日志分析变迁史

-- 51信用卡

目录

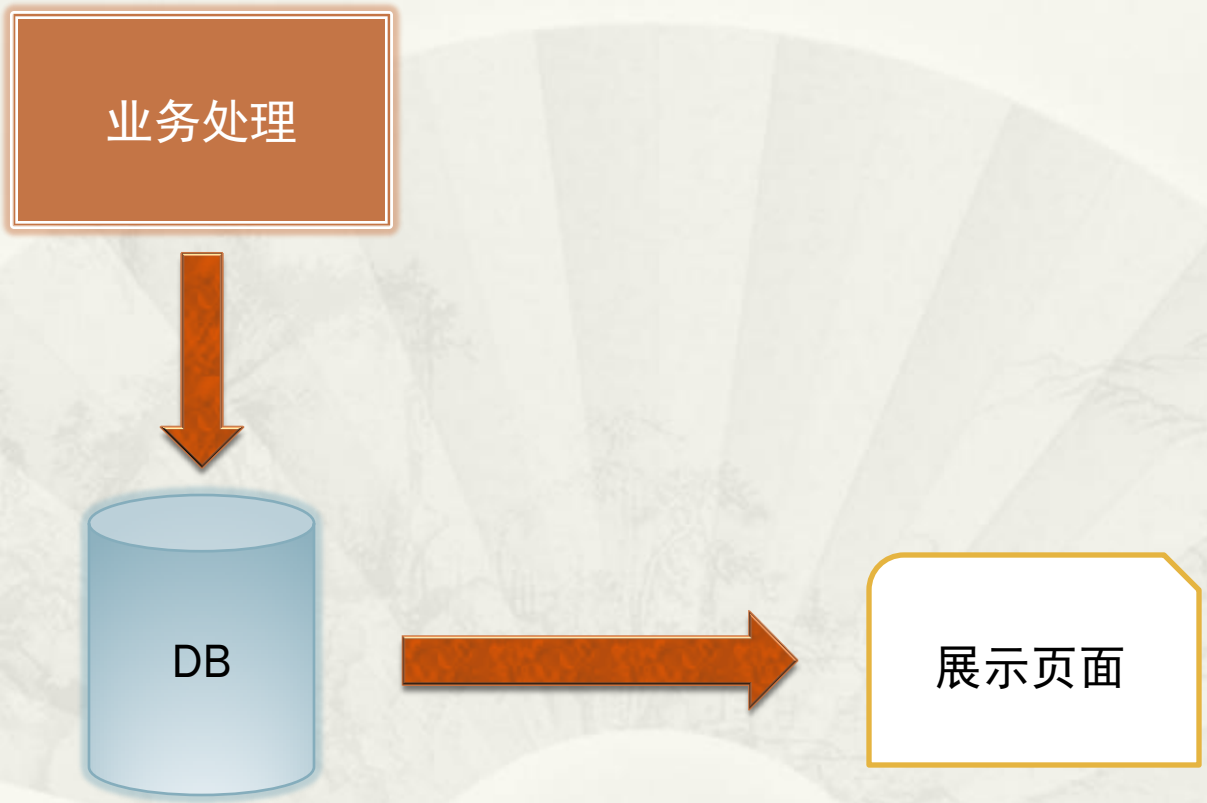
- DB的select count（2012）
- 实时日志分析（2013）
  - 同步方式（Redis）
  - 异步方式（MongoDB）
- 大数据分析（2014）
  - 行为日志（HDFS/Hive/Map-Reduce）
  - 实时分析(Storm)
- 数据分析平台化（2015）
- 引入规则引擎（2015）

DB的SELECT COUNT

DB的select count

- 原始数据积累
- 仅仅关注每天新增用户、新增邮箱等各种总数
- 50万用户内，5台服务器；
- 整个系统全是同步处理

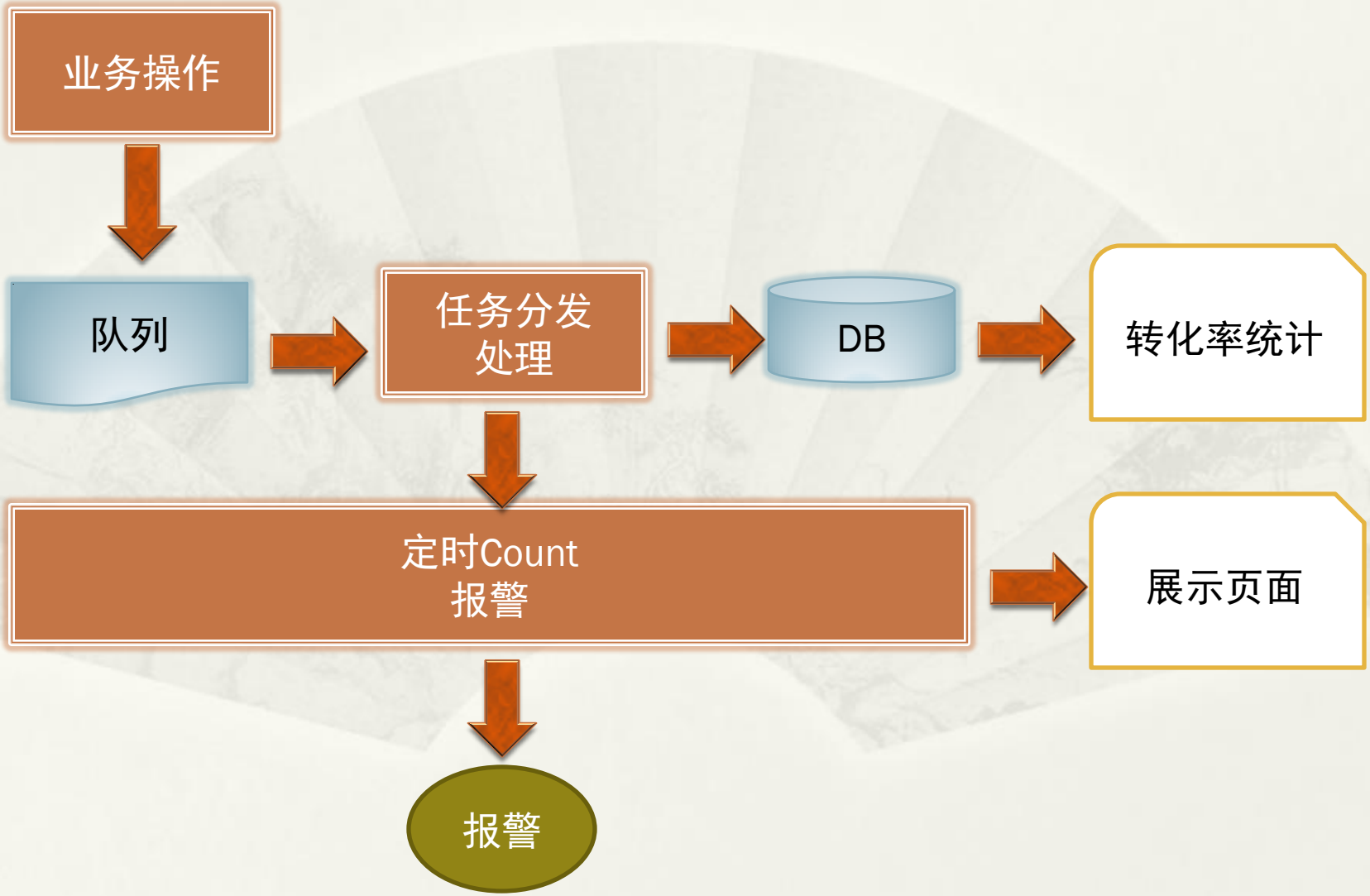
DB的select count



DB的select count（异步）

- 200万用户，20台服务器
- 整个系统改造成异步处理
- 主要关注指标是应用层故障指标、同步报警、各新增指标
- 开始关注转化率（ DB count，定时运行）

DB的select count（异步）



日志分析从进程内同步队列到异步方式两阶段

日志分析

日志数据分析背景案例

- 今天邮箱转化率低了？有效用户成本增加。
- 1.查数据走势
  - 1.1.新增设备总数增加
  - 1.2.注册用户总数增加
  - 1.3.导入用户总数增加

  结论数据良好，但成本增加
- 2.查问题
  - 2.1.查转化率，发现新增设备到导入用户各转化率下降厉害；
  - 2.2.查各渠道转化率，发现积分墙推广的渠道问题。

基于第三方平台仅仅后发现、后分析，需要实时报警、精准推算

实时日志分析背景

基于Count的缺点

- 实时数据库Count无中间数据，无法同比分析
- 和业务服务耦合，系统性能消耗大
- 交叉分析困难
- 各业务线统计太过分散，重复造轮子，口径不一致算法各异

目标

- 分离统计和业务服务
- 实时预警（系统稳定、安全攻击）
- 运营、产品数据及其转化率
- 统一数据分析口径
- 积累基础数据、中间数据

实时分析内容

- 运营、产品层面
  - 用户数（如：注册用户瞬间变少）
  - 访问数
  - 转化率
  - 渠道
- 安全、技术层面
  - 服务器、邮件服务
  - 业务服务
  - 网络
  - 访问请求

实时数据监控

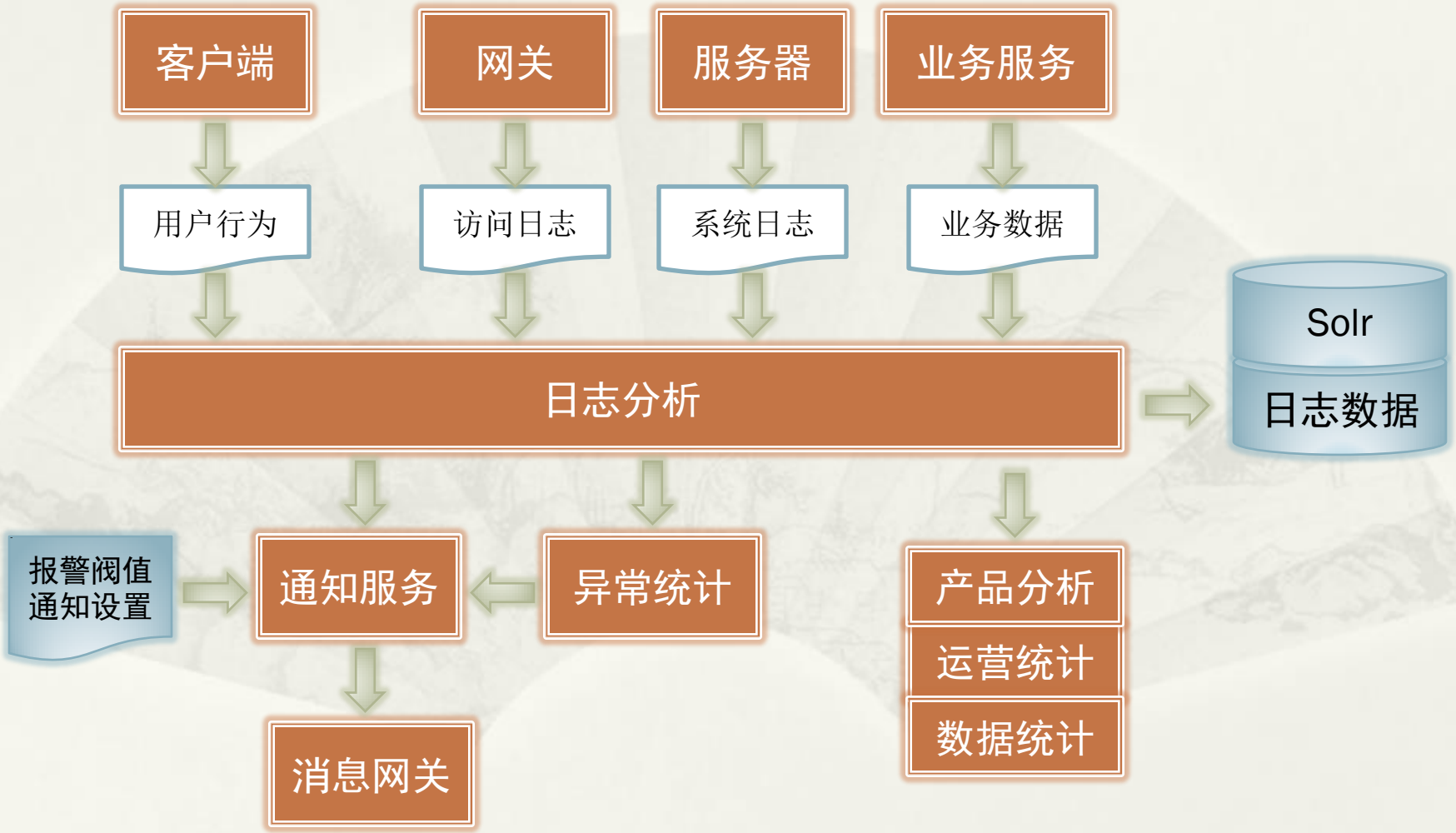
业务数据监控

- 按小时采用最近7天平均，加上浮动，作为阀值
- 监控值：总数、百分比变化
- 监控纬度：地域、新增、处理数、转化率

系统数据监控

- http:5xx、4xx
- 网络:tps、流量
- 用户:单用户请求数、单设备请求数
- 服务:rt、可用性、IO

日志分析逻辑设计


客户端
网关
服务器
业务服务
用户行为
访问日志
系统日志
业务数据
日志分析
Solr
日志数据
报警阀值
通知设置
通知服务
异常统计
产品分析
运营统计
数据统计
消息网关

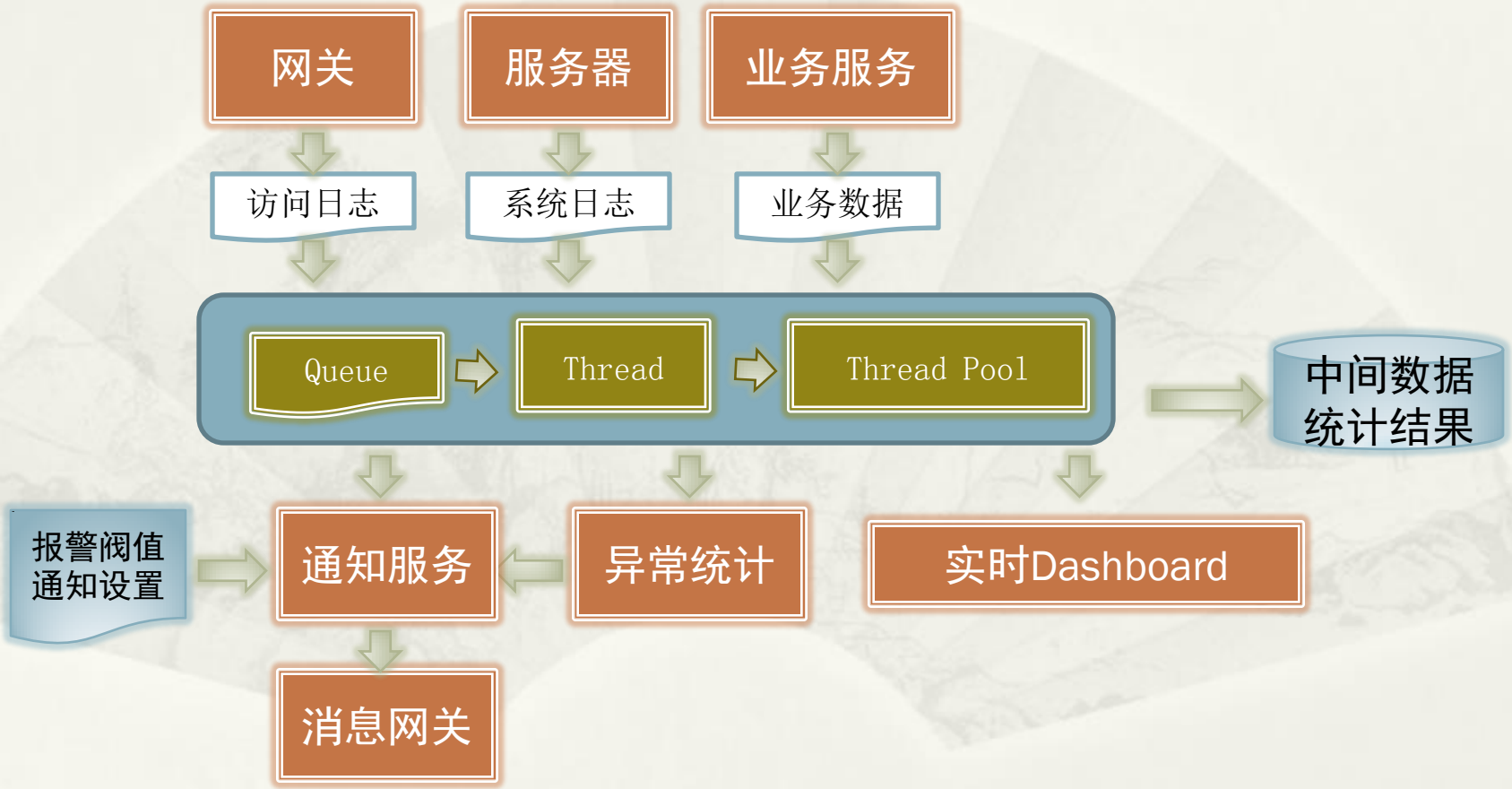
JVM内存的队列

同步日志分析

同步日志分析逻辑设计

- 设计思路
  - 完全使用JVM内存保存瞬时数据
  - 使用线程池保证异步处理
- 存在问题
  - 并发峰值加大，很容易内存溢出
  - 线程池过大，容易造成线程死锁
  - 一旦异常崩溃，丢失数据严重，且无法恢复
  - 数据高峰和低谷期的资源相差太大，造成严重资源浪费
  - 所有数据统一级别，无法做降级处理

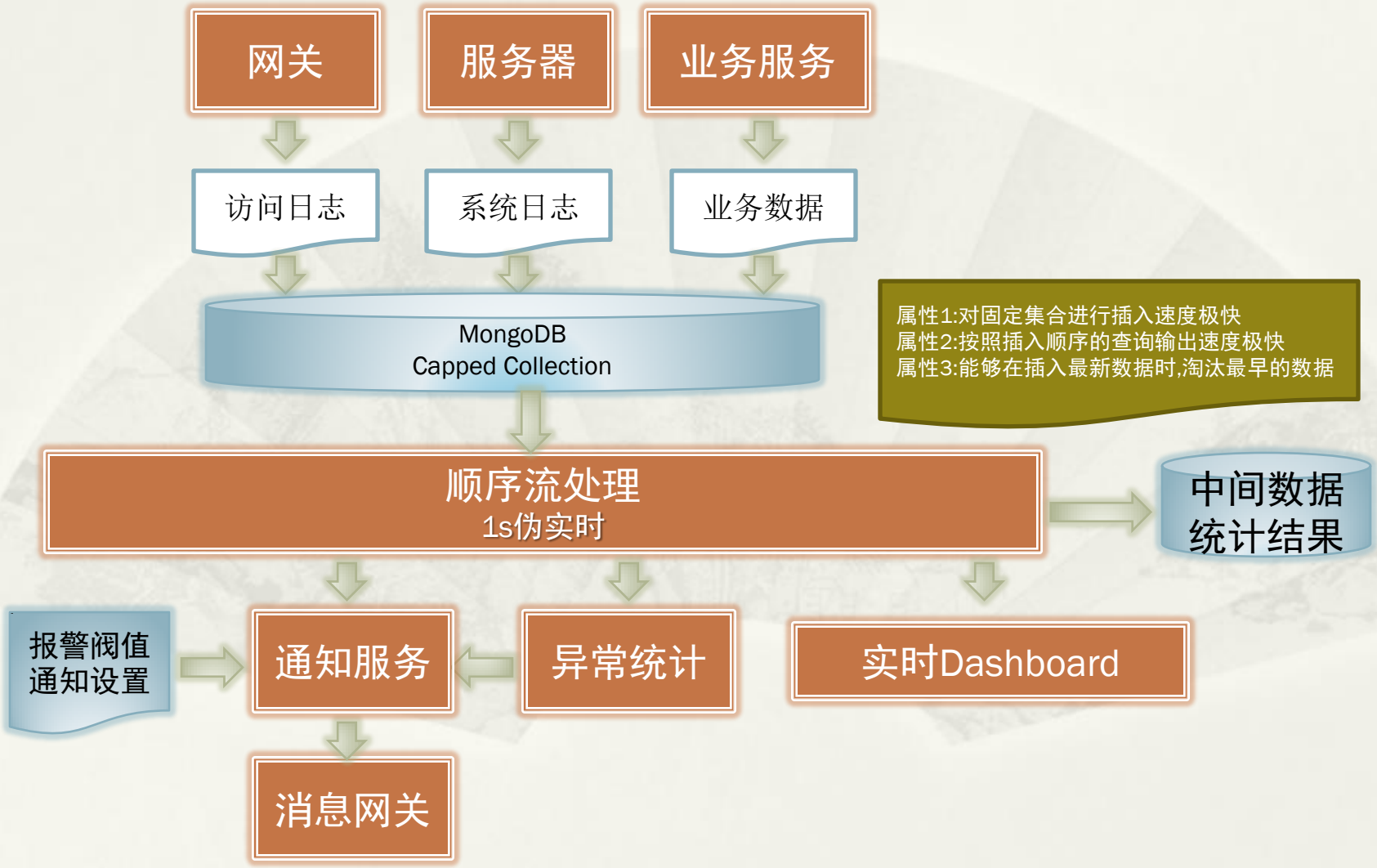
同步日志分析逻辑设计


网关
服务器
业务服务
访问日志
系统日志
业务数据
Queue
Thread
Thread Pool
中间数据
统计结果
报警阀值
通知设置
通知服务
异常统计
实时Dashboard
消息网关

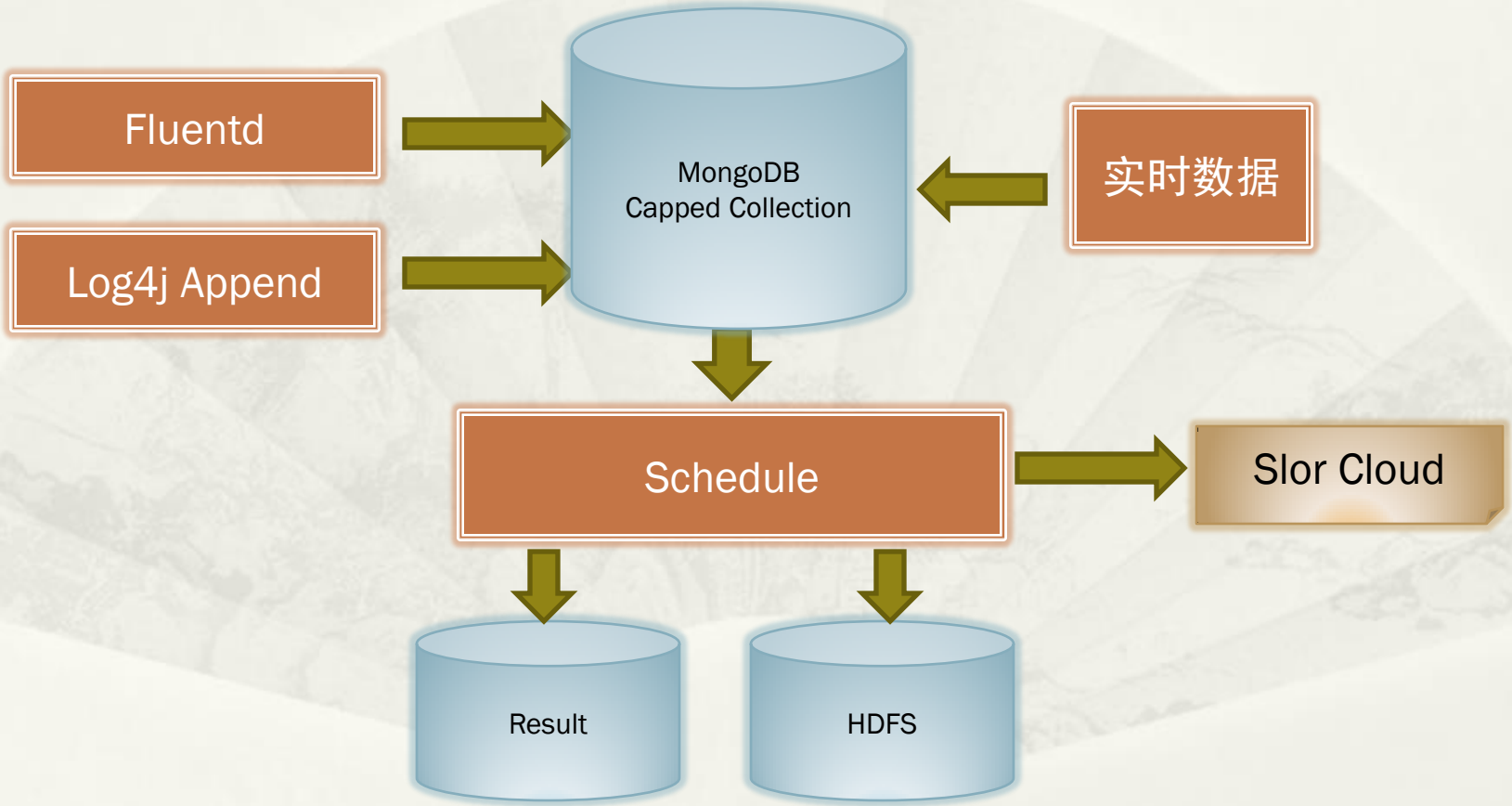
MongoDB

异步日志分析

异步数据分析逻辑设计


网关
服务器
业务服务
访问日志
系统日志
业务数据
MongoDB
Capped Collection
属性1:对固定集合进行插入速度极快
属性2:按照插入顺序的查询输出速度极快
属性3:能够在插入最新数据时,淘汰最早的数据
顺序流处理
1s伪实时
中间数据
统计结果
报警阀值
通知设置
通知服务
异常统计
实时Dashboard
消息网关

日志收集


Fluentd
Log4j Append
MongoDB
Capped Collection
实时数据
Schedule
Slor Cloud
Result
HDFS

大数据（hadoop）

行为日志分析

行为日志分析背景

⇓ 基于第三方统计平台

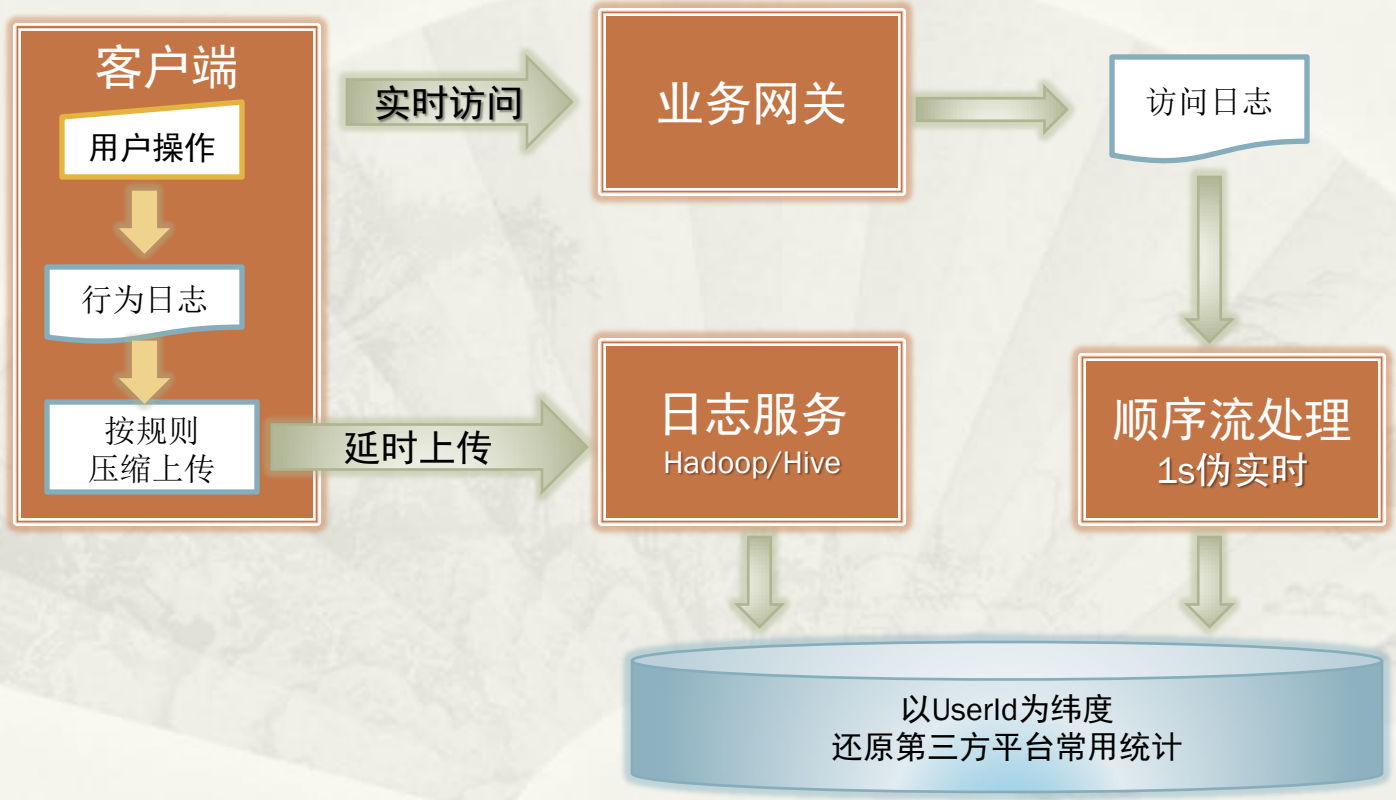
- 仅仅只有统计结果，无法跟踪到用户详细轨迹
- 仅仅统计到设备，无法统计到具体用户
- 无法做到防欺诈的安全管控，以及后续特性分析
- 敏感数据外泄

需要更加详细的数据支撑

⇓ 行为日志的诞生

- 产品需要了解各个点击、转化率
- 运营希望了解各个渠道的转化率、成本、效果
- BI希望或者各种数据的细节
- 风控希望更多基础数据支撑
- 结合第三方平台，互补分析

行为日志分析逻辑设计


客户端
用户操作
行为日志
按规则
压缩上传
实时访问
延时上传
业务网关
访问日志
日志服务
Hadoop/Hive
顺序流处理
1s伪实时
以UserId为纬度
还原第三方平台常用统计

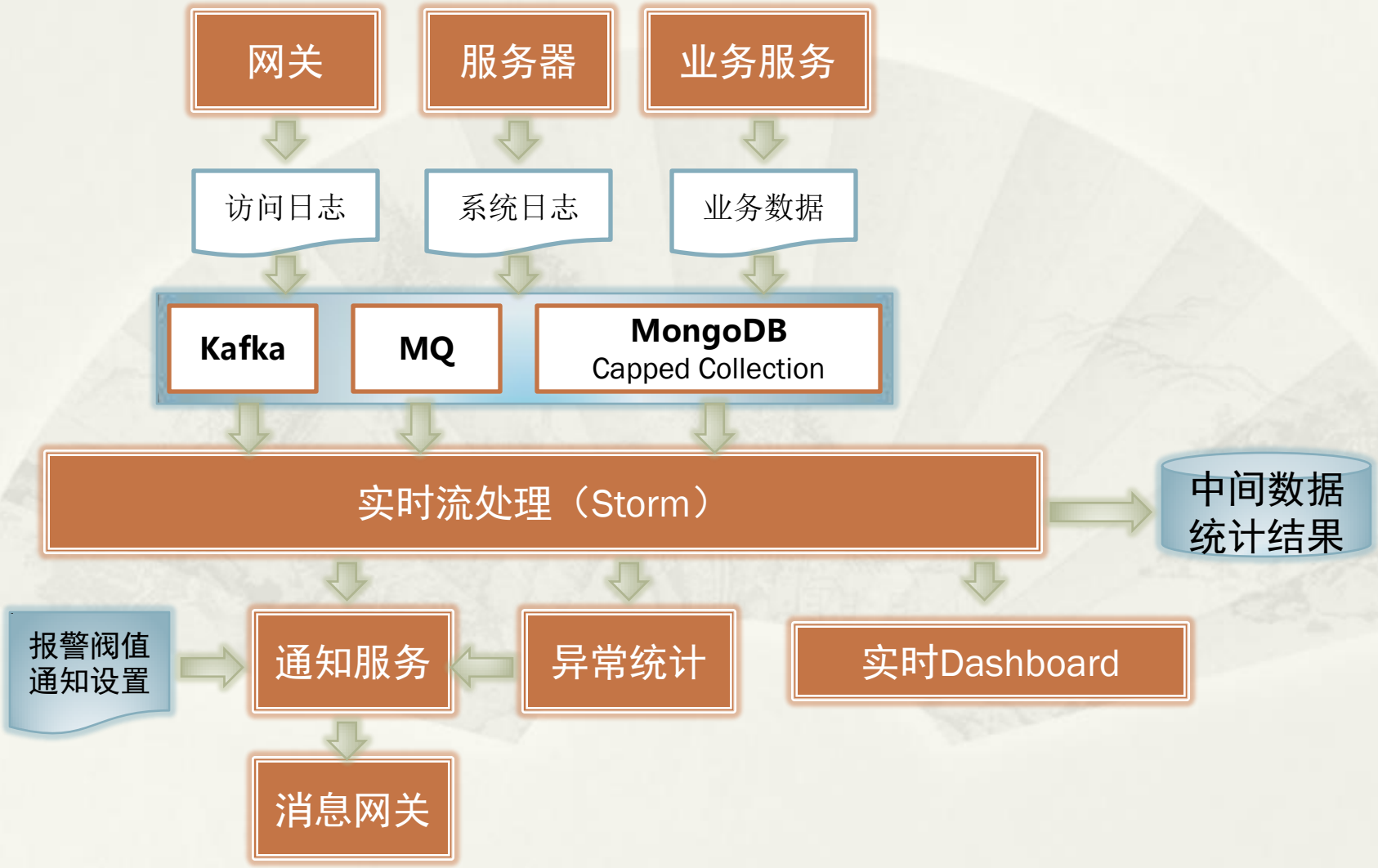
大数据（storm）

实时数据分析改进

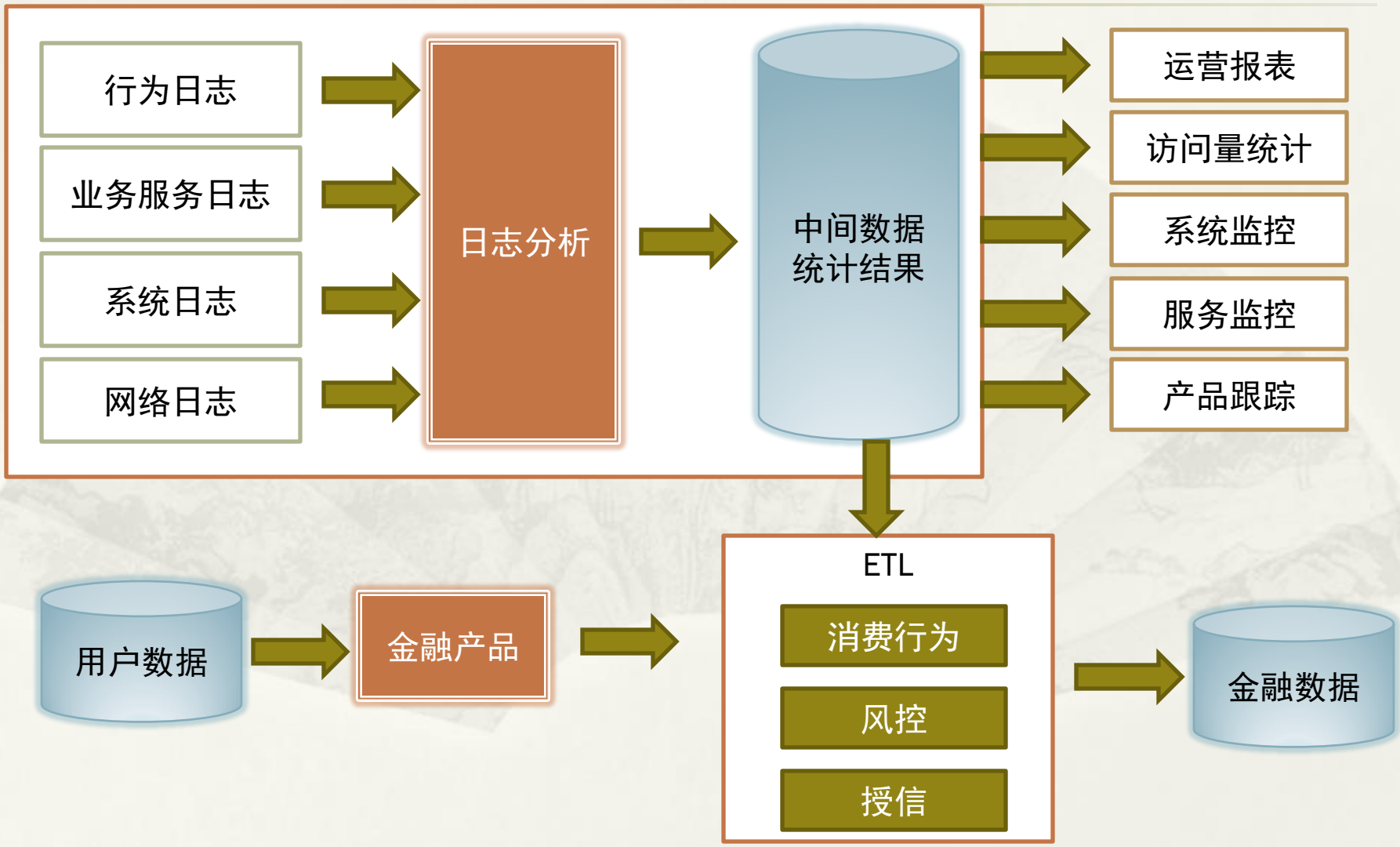
实时数据分析改进背景

- 数据量井喷时导致延迟加大
- 增加业务线需要修改代码，扩展性差
- Mongodb本身分布式能力不够，单点风险
- 分布式环境顺序流无法完全保持真正的顺序（毫秒）
- 不能根据对数据分级处理，会因某一数据过大，而影响所有分析延迟

实时数据分析改进逻辑设计



现阶段


行为日志
业务服务日志
系统日志
网络日志
日志分析
中间数据
统计结果
运营报表
访问量统计
系统监控
服务监控
产品跟踪
用户数据
金融产品
ETL
消费行为
风控
授信
金融数据

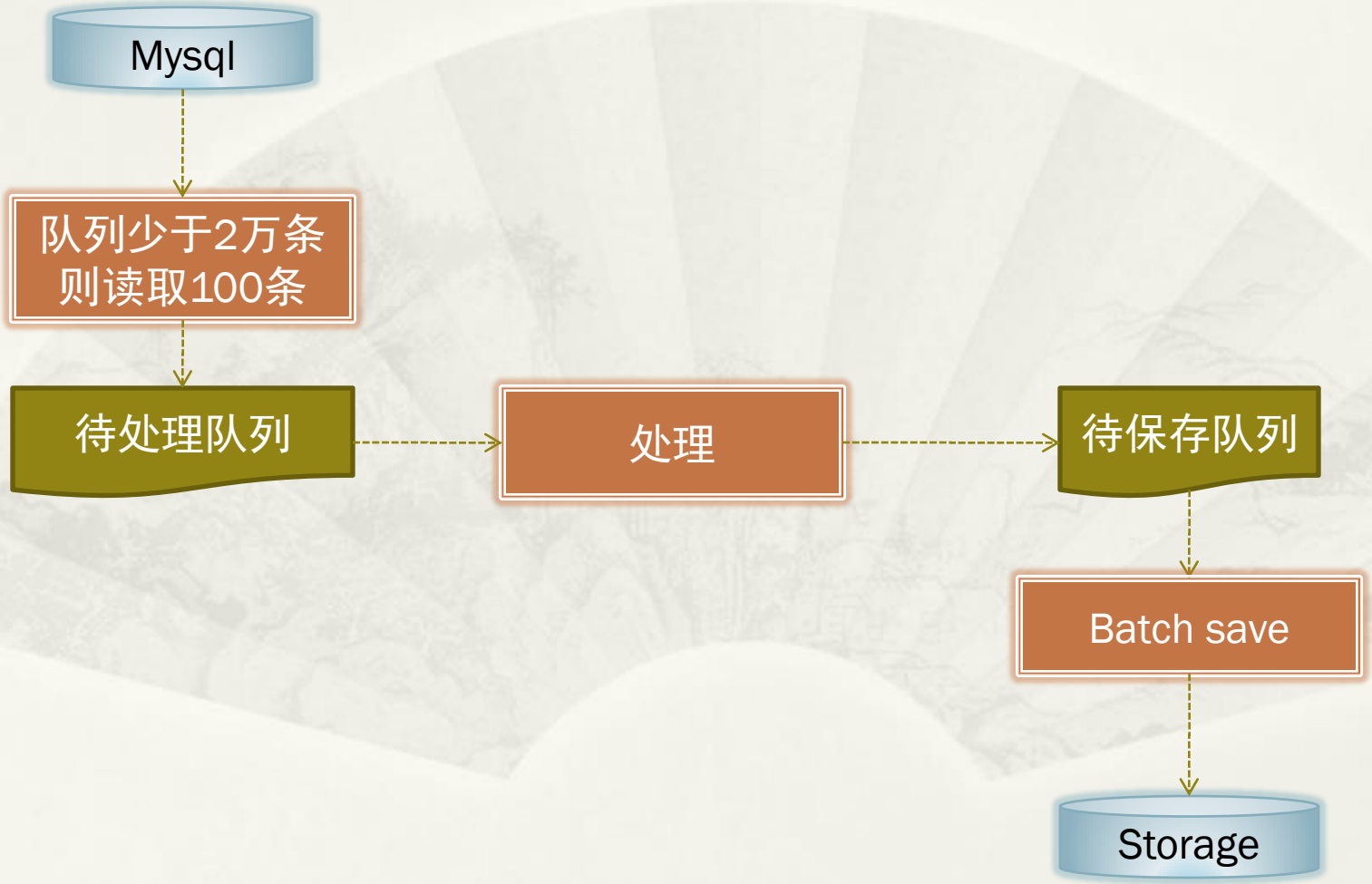
Hadoop(hdfs/hive/map-reduce)，Storm结合

数据分析平台

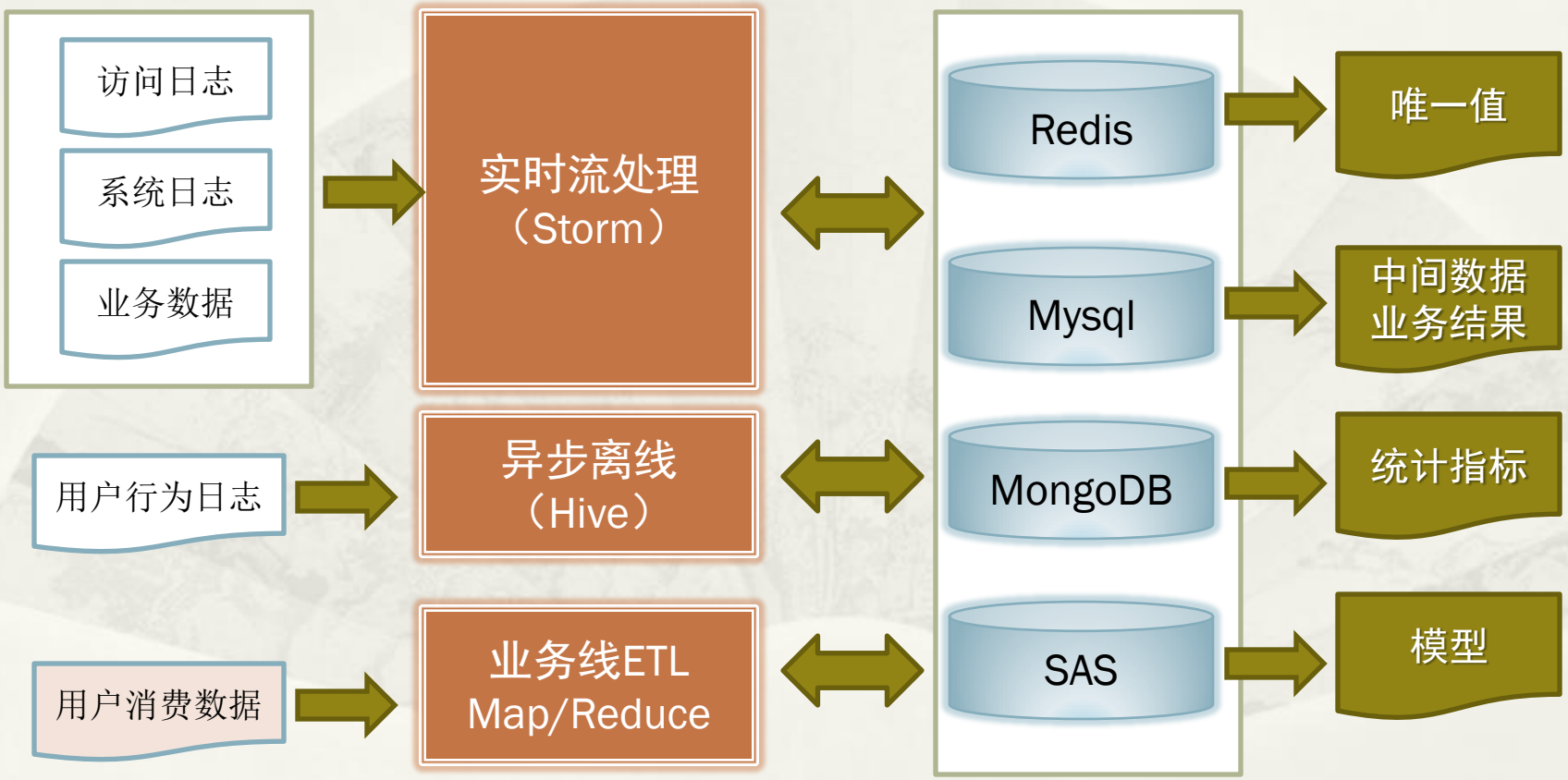
数据分析平台化背景

- 现状
  - 各业务线都有特定的ETL目标，重复编写获取元数据的模块
  - 各业务线都需要用到90%相同的结果，如：用户访问频次、用户注册地、用户账单分析结果
  - 重复造轮子、资源浪费、入口不统一
- 目标
  - 统一的数据接口
  - 统一分析过程
  - 标准化IPO模式
  - 只需要实现ETL逻辑

一个ETL重复造轮子的案例



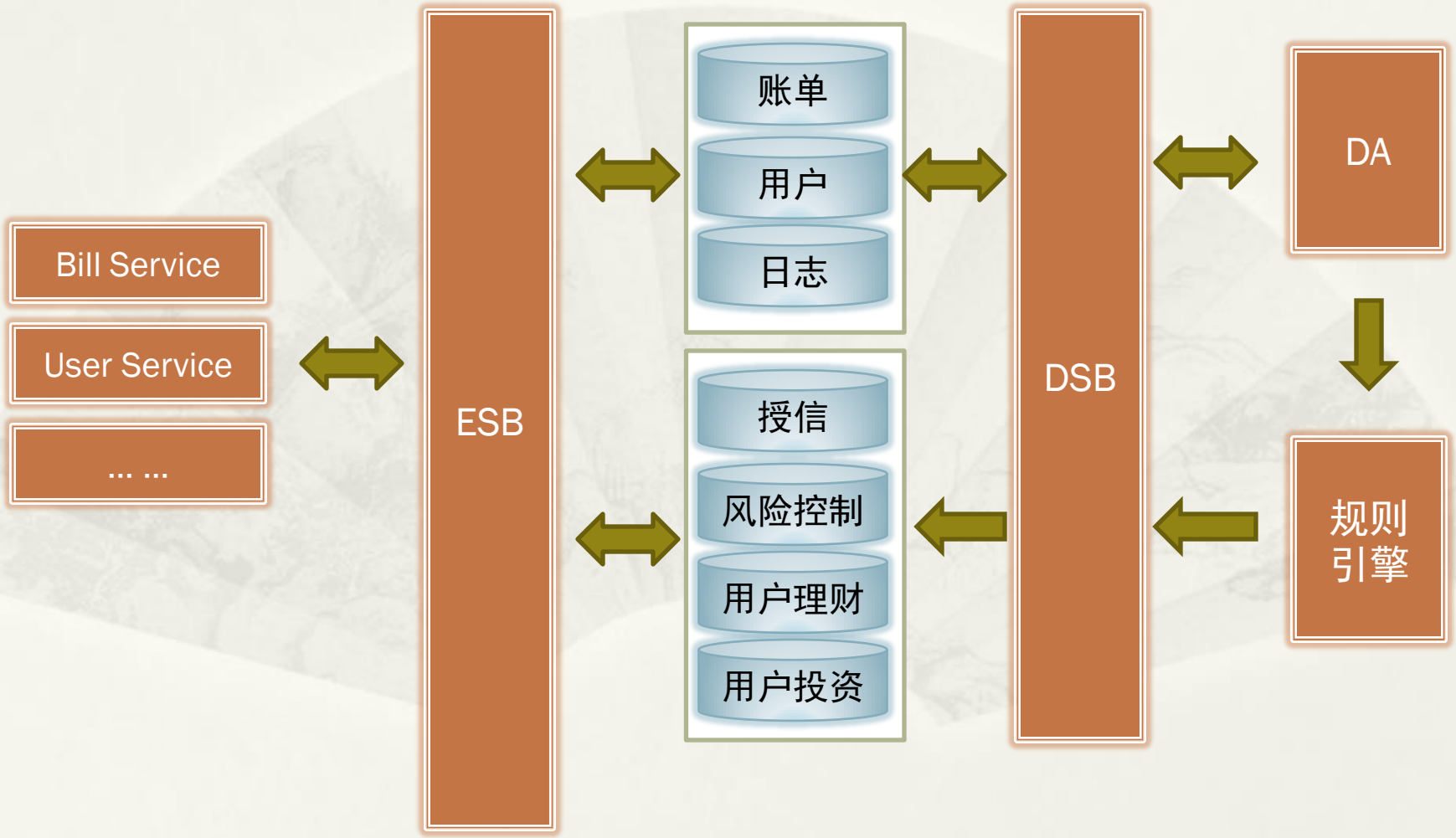
数据分析平台化


访问日志
系统日志
业务数据
用户行为日志
用户消费数据
实时流处理
（Storm）
异步离线
（Hive）
业务线ETL
Map/Reduce
Redis
Mysql
MongoDB
SAS
唯一值
中间数据
业务结果
统计指标
模型

所有数据的计算规则可以灵活定制

引入规则引擎

引入规则引擎


Bill Service
User Service
... ...
ESB
账单
用户
日志
授信
风险控制
用户理财
用户投资
DSB
DA
规则
引擎

3Q