

微信视频号的实时推荐技术架构

林枫

flashlin@tencent.com

腾讯微信 高级工程师



企业级一站式数字技术学习平台



原创精品
课程



知识技能
图谱



岗位能力
模型



测学考评
体系



分层分级
培训



数字管理
系统

数字化专业人才培养方案定制



13167596032

<https://b.geekbang.org/>



扫码免费咨询

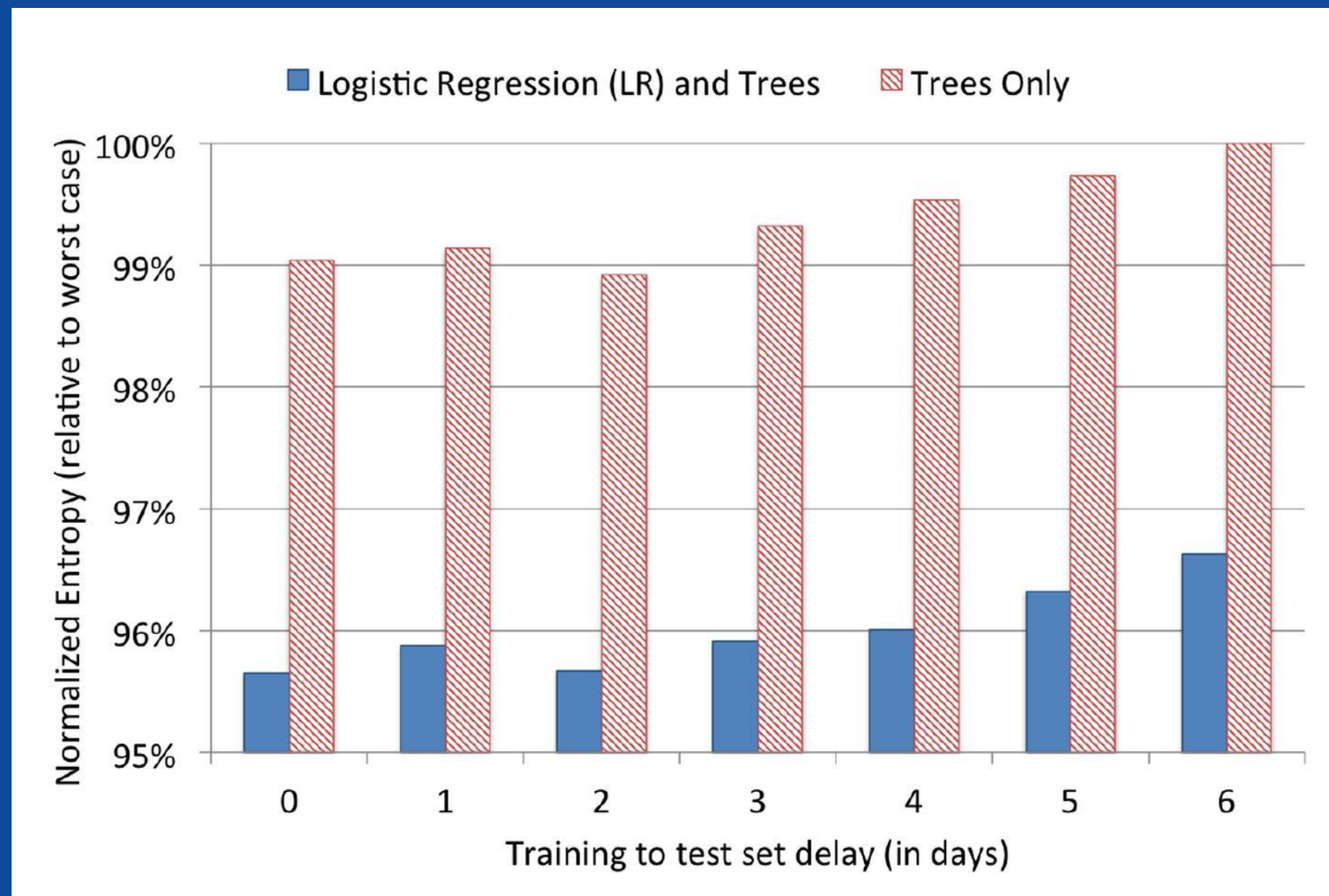
大纲

- 实时推荐系统的意义和挑战
- 视频号流批一体的特征服务
- 视频号大模型的毫秒级上线

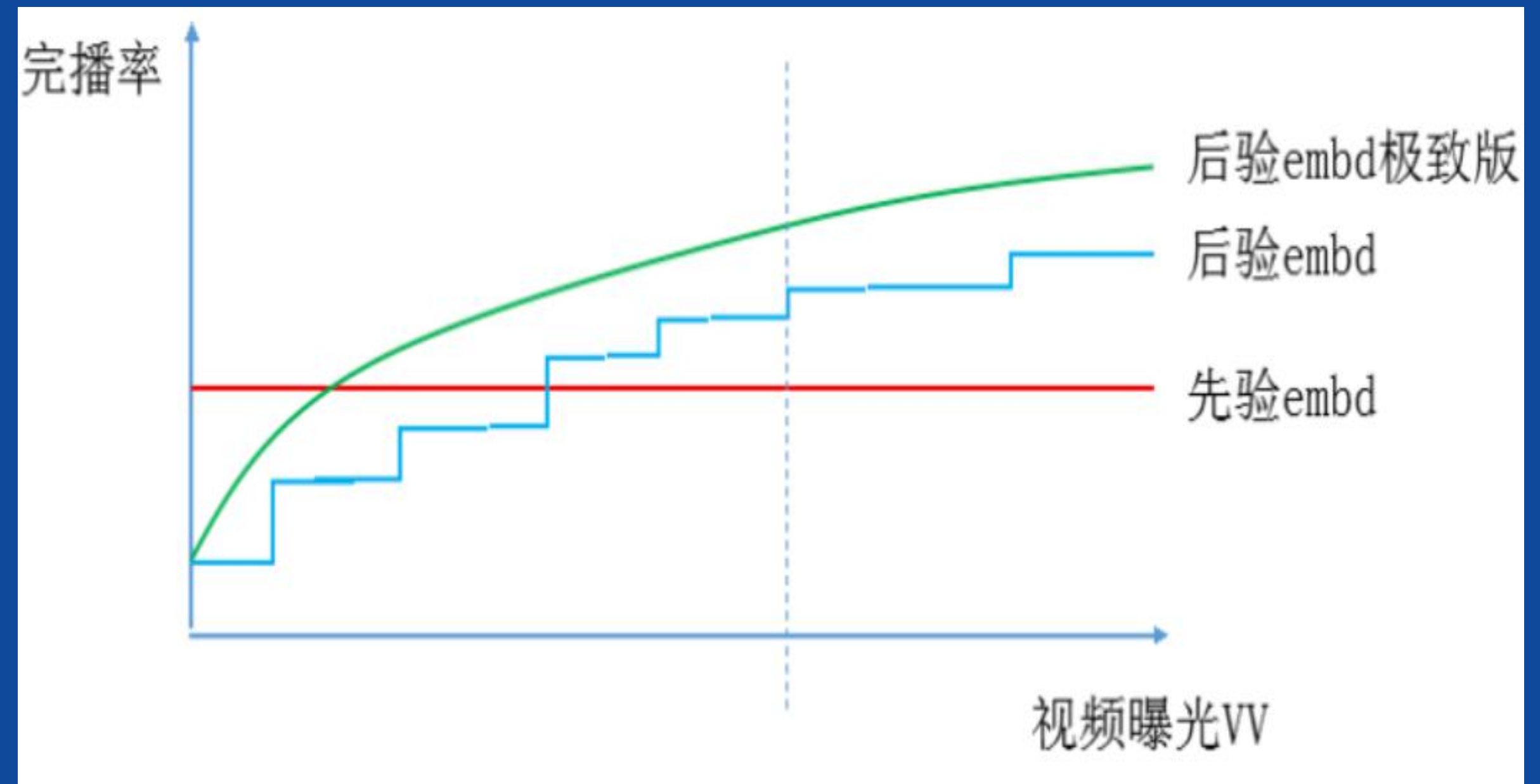
推荐系统越来越多



算法很重要，但实时性也不能忽视

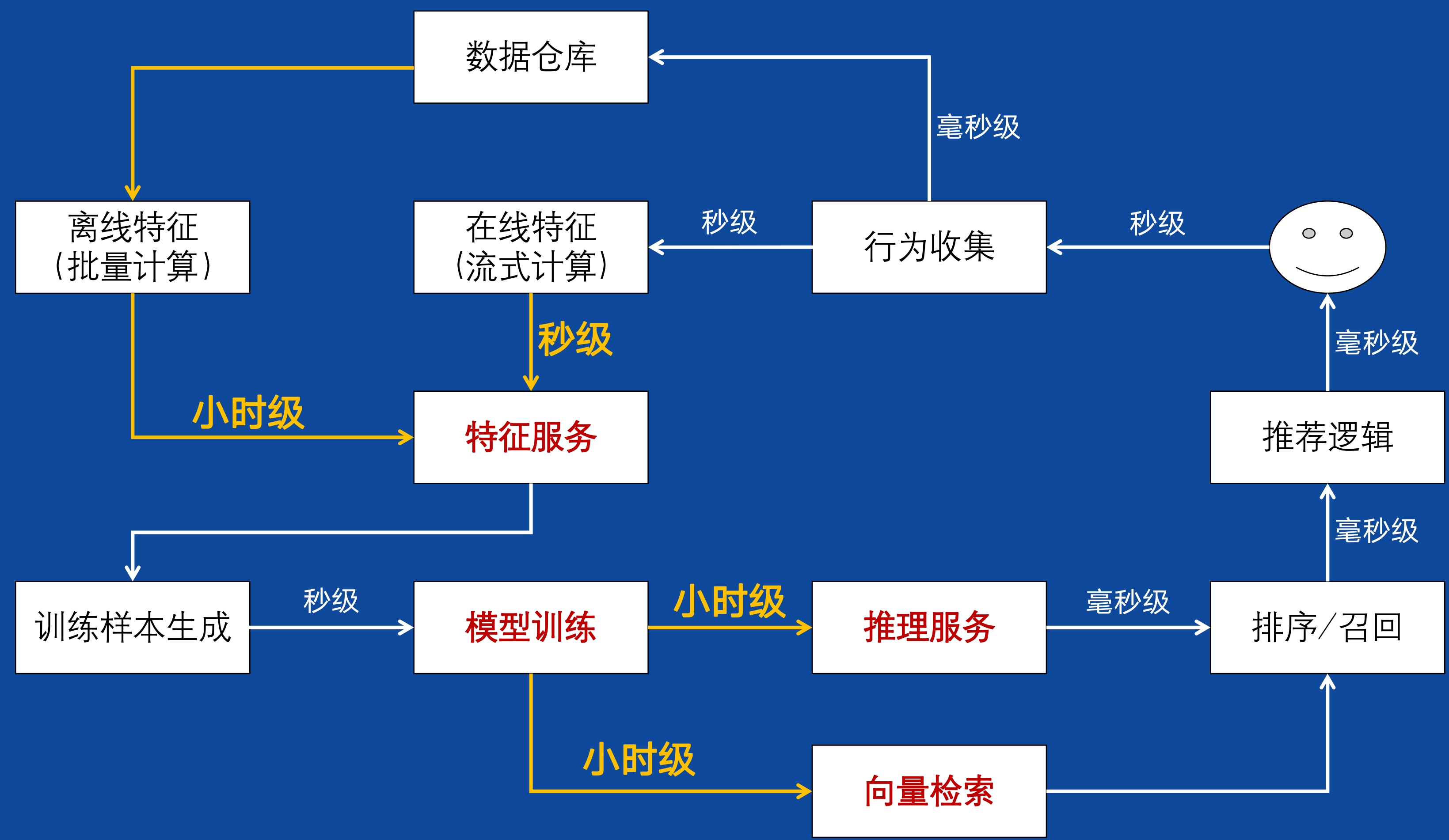


facebook 论文



让好内容更快被发现

实时性的挑战



大纲

- 实时推荐系统的意义和挑战
- 视频号流批一体的特征服务
- 视频号大模型的毫秒级上线

特征服务的痛点与现状

业务痛点:

1. 可以高吞吐导入大批量的数据;
2. 流批一体, 既能在线写, 也能高吞吐离线导入;
3. 使用 UDF 实现特征计算逻辑;
4. 支持大 Batch 扩散读, 且性能好;
5. 可以扫描数据;
6. 支持 List 、 Hash 、 HyperLogLog 等数据结构;

组件	持久化	读吞吐	扩散读	扫描能力	在线写	离线导入	存储模型	扩展性	运营成本	UDF
Redis	1	1	0	0	2	0	2	1	1	2
HBase	2	0	0	2	1	0	1	2	2	0
PaxosStore	2	2	1	1	2	0	1	2	2	2
HBase + Redis	2	2	1	1	2	0	1	2	1	0

高吞吐导入的挑战

高吞吐导入会影响在线服务的可用性

- 服务的 CPU，磁盘IO，网络带宽 资源有限，突发流量会影响在线服务；
- Compaction；
- 需要业务自行控速，不同任务可能同时导入；
- 数据量大，十亿乃至千亿，导入耗时长；

有状态的存储服务扩展成本高

- 机型成本高；
- 数据需要腾挪；
- 横向扩容后读扩散严重；

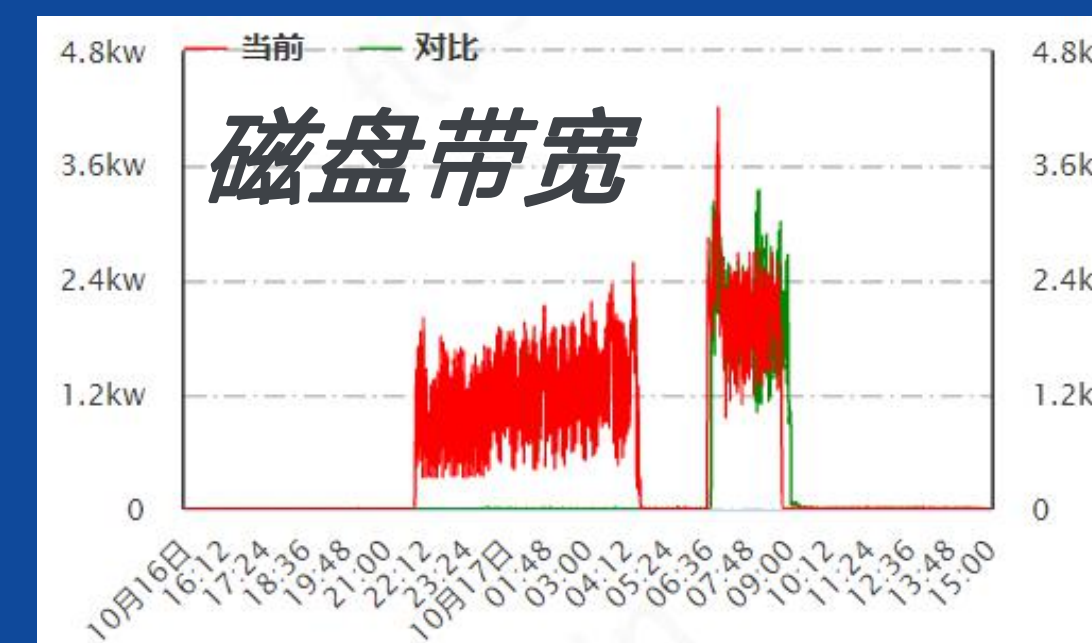
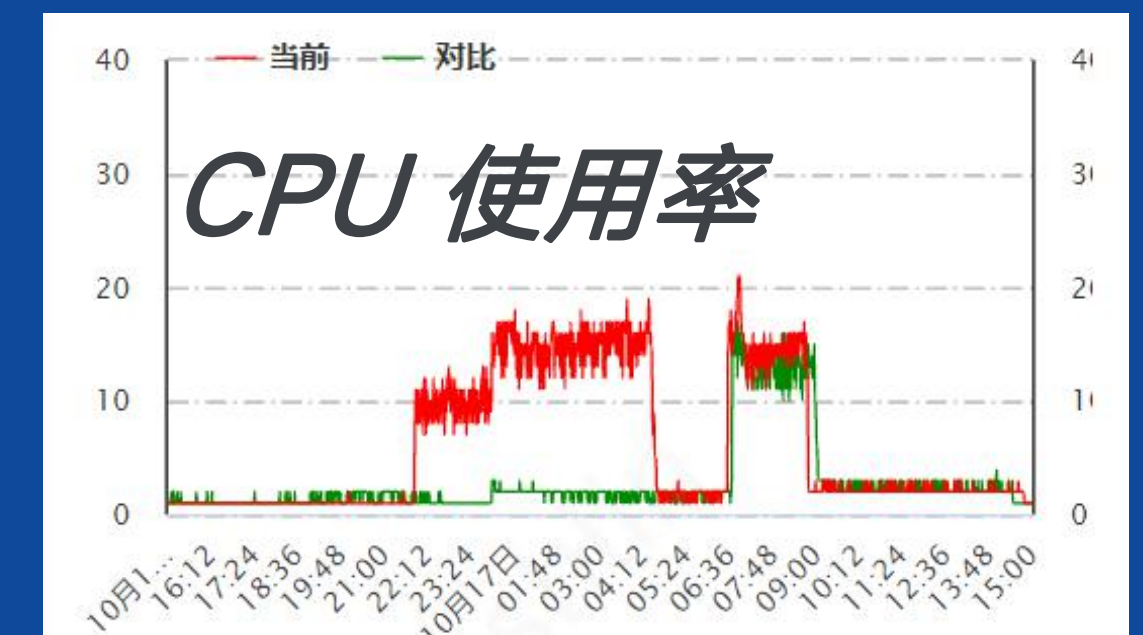
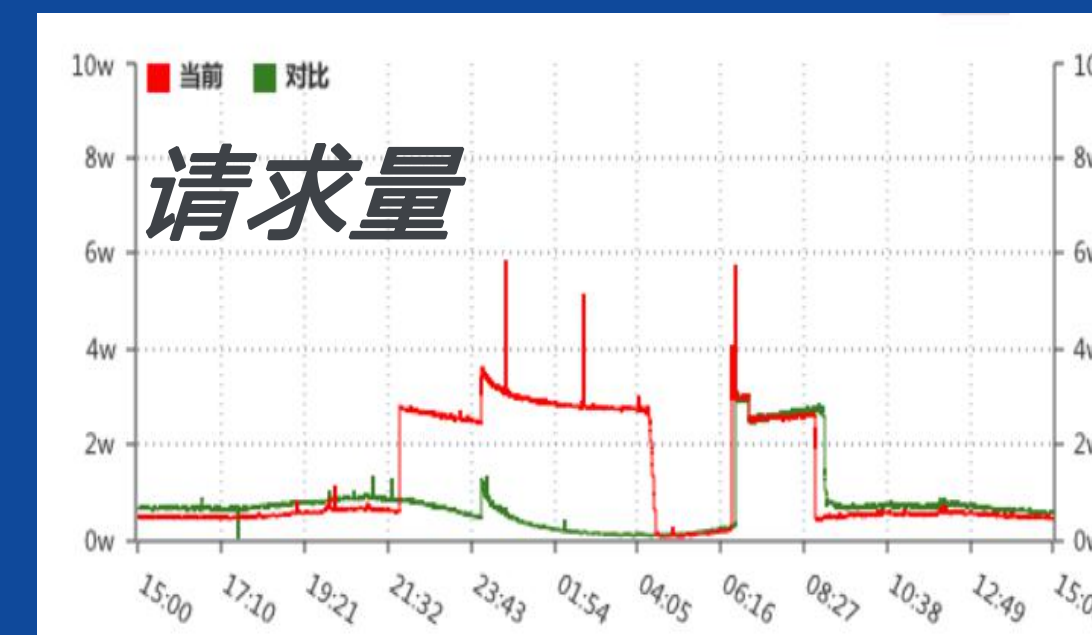
业务需求：

业务A：想时在 5 小时内导入 40 亿条数据

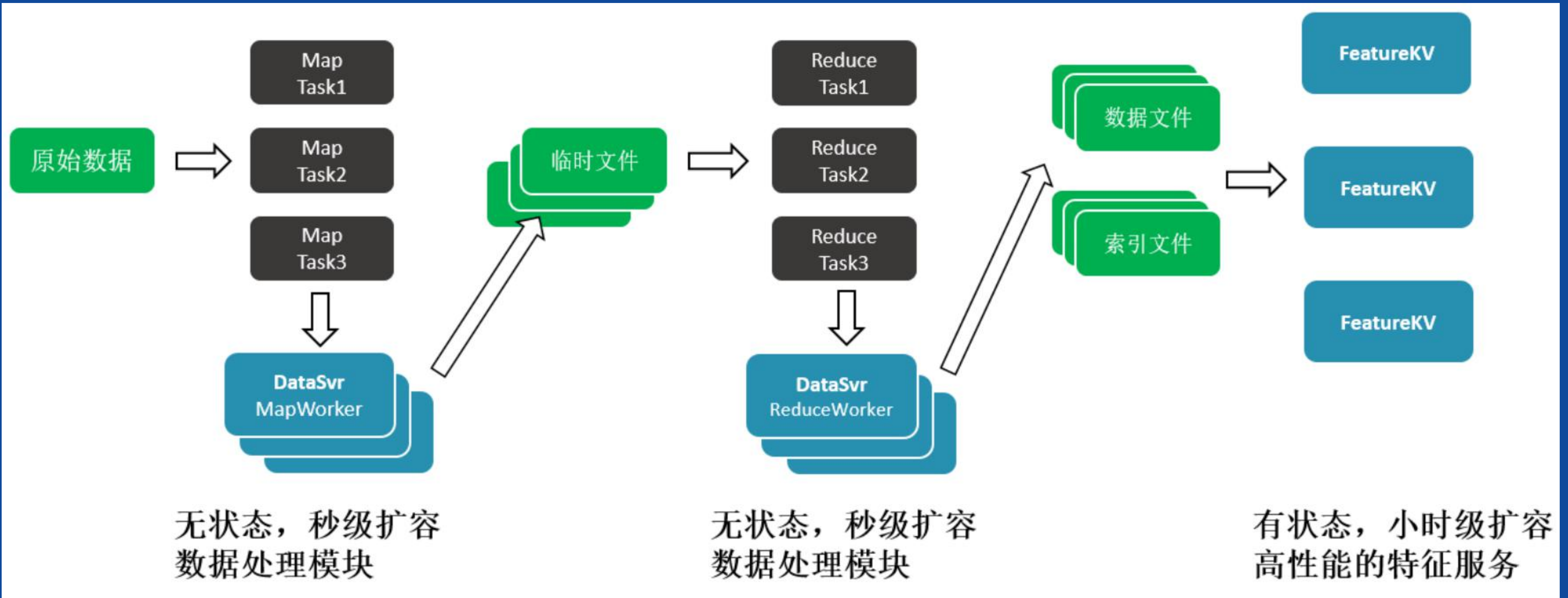
业务B：想在 1 小时内导入 1TB 数据

...

在线存储：



读写分离的数据导入



读写分离的数据导入

- 10TB 的数据只要 4 小时，导入速度是 730MB/s ；
- 1000 亿 key 只要 8 小时，导入速度是 340 万 key /s ；
- 加机器可以近线性提速；
- 读写分离，导入时不会影响在线的特征服务；

流批一体的背景

在线特征：

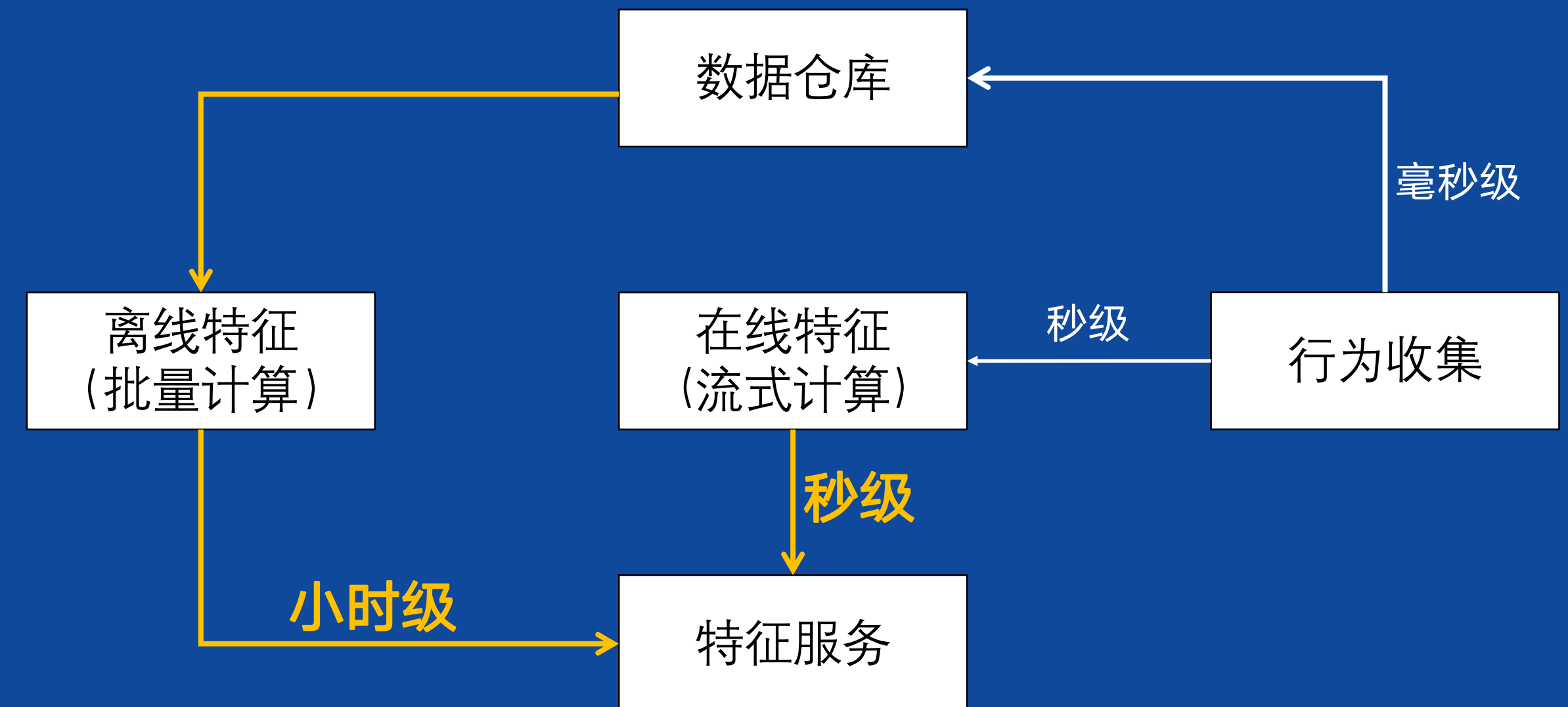
- 用户行为统计；
- Flink 流式计算；

离线特征：

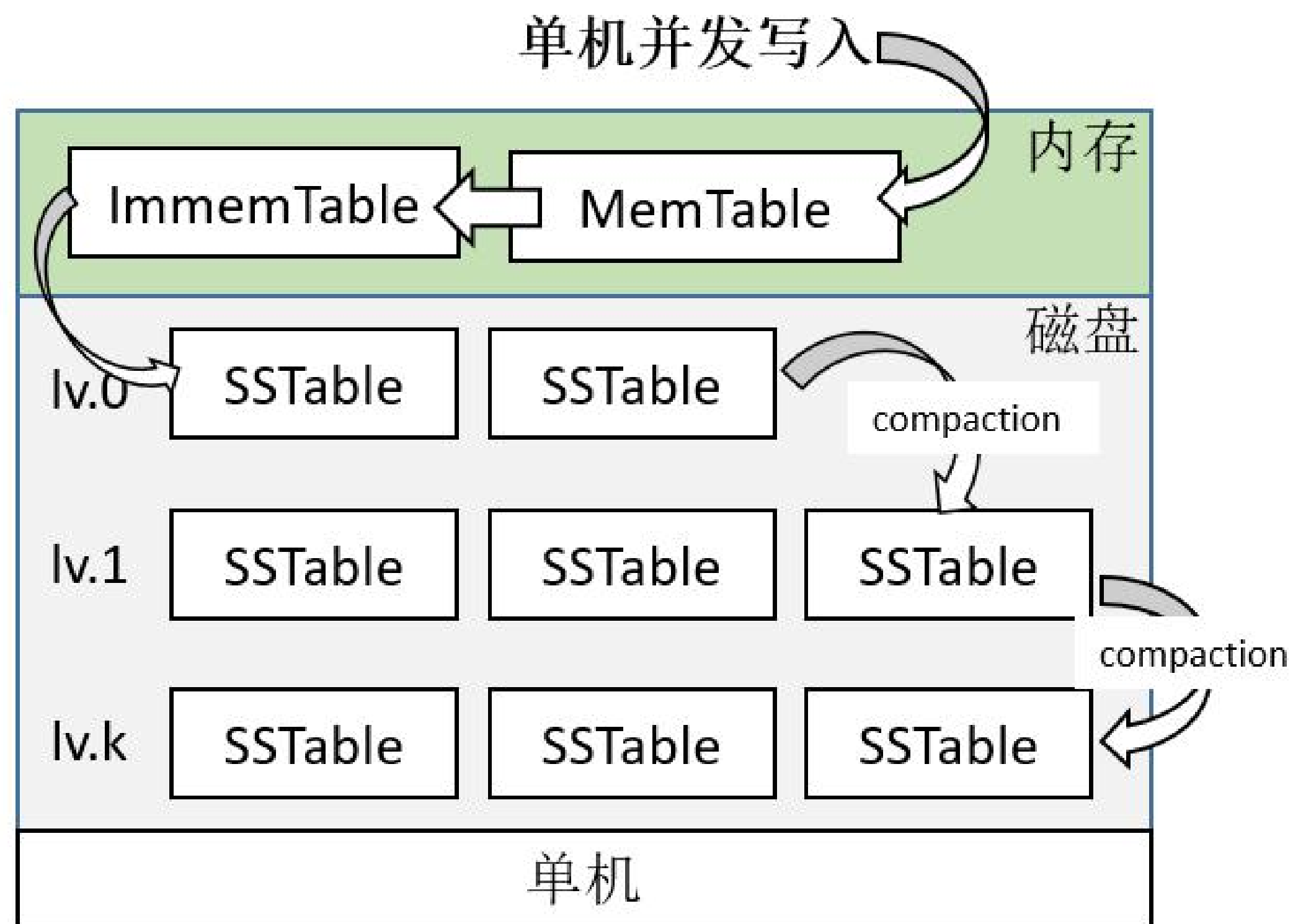
- 用户画像；
- Embedding；

两套存储 HBase + Redis ?

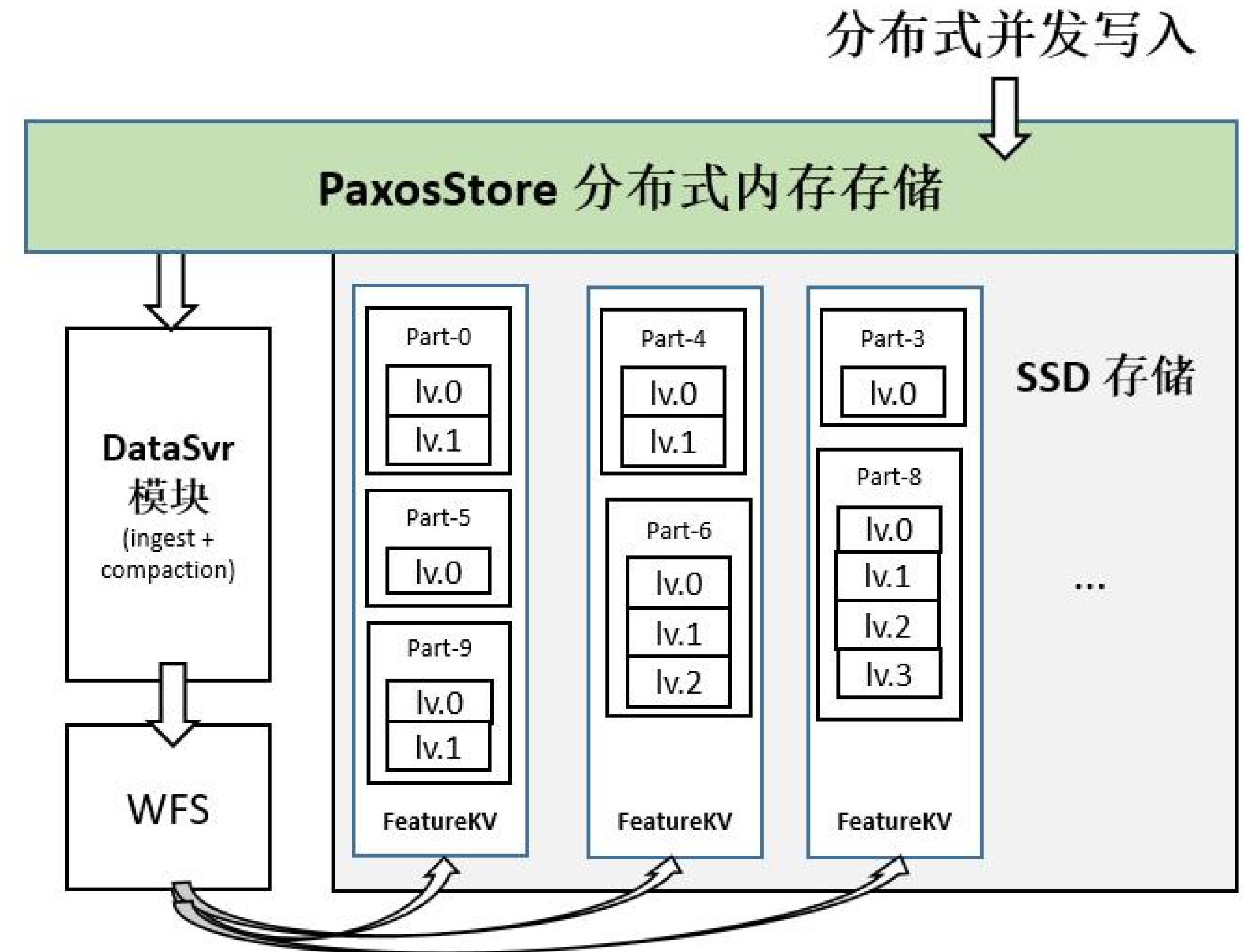
- 存储成本
- 开发成本
- 运营成本



分布式 LSM 引擎

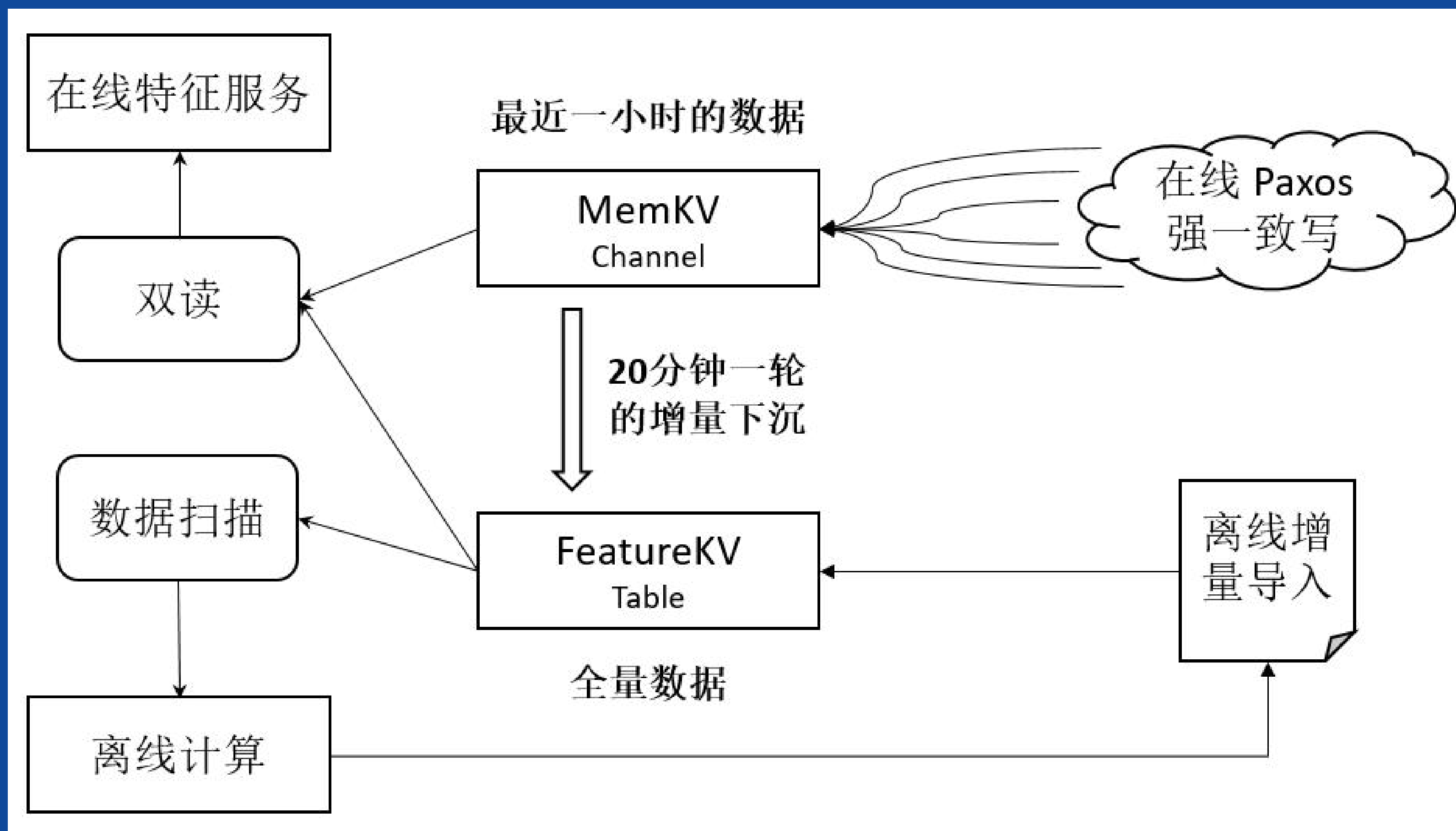


单机 LSM - LevelDB



分布式 LSM - FeatureKV Online

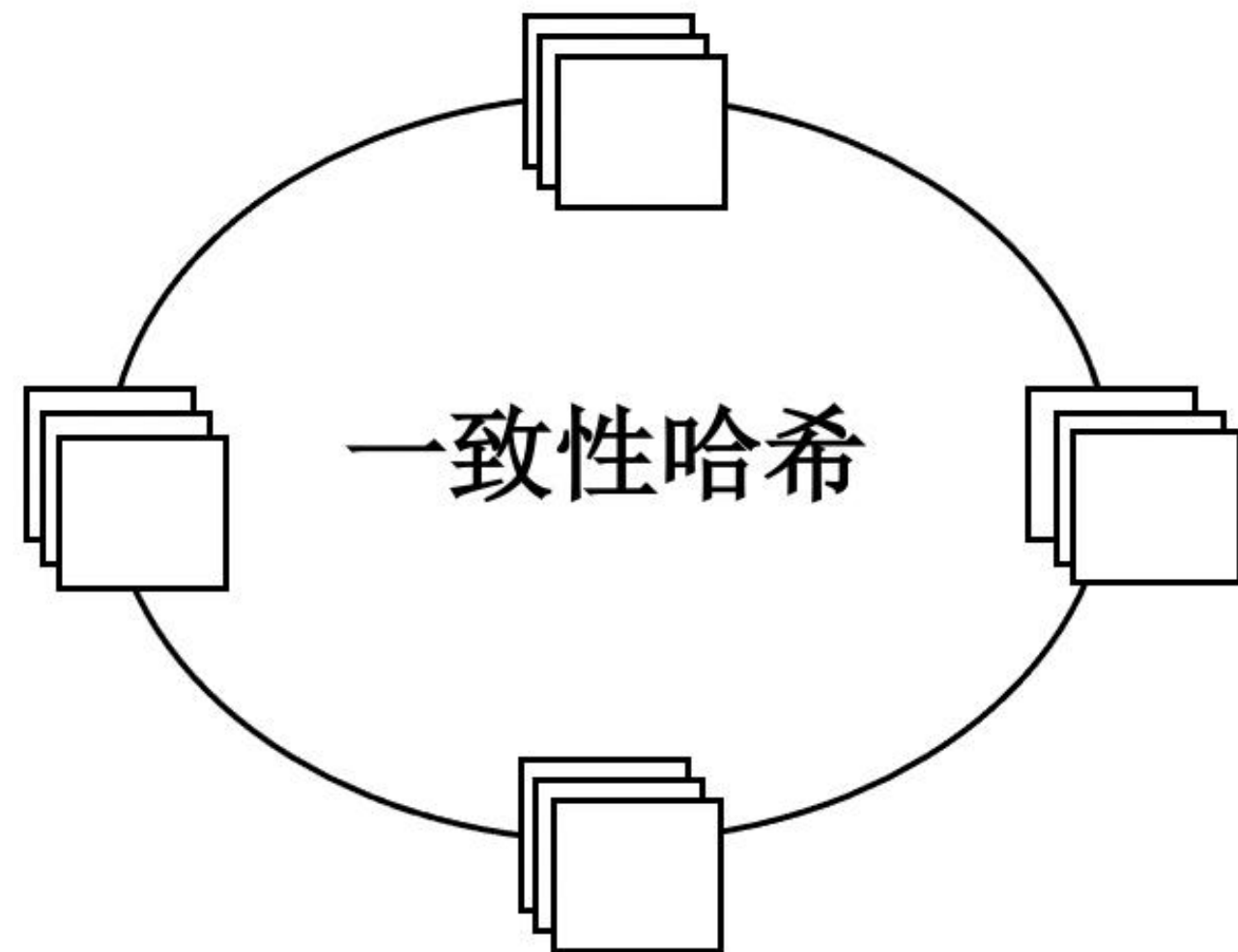
流批一体的特征服务



灵活扩展

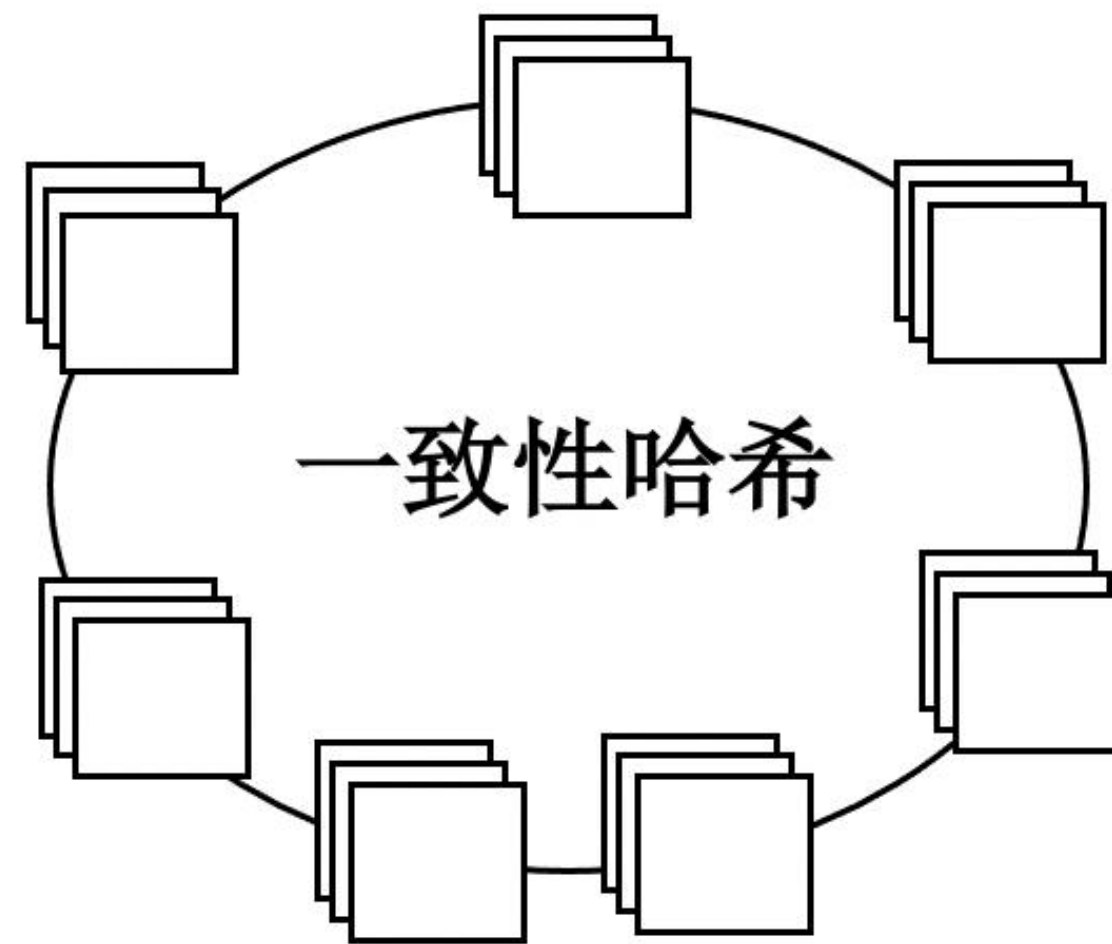
- RPC 数量越多，越容易出现长尾请求；
- 而一次特征查询的耗时由长尾 RPC 耗时决定；

原始情况



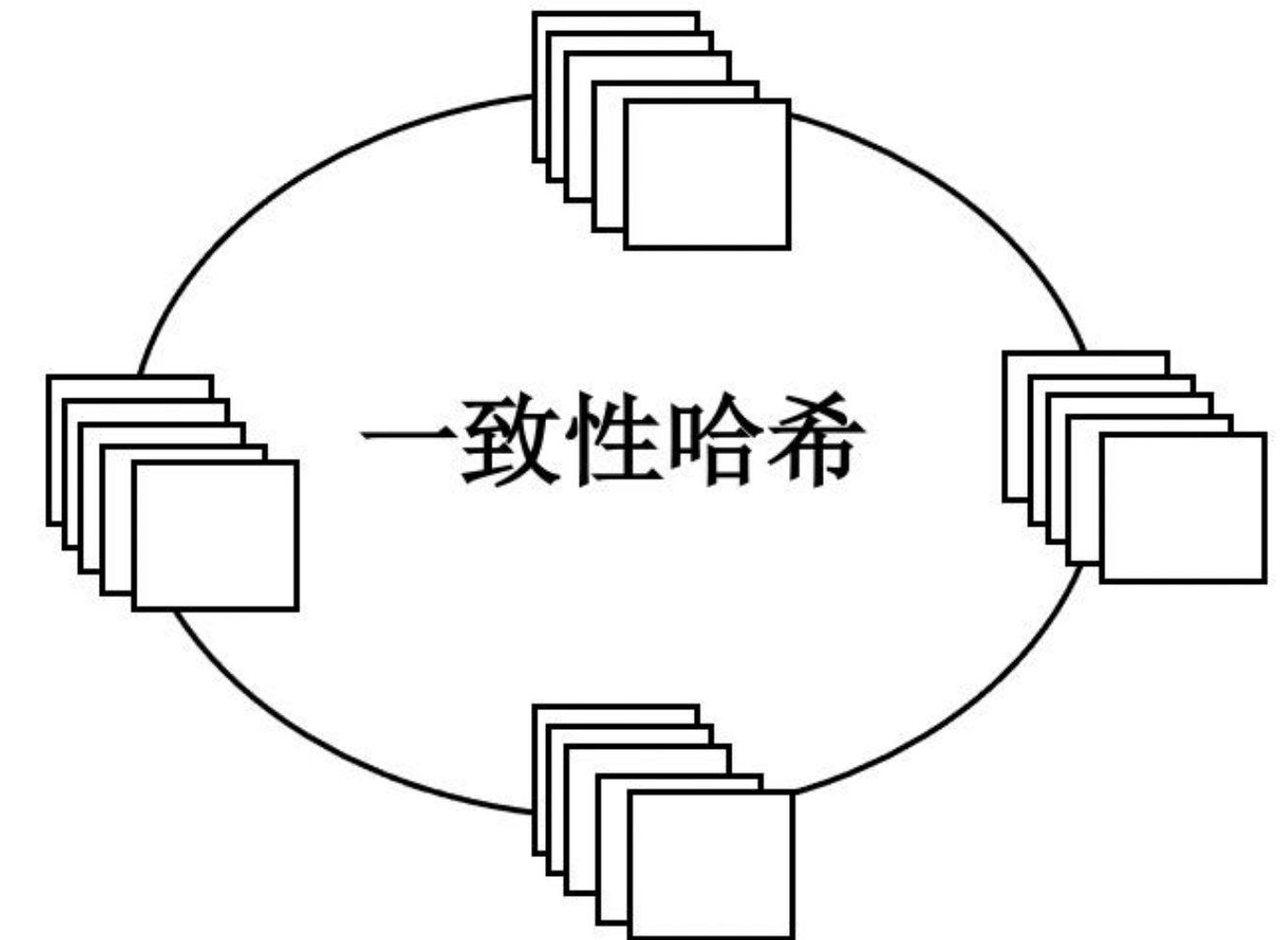
横向扩容

扩容量和读能力，带来RPC发散问题



纵向扩容

只扩读能力，避免RPC发散问题



多种数据结构支持

- 有序的 KV 存储引擎可以表示高级数据结构

HSET

- **Hash**

HMSET

- 宽表存储, {key}{field} => value

HGET

- 磁盘中连续存储, 一次 IO 可以读出一行

HMGET

LPUSH

- **List**

RPUSH

- 队列存储, {metakey} , {key}{index} => value

LPOP

- 磁盘中连续存储, 一次 IO 可以读出连续一段

RPOP

高性能 UDF

- User Define Function ;
- 基于 WASM 实现，支持 C++ / Rust / Javascript 等语言；
- 类似于 Redis 中的 Lua 脚本，但拥有更好的性能（~100x），接近原生 C++；
- 和主进程严格隔离，可控制运行时间；
- 支持链接第三方库，比如 ProtoBuf, TensorFlow, MKL 等；
- 用途：高性能计数器、特征选择、特征拼接

C++ ProtoBuffer 多 filed 求和测试：

方法	微秒
原生代码	40.4
微信I T SBD	36/ 2
类Pcbg (js_解释器, 性能关键部分使用A库)	55502
类Pcbg (js_解释器)	145337

视频号特征服务的总结与展望

- 现已解决了的痛点
 - 可以高吞吐导入
 - 流批一体
 - 读性能高
 - 可以使用高层次的存储模型 (Hash/List) ， 可以使用 UDF
- 未来工作
 - 数据湖，实时数仓
 - 特征工程
 - 在线图数据库

组件	持久化	读吞吐	扩散读	扫描能力	在线写	离线导入	存储模型	扩展性	运营成本	UDF
FeatureKV Online	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2

大纲

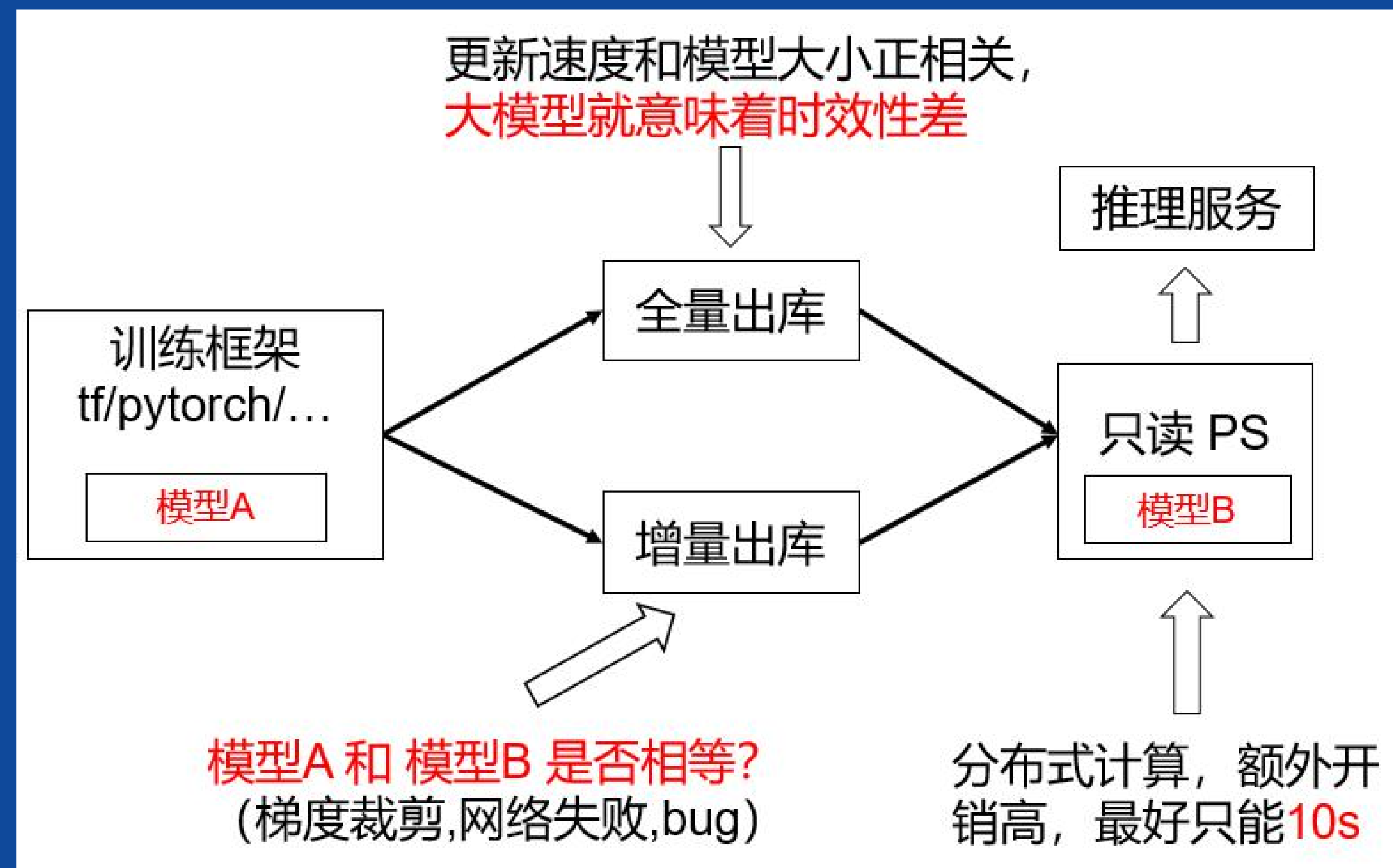
- 实时推荐系统的意义和挑战
- 视频号流批一体的特征服务
- 视频号大模型的毫秒级上线

模型上线的现状与问题

推荐系统一般会采用双塔模型，把 User 和 Item **向量化**表示。

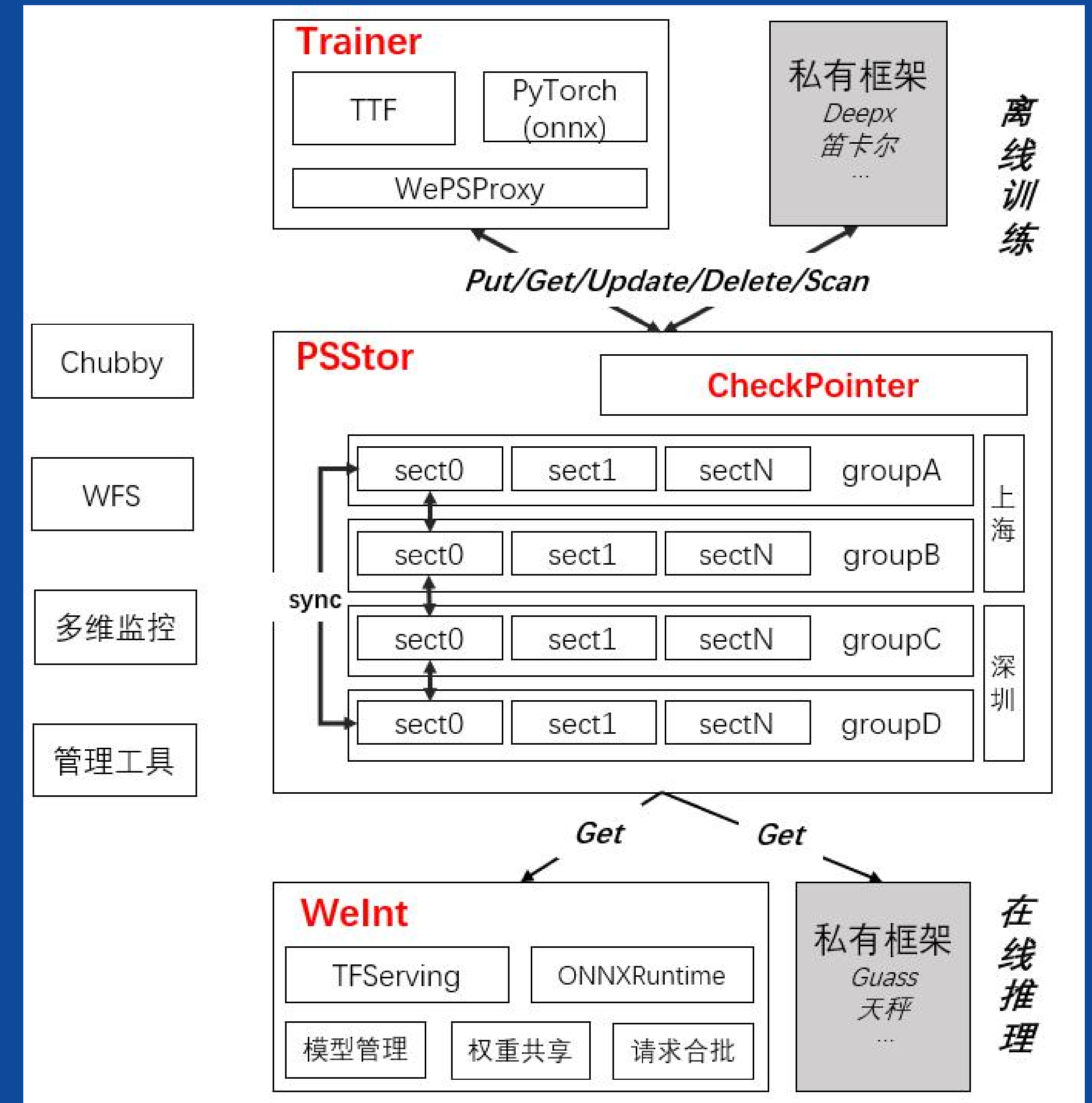
对于视频号来说，是一个 **大规模稀疏特征** 的推荐场景，采用**参数服务器**架构是比较合适的。

方案	迭代速度
U VE Dc_rspcl T	小增量 / 3 秒，全量 / ... E @0. k g ,
OO看点 无量	E @级 0. 分钟* R@级低峰期上线，
阿里PRN算分服务	分钟级



在线参数服务器 WePS

- 训练和推理**共用同一个参数服务器**
- 从根源上解决以下问题：
 - 大模型的**毫秒级上线**
 - 训练和推理的**模型对齐**，保证算法效果
- 包含训练和推理组件的参数服务器框架



多副本数据同步

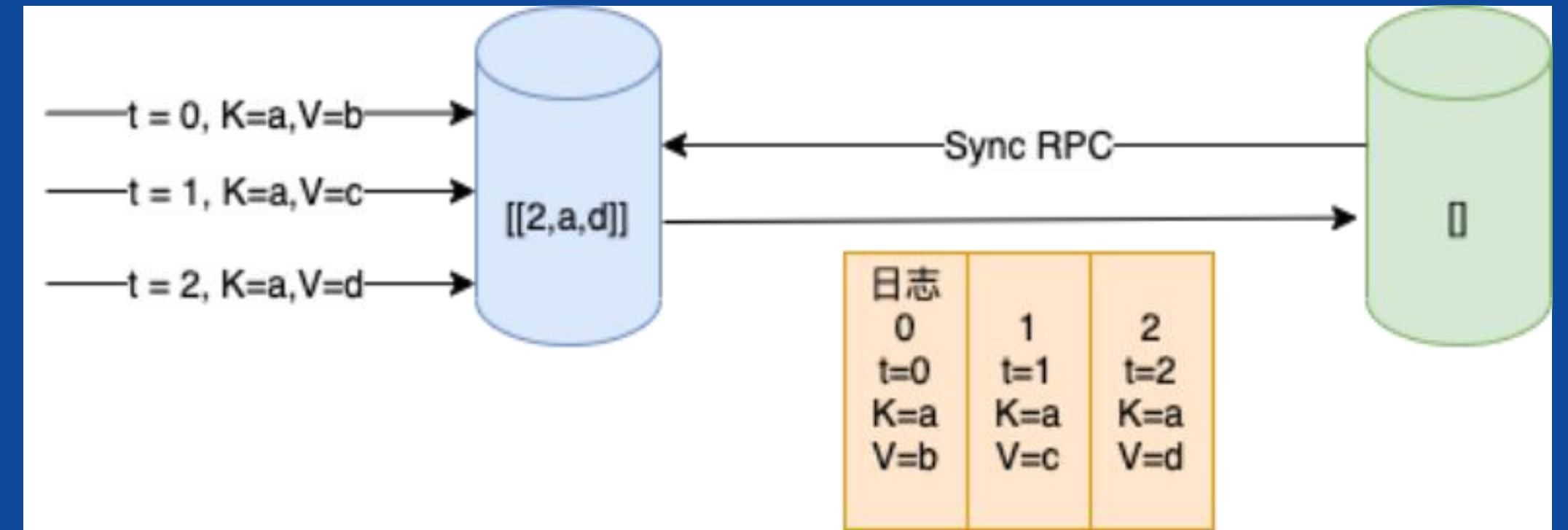
- 在线服务需要**高可用**，所以需要**多副本存储**；
- 已有的副本同步方案开销高：

方案	流量开销	存储开销	CPU开销
主从复制/Paxos	5副本下，写入1份流量， 扇出4份流量	日志 + 快照	Log维护
NRW+Merkle树	5副本下，写入1份流量， 扇出4份流量	Merkle树	更新每个kv时都需要更新merkle树所有层

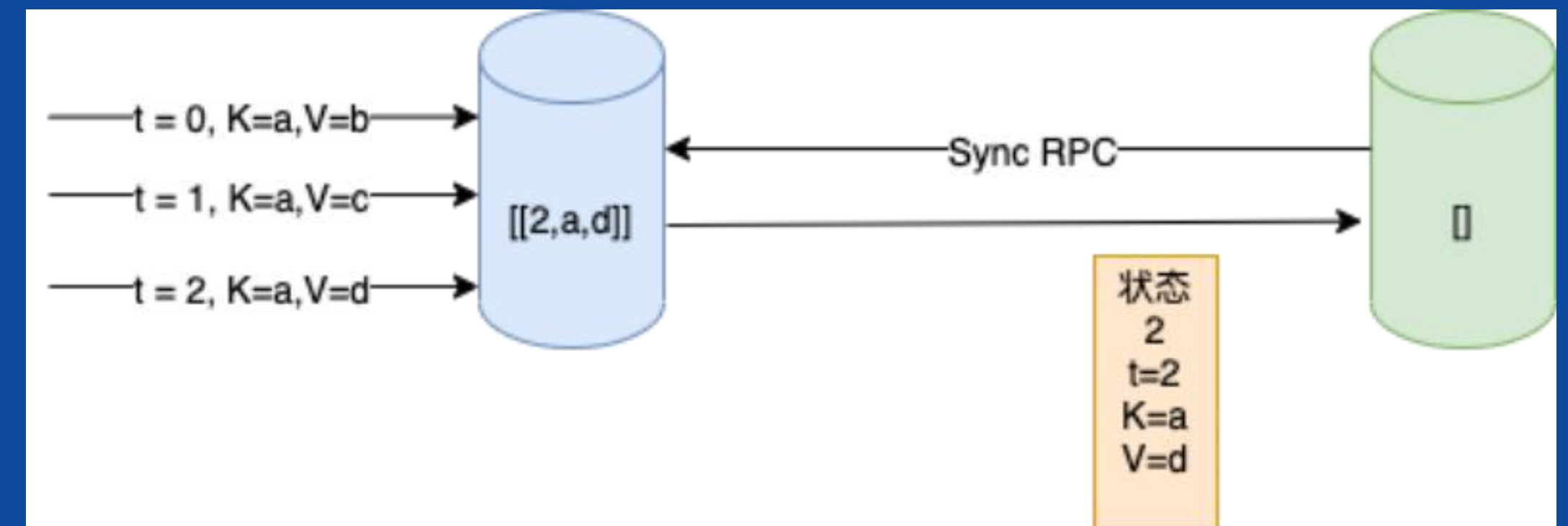
多副本数据同步

- 参数服务器场景的业务特点：
 - 接受最终一致
 - 接受低概率的数据丢失
 - 存在热点数据
- 采用同步状态会比同步日志更合适；

同步日志



同步状态



多副本数据同步

- 同步性能优化：
 - 使用多层版本号(key粒度, 桶粒度等)来降低比较开销；
 - 使用二级索引来快速定位最近的新修改；
 - 推拉结合；
- 现网效果：

	直播推荐	短视频推荐
模型总大小	3R@	/ . R@
模型数量	/ . .)	/ . .)
峰值流量	1 . . E @ -k g	2R@ -k g
峰值ONQ	0千万-q	/ 亿-q
同步耗时	低于 4 . . k q	低于 / q

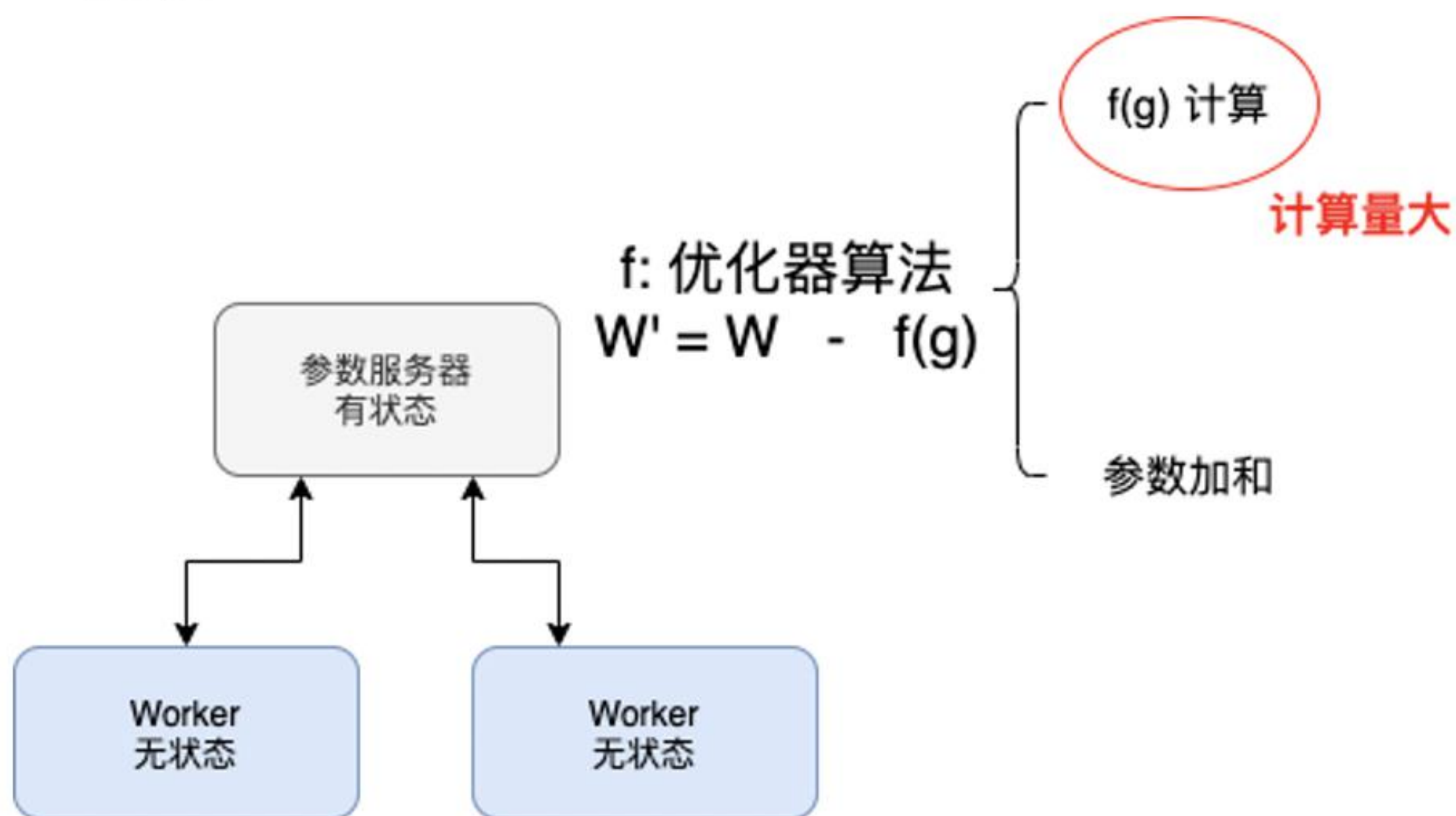
Adam 优化器的实现

任务分解 - PS容量包含两部分

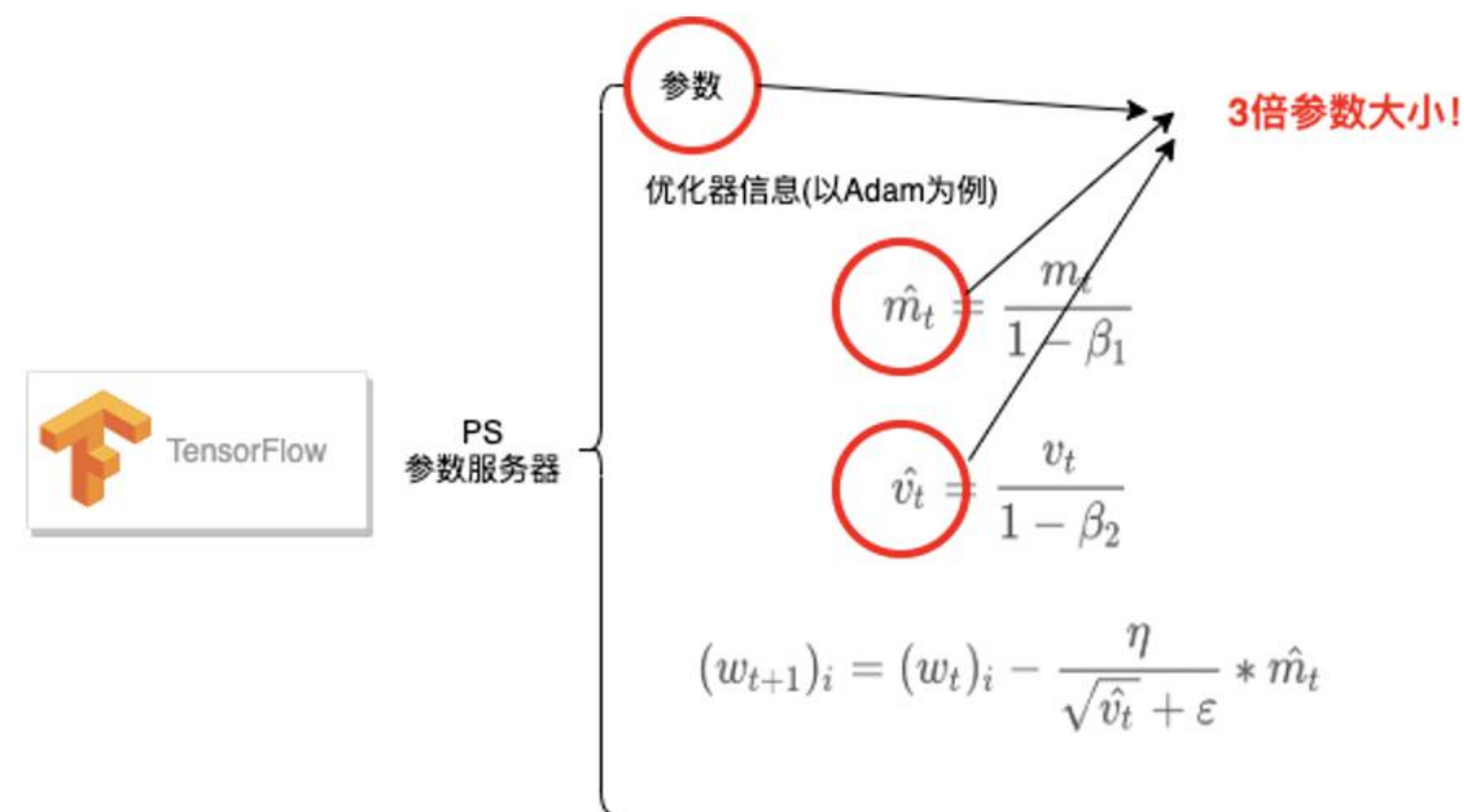
1. 计算量
2. 存储量

PS作为**有状态**模块，业务无法自助扩容
为控制RPC发散量，也不宜大量扩容

1. 计算量

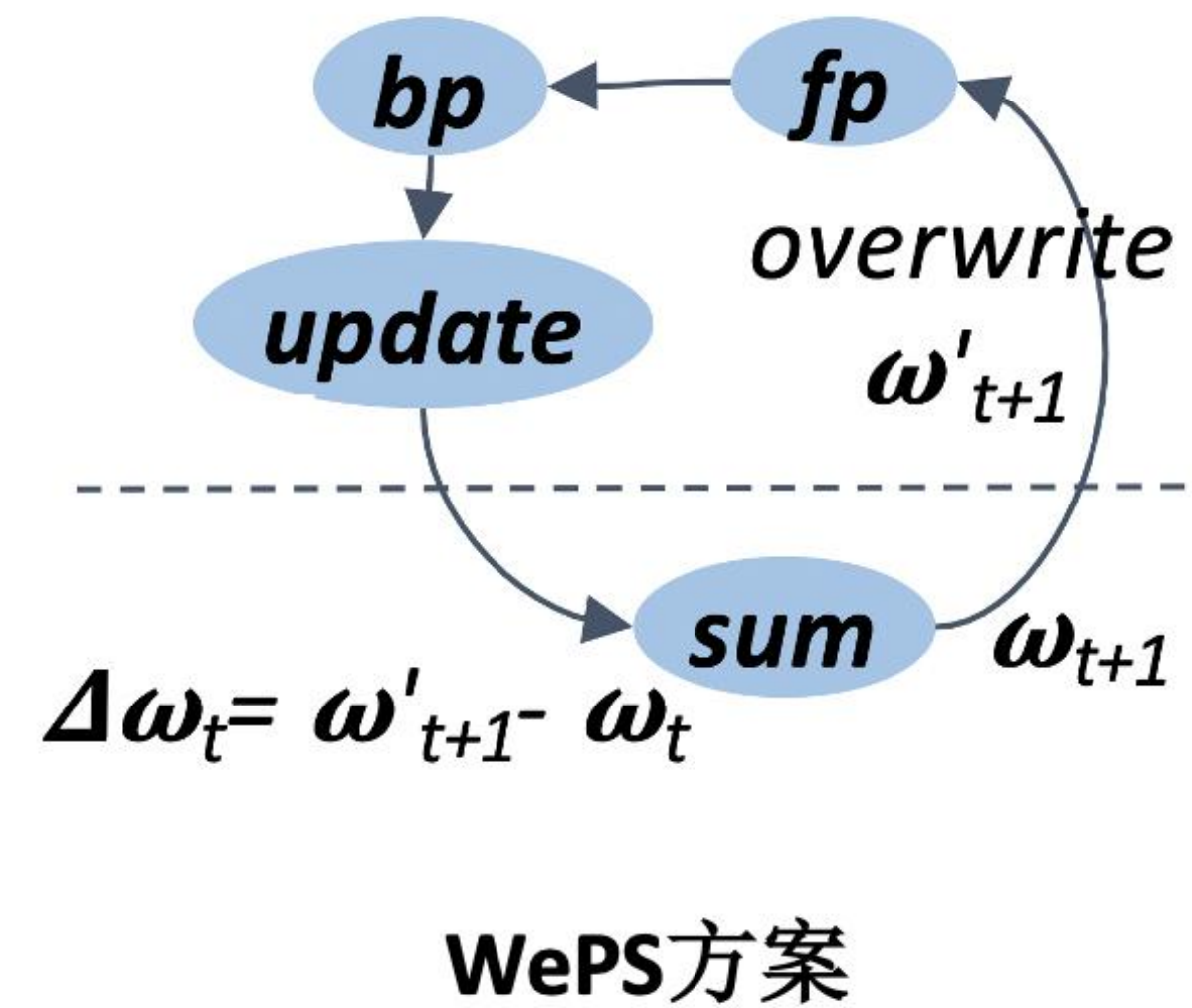
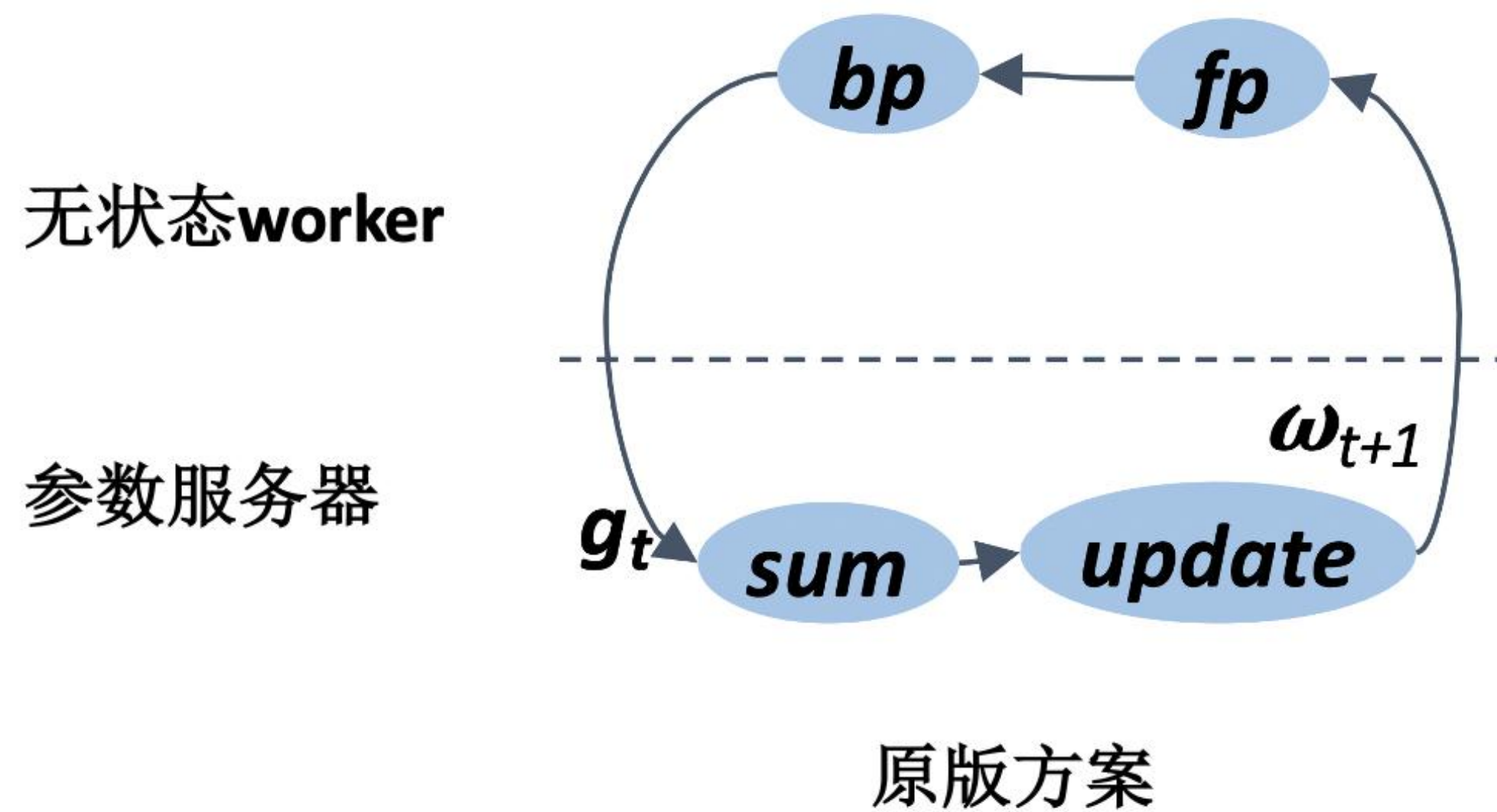


2. 存储量



Adam 优化器的实现

- 优化器相关存储下放到**无状态**的worker，worker上设置冷Embedding相关优化器参数淘汰策略回收存储，**有状态 PS 存储容量是总参数量的1/3**；
- 优化器计算过程下放到**无状态**的worker，在不增加全局总计算量的前提下，便于业务自助扩容；
- 不影响模型收敛；



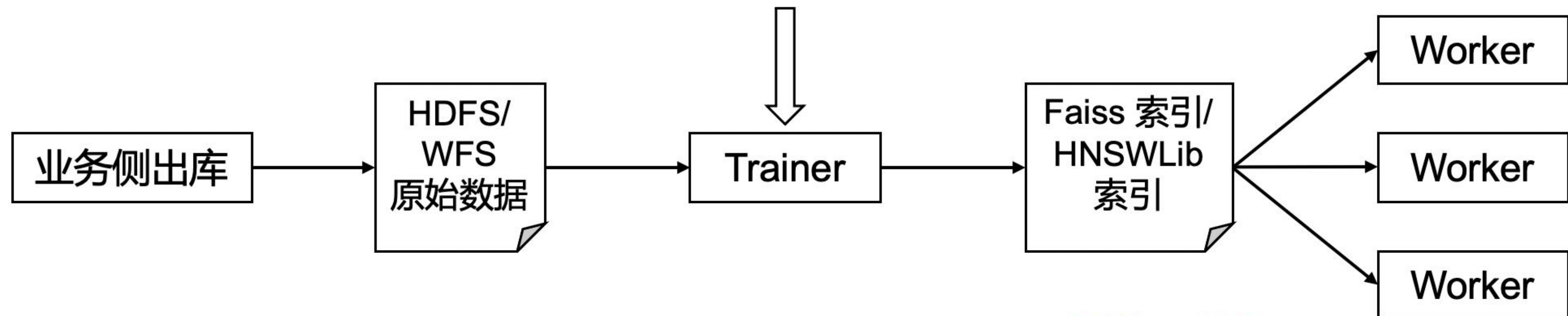
Item 向量的实时检索

- 推荐系统的召回流程中，需要用推理服务生成的查询向量，召回 topk 条最相似的向量，进入下一步的排序环节；
- ANN(Approximate Nearest Neighbor) 近邻检索再学术界已被研究多年，有 Faiss、HNSWLib 等成熟的库；
- 但实时的向量检索仍是难点；

Item 向量的实时检索

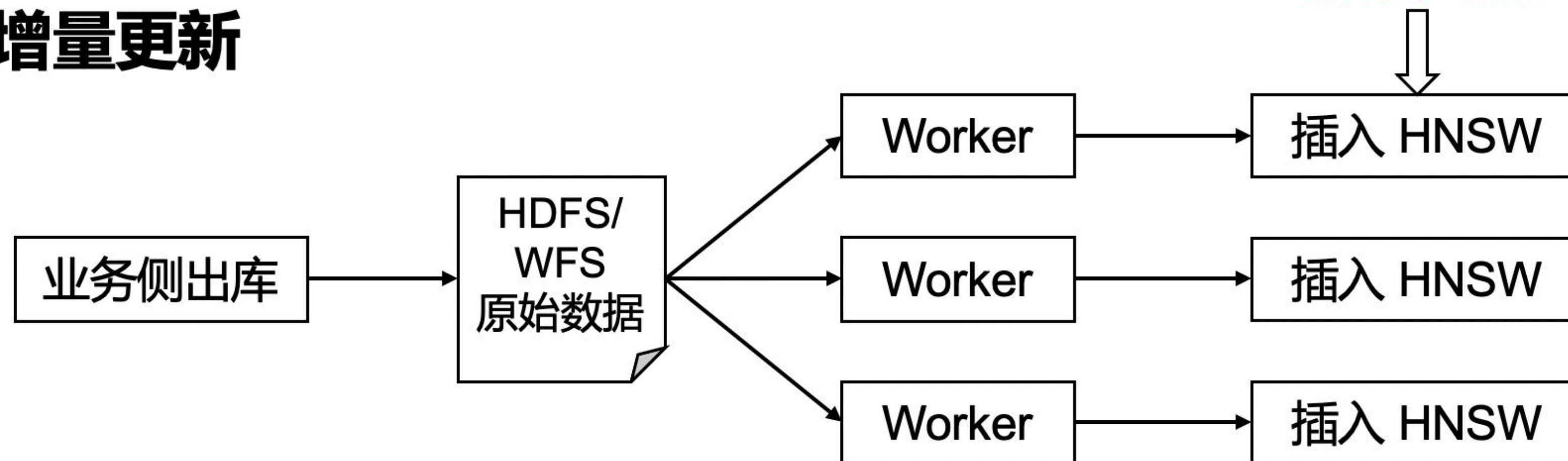
- 全量更新

HNSW: 20核, 65维, 20w, 耗时 40s



- 增量更新

QPS : 100



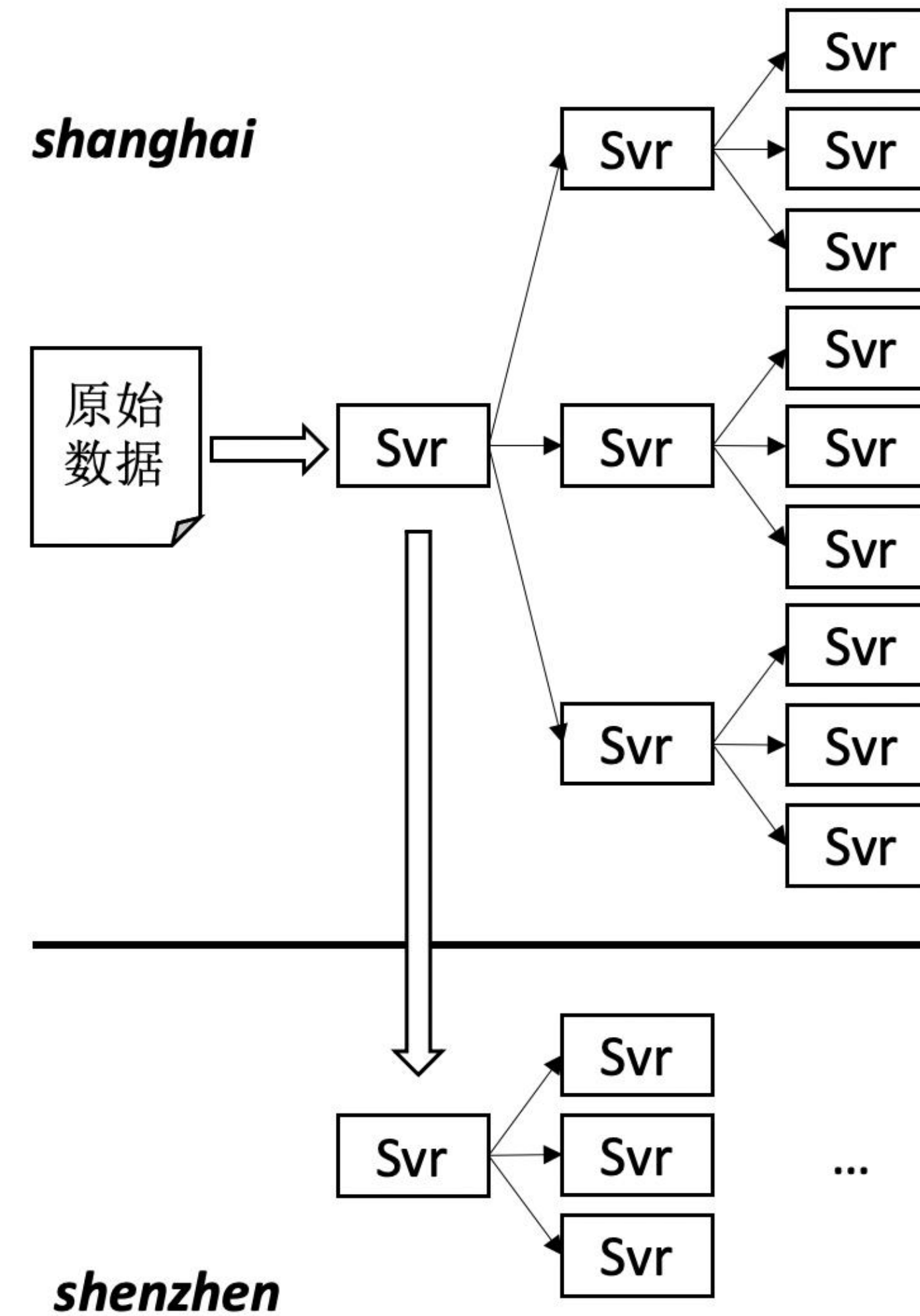
Item 向量的实时检索

暴力计算

- 使用 **AVX** 指令集，遍历 20 万条 64 维向量只需要 6ms;

树状传播

- 树状传播，防止带宽瓶颈
- Push 满足高实时
- Pull 提供异常兜底



WePS 的总结与展望

- 通过训练和推理共用同一个参数服务器，实现了大模型毫秒级上线，解决了训练和推理的模型差异问题；
- 解决了里面的一些技术难点：
 - 高可用
 - 优化器实现
 - 高性能且低成本
- 未来工作：
 - 大模型的分布式异构训练
 - 参数服务器中的异构存储 (RAM+PMEM+DISK)
 - 大召回集的高性能、实时向量检索；

精彩继续！ 更多一线大厂前沿技术案例

📍 北京站

AiCon

全球人工智能与机器学习技术大会

时间：2021年11月25-26日

地点：北京·国际会议中心

扫码查看大会
详情>>



📍 北京站

PCon

全球产品创新大会

时间：2021年11月26-27日

地点：北京·国际会议中心

扫码查看大会
详情>>



📍 北京站

ArchSummit

全球架构师峰会

时间：2021年12月03-04日

地点：北京·国际会议中心

扫码查看大会
详情>>



THANKS

—
Global
Architect Summit

