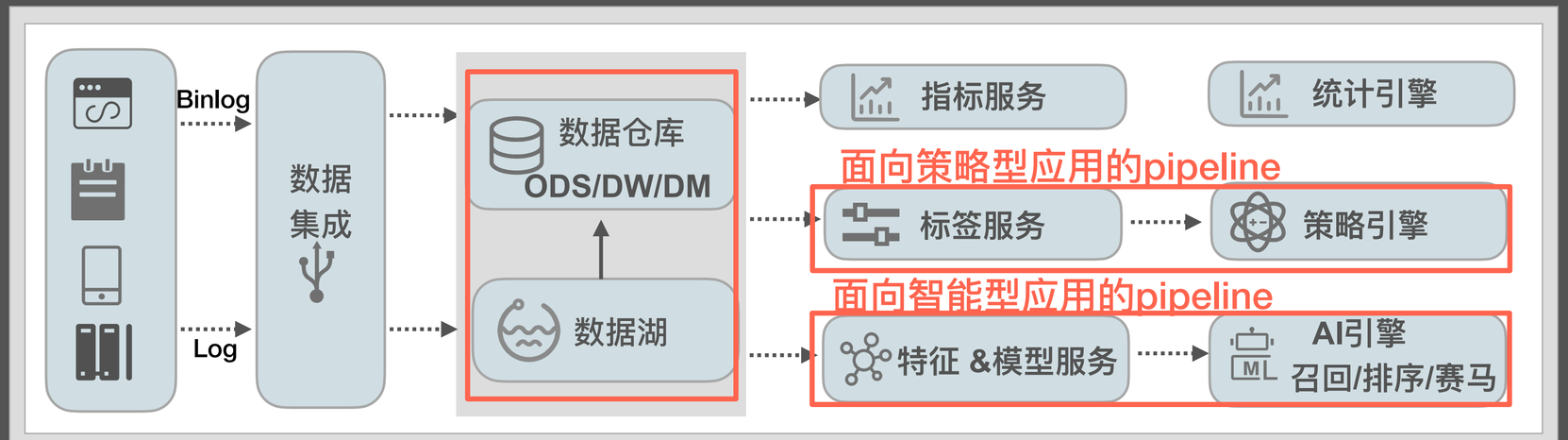
主要优化点

1. rewrite EqDeleteFile ->PosDeleteFile
2. compact PosDeleteFile
3. order by index & overwrite

平均读取性能提升10倍

DataLake的建设与实践-应用场景

中台



数据治理

- 指标治理
- 标签治理
- 表治理
- 任务治理

平台

基础服务

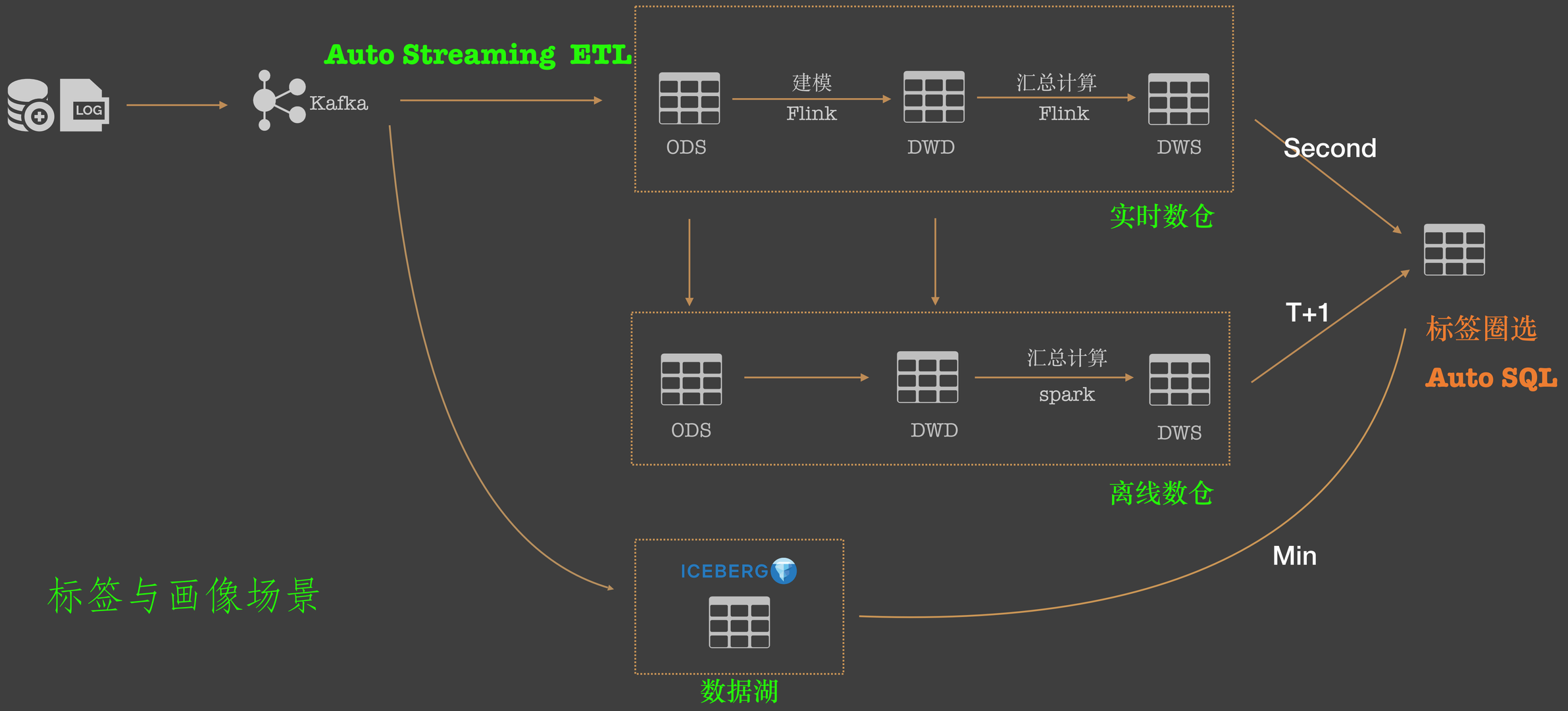
- 统一元数据
- 数据血缘
- 监控服务

特征和样本近实时存储 - 支持模型实时训练

标签服务 - 支撑近实时的用户圈选运营活动场景

DataLake的建设与实践-应用场景

网易严选



标签与画像场景

DataLake的建设与实践 - 应用场景

数据湖开放

如何使用湖和仓？平台提供数据集成-数据访问能力

近实时数据查询 - 支撑供应链/商品中心/财务等业务实时数据查询

网易严选

1

数据驱动技术体系

数据分析-> 数据决策

2

数据及算法中台

DataLake

AutoDW

3

数据及算法平台

智能任务调度

Cloud Native

数据和算法平台

网易严选

数据计算 - 智能任务调度 - 问题和价值

网易严选

离线计算
几万+ 任务调度 手工管理

实时计算
万+ 任务手工管理

模型训练
上千+ 训练任务依赖管理

在线特征
上千+ 特征计算任务依赖管理

数据生产沙盘

调度影响重大

生产效率
几万+ 任务调度 手工管理

服务器成本
砍掉50% +服务器预算

数据质量
年均2起+ 人工调度失误导致故障

场景复杂度
任务类型:流批混合

任务种类:人工开发 + 自动生成

多调度引擎:Airflow + Azkaban

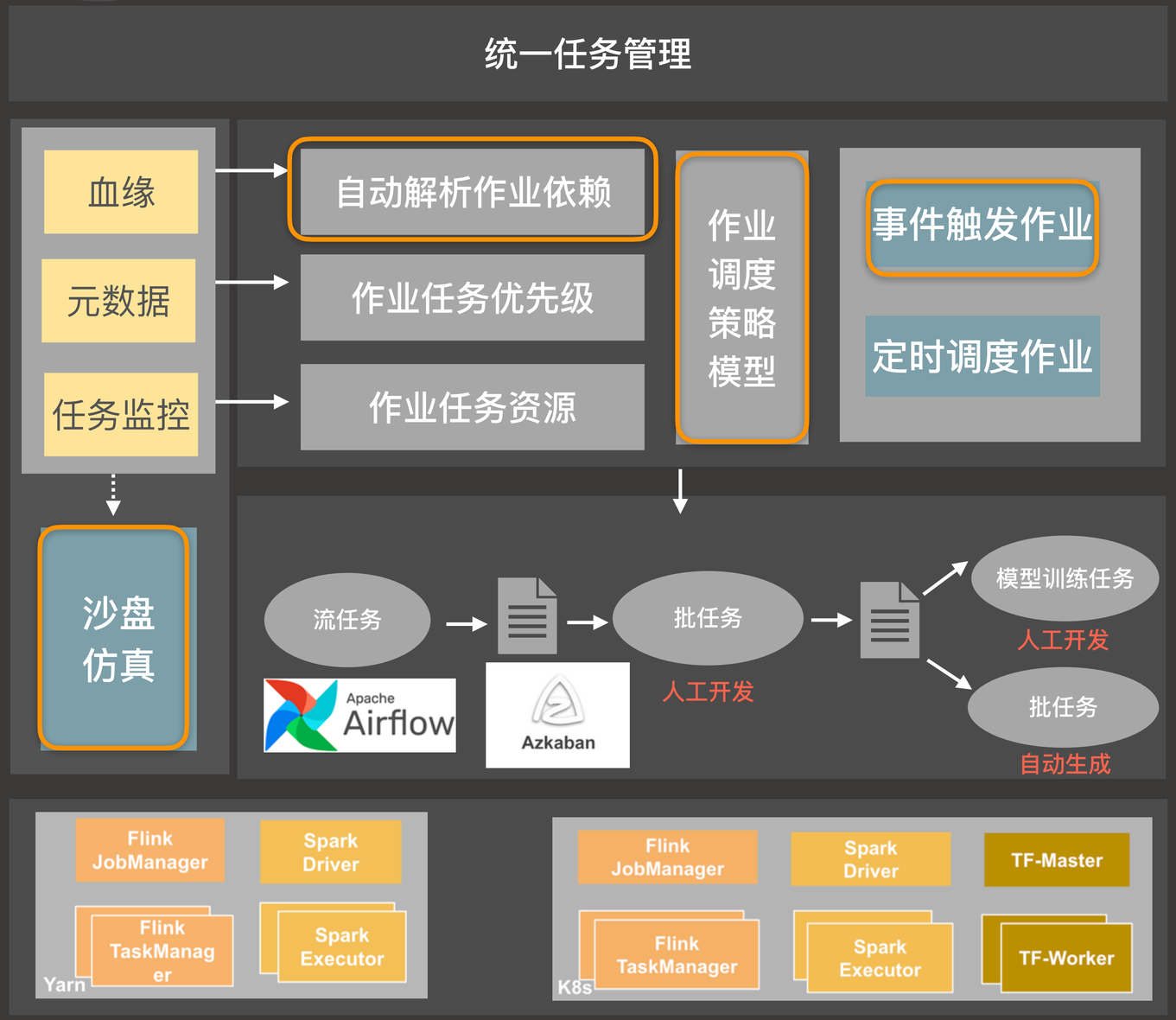
多资源调度: Yarn + K8S

自动化/智能的调度管理系统

YAWS

现状 → 推演 → 价值 → 策略

批流任务智能调度 - YAWS架构设计



Cloud Native 架构

批/流/AI跨多平台任务提交与管理

支持Yarn/K8S调度，屏蔽基础设施细节

统一的API服务，支撑上层应用计算任务

eg. 日志平台/标签服务/指标服务等

调度策略

全链路数据血缘调度，不依赖人工配置，准确率99.9%

事件触发作业，解决流批混合调度，数据准确率100%

沙盘仿真模块，量化策略效果，准确率99%

智能调度策略，血缘+任务优先级+任务资源的策略模型

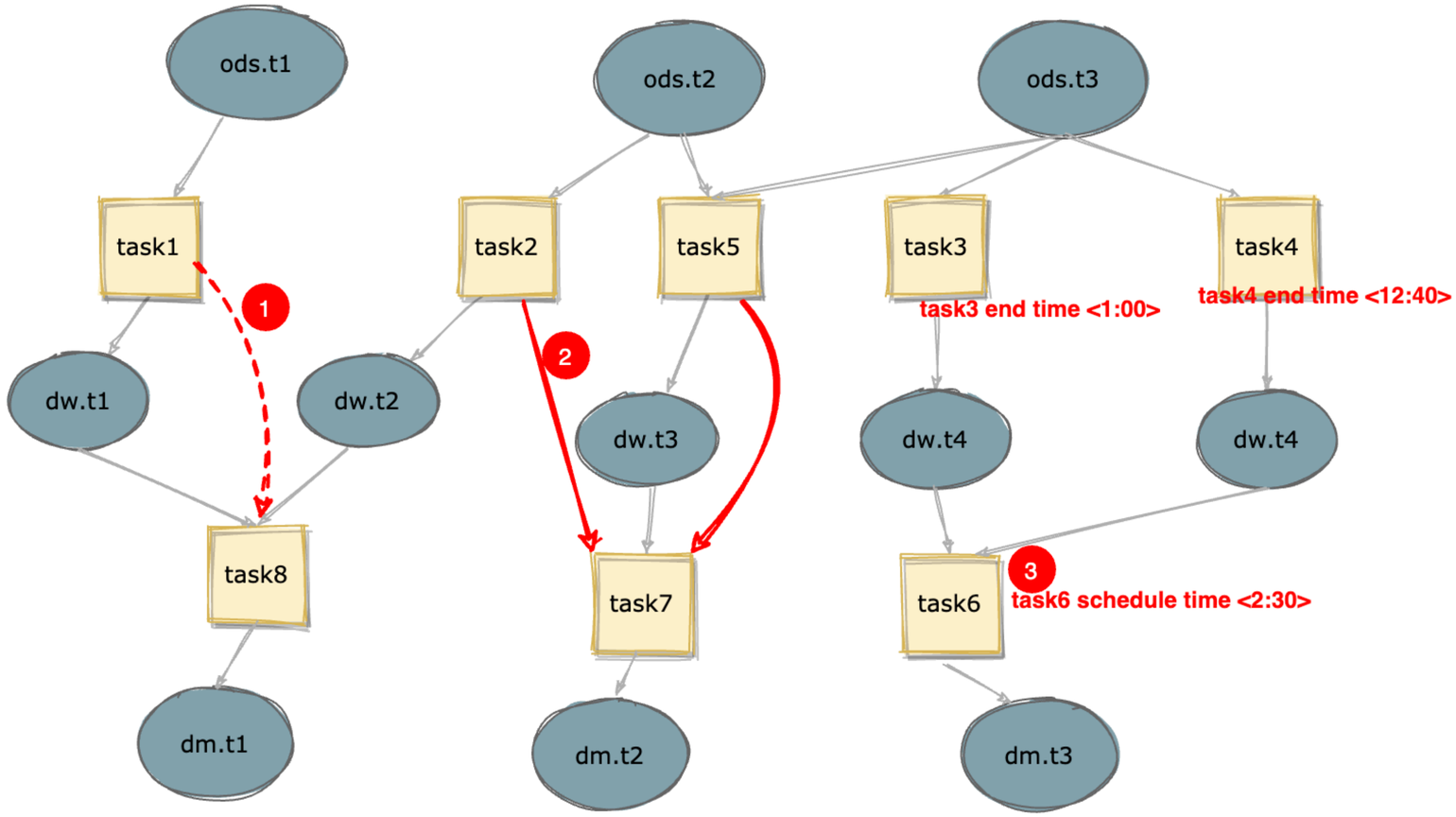
调度执行

调度引擎-Airflow 和 Azkaban

K8S- 批处理/流计算/算法训练任务资源混合调度

Data & AI 混合调度，AI-Pipeline 端到端的流调度管理

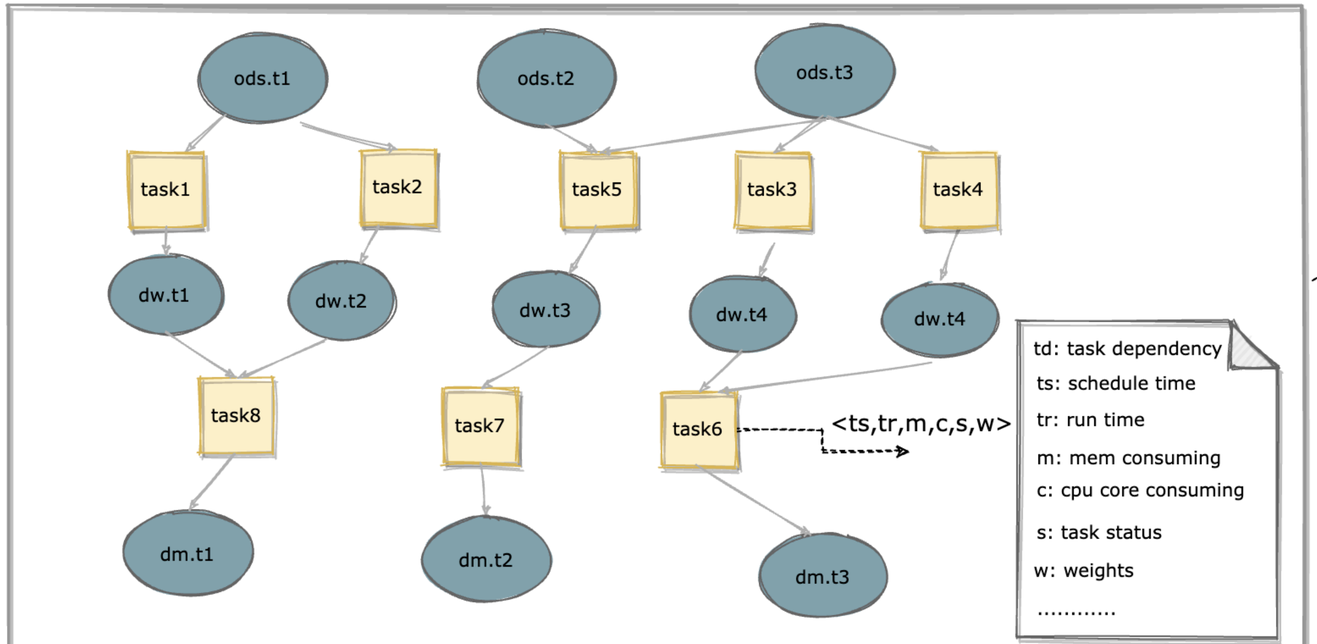
批流任务智能调度 - 调度策略



原来存在问题：

1. 缺依赖导致数据准确性问题
2. 多依赖导致下游不必要的等待
3. 调度时间设置不优化

批流任务智能调度 - 调度策略

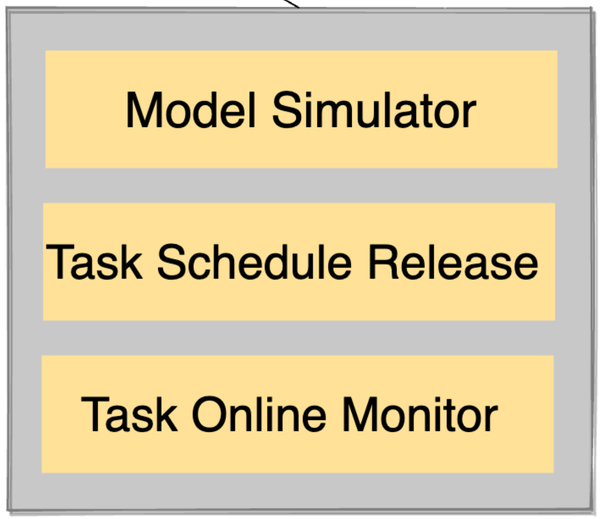


$$
\begin{cases}
T_i^{Dependency} = & < T_1, T_2, T_k, \dots > \\
T_i^{Schedultime} = & Min < (T_1^{Schedultime} + T_1^{Runtime}), (T_k^{Scheduletime} + T_k^{Runtime}) > \\
Core^{limit} = & \sum_{k=1}^{N} T_k^{core} < Max(core) \\
Mem^{limit} = & \sum_{k=1}^{N} T_k^{memory} < Max(mem)
\end{cases}
$$

Lineage-Based Model for Schedule

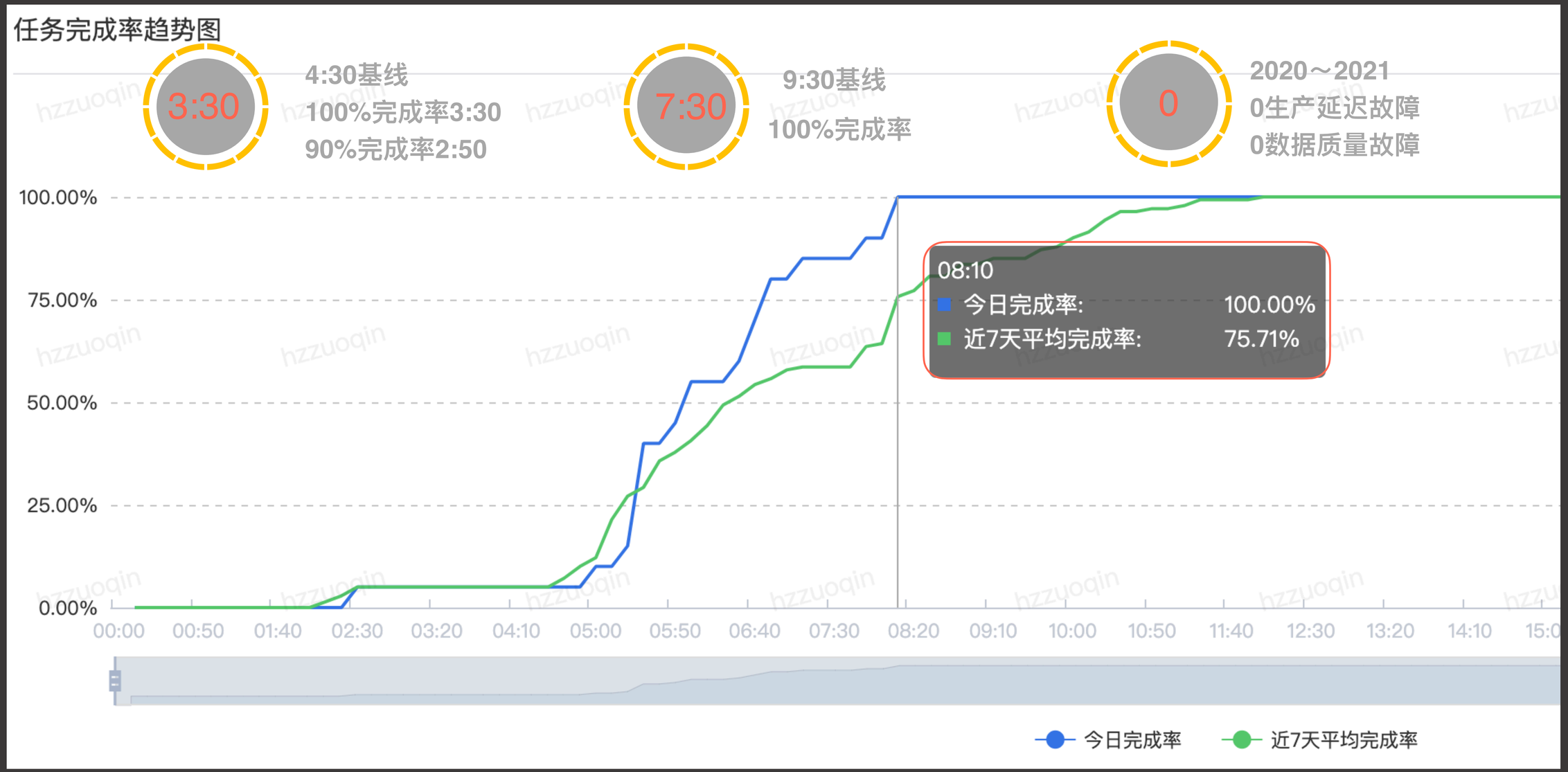
Task Schedule List

TaskName	StartTime (T+1)	StartTime (Today)
t1	12:50	12:30
.....	.....	.....

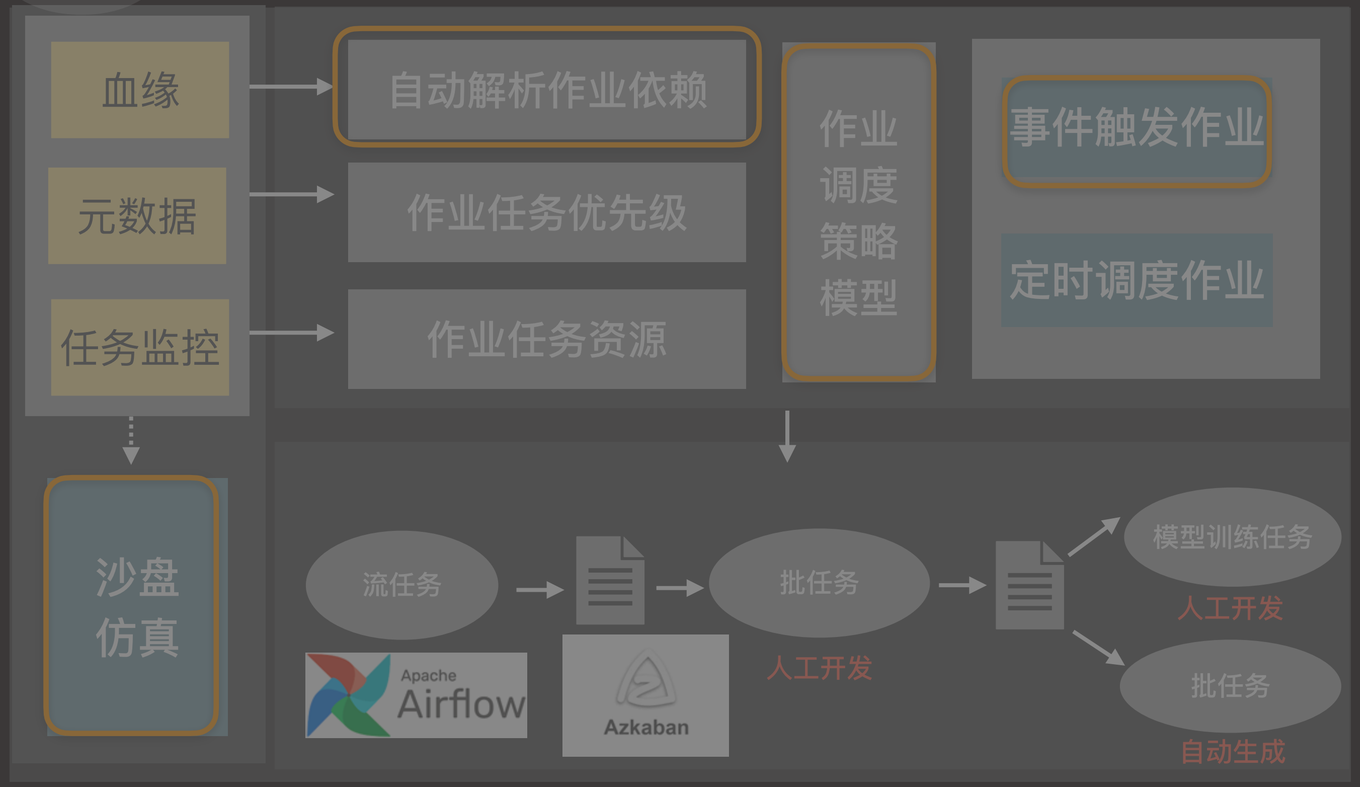


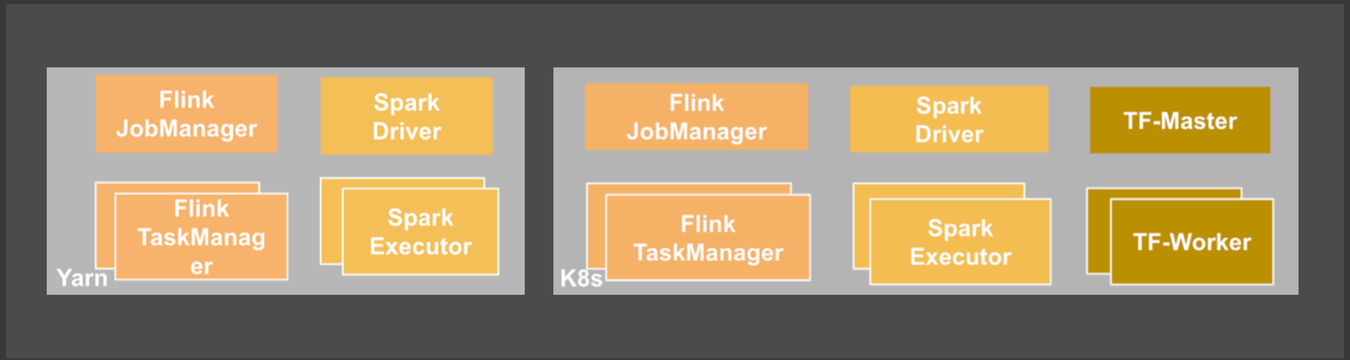
Auto Task Schedule

批流任务智能调度 - 调度策略



批流任务智能调度 - 资源调度





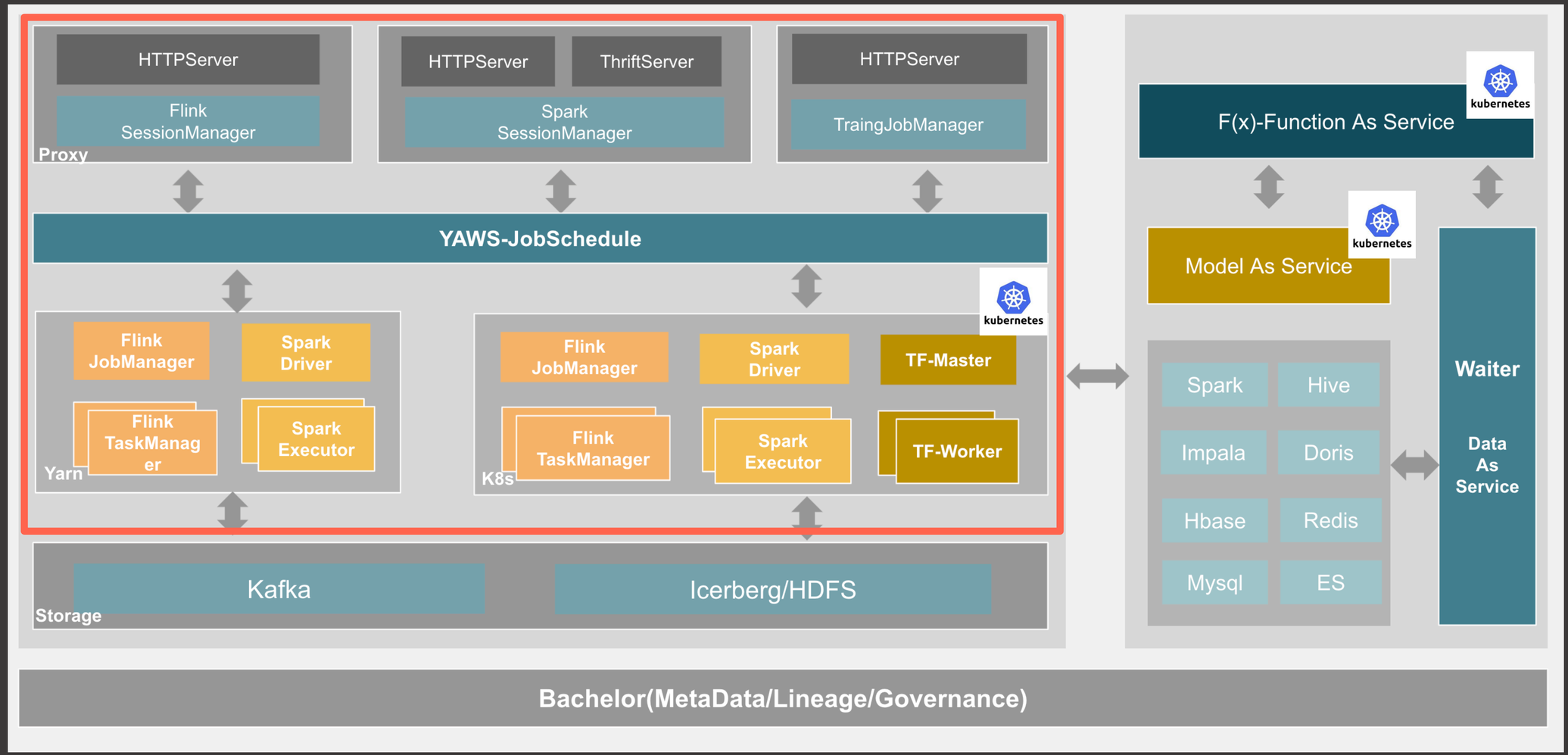
资源混合调度

- 实时和离线计算使用不同的Yarn集群
- Yarn运维复杂，缺乏好用的运维工具
- Yarn资源隔离不彻底，任务之间容易相互影响
- 峰值流量场景，集群资源无法快速伸缩

任务资源调度- Cloud Native

- 批处理/流计算/算法训练任务混合部署
- 提供资源统一管理和分配
- 大促期间，计算资源快速扩缩容，抵抗峰值压力

批流任务智能调度 - CloudNative



总结和展望

数据仓库与数据湖发展

+ 数据仓库
  - 准实时数仓（30分钟延迟 或 更少）
  - 指标定义即实现
  - ……
+ 数据湖
  - 更快的访问性能
  - 更低的数据延迟
  - ……

不同的场景 | 不同的数据使用理念

数据湖不会替代数仓，而是长期共存

总结和展望

更可靠的数据生产和访问

+ DataOps
  - 大数据全链路的压测
  - 任务的自动降级
  - ……

+ 数据访问
  - 统一的数据网关服务　　适用于各场景(nosql & nosql)的数据查询
  - 存储引擎的减少与优化
  - ……