滴滴出行海量数据场景下的 智能监控与故障定位实践

李培龙



2017.12



COII 成为软件技术专家 全球软件开发大会的必经之路

[北京站] 2018

2018年4月20-22日 北京·国际会议中心

大 购票中,每张立减2040元 团购享受更多优惠



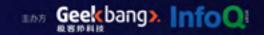




下载极客时间App 获取有声IT新闻、技术产品专栏,每日更新



扫一扫下载极客时间App



AiCon

全球人工智能与机器学习技术大会

助力人工智能落地

2018.1.13 - 1.14 北京国际会议中心



扫描关注大会官网

个人简介

◆ 2015年加入滴滴

- ♦ 质量架构部负责人
- ♦ 主要工作
 - ✓ 分布式调用链追踪系统、问题定位系统
 - ✔ 日志服务平台、智能异常检测系统
 - ✓ 全链路压测平台

◆ 之前供职于百度

- ♦ 监控与问题定位系统
- ◆ 性能测试与分级发布平台



李培龙 ...

北京 海淀



扫一扫上面的二维码图案,加我微信

背景

◆ 海量指标的产生

♦ 微服务化&云化: 监控指标量级提升约100倍

◇ 指标维度增加: 组合爆炸

◆ 单机平均指标: 约10000

◆ 关键技术挑战

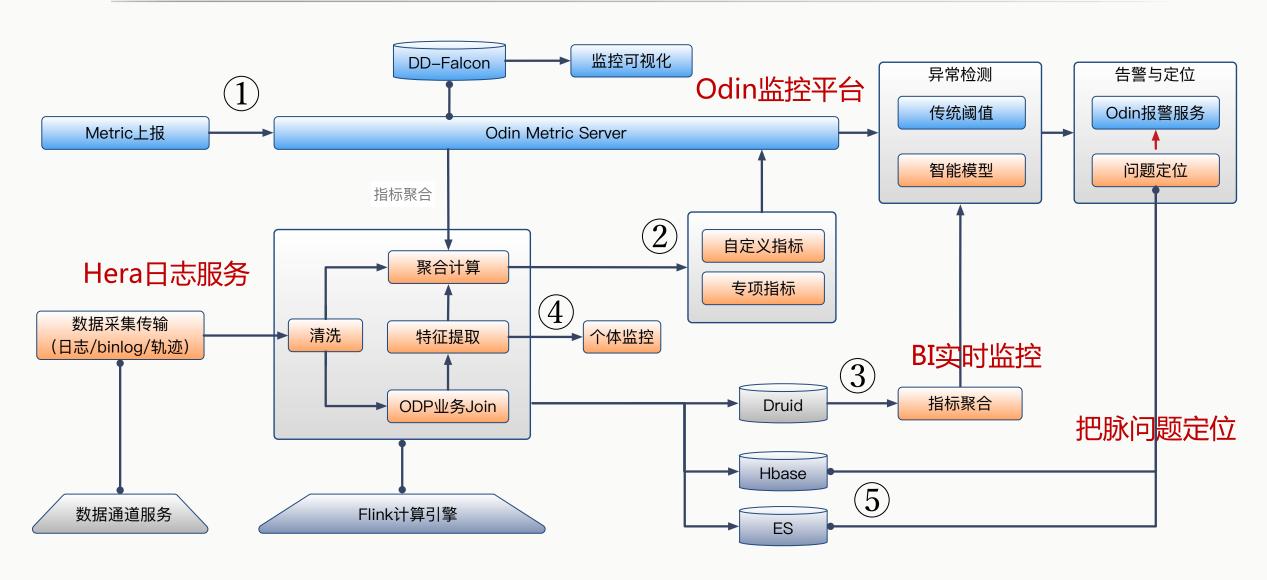
- ♦ 计算与存储
- ♦ 异常检测
- ♦ 故障定位

内容提纲

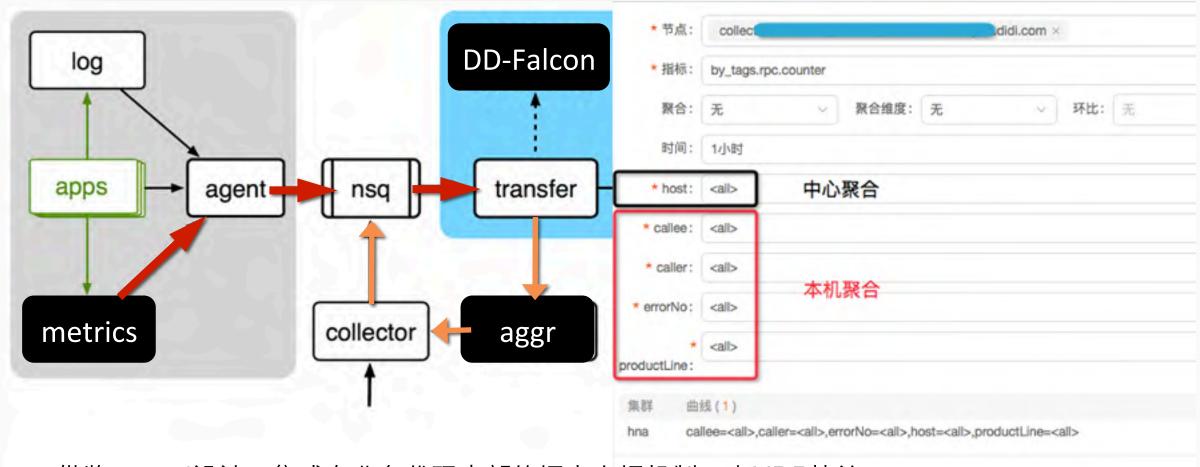
- 一、监控架构
- 二、异常检测

三、快速定位

滴滴-监控系统概览

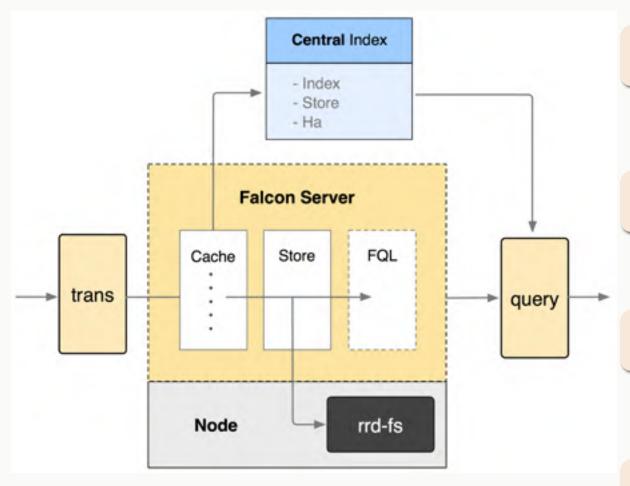


① Metric通路



- ◆ 借鉴statsd设计:集成在业务代码内部的埋点上报机制,走UDP协议
- ◆ 本机agent聚合: 10s粒度聚合, 以及维度聚合
- ◆ Server端中心聚合: 机器粒度聚合

① Metric通路: DD-Falcon时序数据存储



实时降采样

- ·rrdtool, 写入时 即完成降采样(平衡读写能力)
- ・提高 长时间跨度 时的读效率

冷热分离

- ・索引与数据分离, 分级索引, 优化索引查询
- ・缓存10分钟最新数据, 优化即时查询

数据清洗

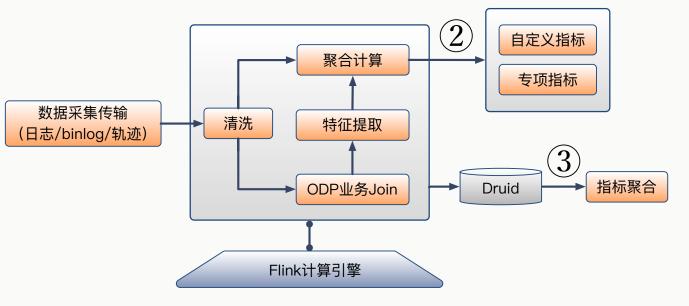
- ・通过容量控制, 兜底
- ・通过多维度自动检测, 主动发现、过滤非ts数据

磁盘读写优化等(由Open-Falcon提供)

2+3: 日志计算通路

基于流式计算的指标聚合

- ◆ 日志在Flink中完成ETL、Join、聚合,仅存聚合指标
- ◆ 提供类SQL的流式计算配置化服务

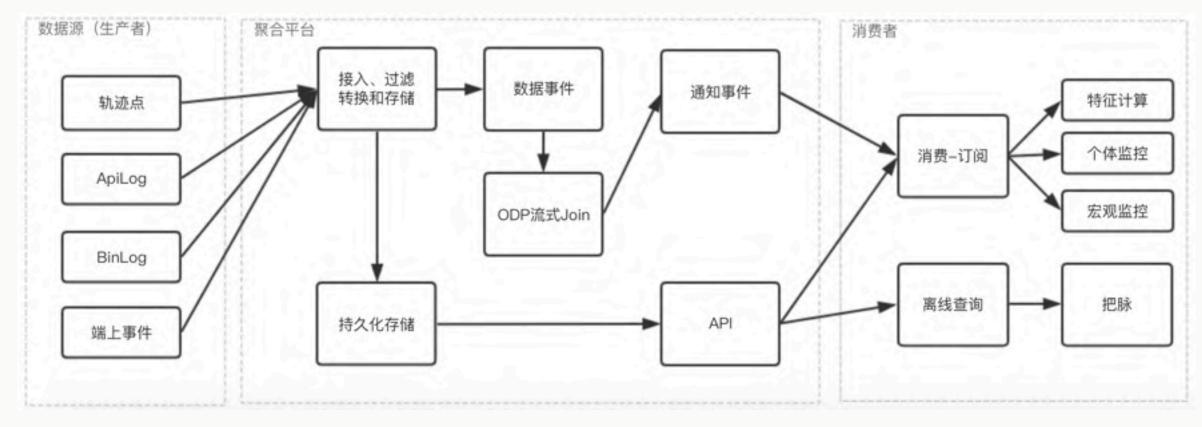




基于Druid存储的指标聚合

- ◆ 原始数据在Flink完成ETL、Join
- ◆ 原始指标数据存入Druid
- ◆ 借助Druid的预聚合及计算能力实现监控指标聚合

4 ODP数据Join介绍



◆ 接入数据在存储后转换为数据事件,参与流式Join生成通知事件

◆ 实时: 订阅通知事件触发特征查询和特征计算、监控

◆ 离线: 把脉问题定位-离线数据使用

二、异常检测:背景

◆ 海量指标的驱动

- ◆ 迫使改变传统的人工配置模式,探索模型算法
- ◆ 无监督学习,降低标注成本

◆ 问题定义

- ◇ 核心指标:高准召率,基于标注训练或者人工精细化调参
- ◇ 非核心指标:低成本接入,中准召率,无标注训练,冷启动,基于反馈自动调整

◆ 模型算法

◇ 预测+异常判定

二、异常检测: 我们经历的几个阶段

1. 人工配置

2. 单模型

(一阳指)

3. 多模型

(六脉神剑)

4. 通用模型

(独孤九剑)

阶段2(一阳指): 单模型—三阶指数平滑

- ◆ 预测:三阶指数平滑(Holt-Winters)
 - ◇ 适用于有趋势和周期性的时序指标
 - ◇ 模型参数: α/β/γ, 截距/斜率/周期平滑系数
 - ◇ 参数确定:
 - ✓ 人工配置
 - ✓ 自动训练:排除异常点→最大化拟合度

◆ 异常判定:

- ⇒ 明确上下界:预测值±δ
- ◇ 固定阈值
- ◆ 历史周期点的指数平滑
- ◇ 滑动窗口的偏差标准差

· Prediction:

$$\hat{y}_{t+1} = a_t + b_t + c_{t+1-m}$$

Baseline ("intercept"):

$$a_{t+1} = \alpha (y_{t+1} - c_{t+1-m}) + (1 - \alpha)(a_t + b_t)$$

Linear Trend ("slope"):

$$b_{i+1} = \beta (a_{i+1} - a_i) + (1 - \beta)b_i$$

Seasonal Trend:

$$c_{t+1} = \gamma (y_{t+1} - a_{t+1}) + (1 - \gamma)c_{t+1-m}$$

In addition to prediction, compute a measure of deviation for each time point: d,

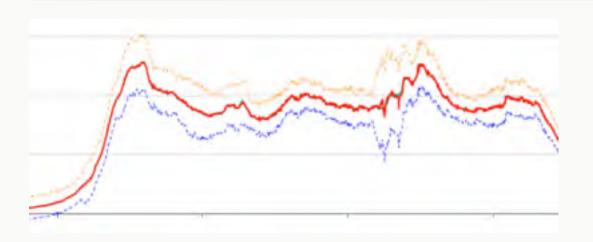
Use weighted average absolute deviation updated via exponential smoothing:

$$d_{t+1} = \gamma \cdot |y_{t+1} - \tilde{y}_{t+1}| + (1 - \gamma)d_{t+1-m}$$

Confidence bands: a collection of confidence intervals of the form:

$$(\hat{y}_{t+1} - \delta \cdot d_{t+1-m}, \hat{y}_{t+1} + \delta \cdot d_{t+1-m})$$

阶段2(一阳指): 单模型—三阶指数平滑

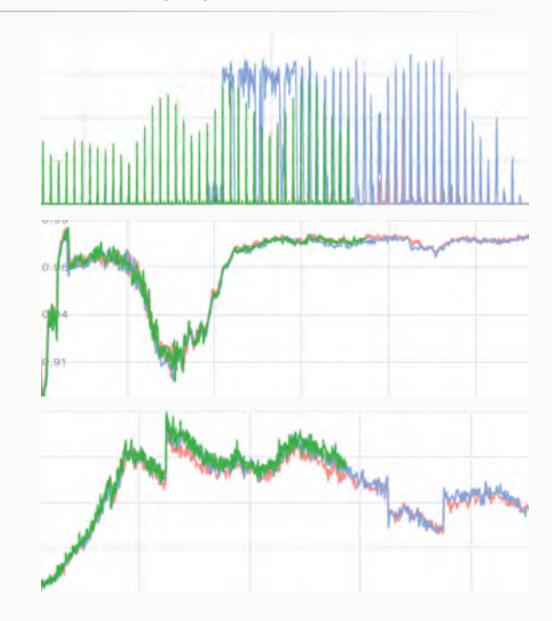


◆ 当前应用情况

- ◇ 滴滴核心业务指标:百级别
- ♦ 准召率90%+

◆ 适用场景及局限

- ◇ 适用于稳定且有周期的指标
- ◇ 指标需连续且无突增突降
- ♦ 接入效率偏低



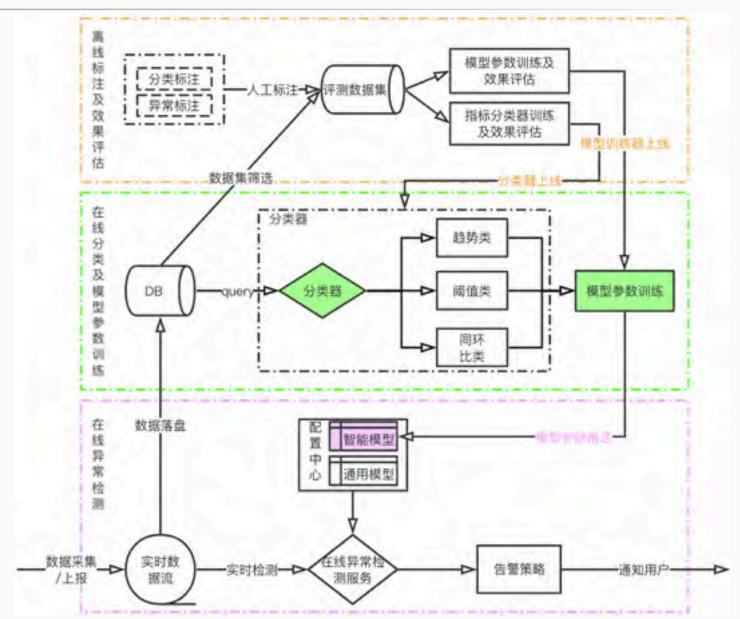
阶段3(六脉神剑): 多模型, 分而治之

◆ 实现思路

- ♦ 根据指标特征自动寻找合适模型
- ◆ 自动选择模型参数
- ♦ 目前支持类别
 - ✓ 阈值类/同环比/趋势类

◆ 当前应用及效果

- ◇ 应用于线上万级别指标
- → 召回线上问题50+
- ◆ 准确率约60%
- ◆ 召回率约70%



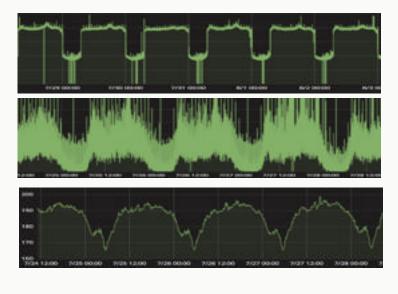
阶段3(六脉神剑):分类

◆ 趋势类

- ♦ 多周期性
- ◆ 趋势性
- ◇ 高稳定,波动小
- ◇ 平滑, 无突增突降

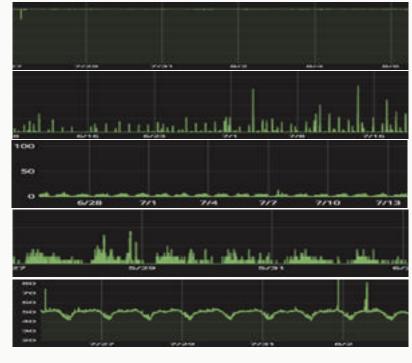
◆ 同环比类

- ◆ 有周期性
- ◆ 中低稳定,波动大
- ◇ 不平滑,有突增突降



◆ 动态阈值类

- ♦ 数值分布集中
- ◇ 成功率、时延等指标



阶段3(六脉神剑):模型参数训练

动态阈值模型:

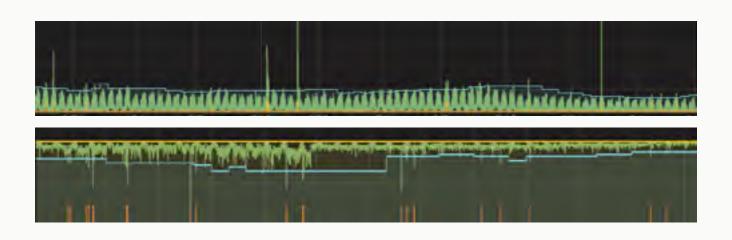
Split by Days: D_i , $i \in [0, ..., N)$

 $TopK: tk_i = top(sorted(D_i), K)$

 $BotK: bk_i = bottom(sorted(D_i), K)$

 $UpperLimit = max(LOFmax(tk_i))$

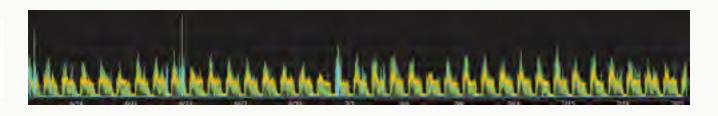
 $LowerLimit = min(LOFmin(bk_i))$



加权同环比模型:

$$f(x) = \omega_1 \cdot x_1 + \omega_2 \cdot x_2 + \dots + \omega_7 \cdot x_7 + \delta$$

 $RidgeRegression + Standard$



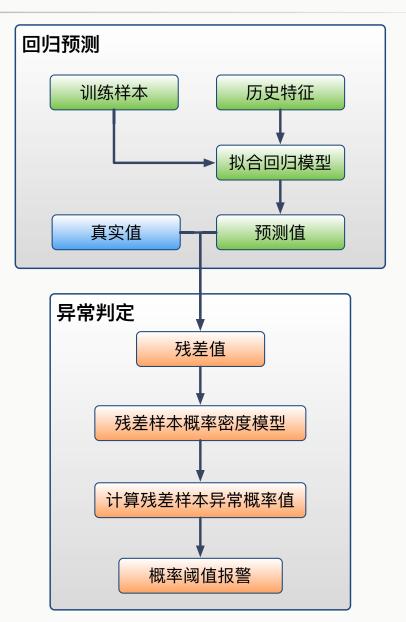
阶段3(六脉神剑): 分类模式的缺陷

- ◆ 分类算法:合理性与准确性
 - ◇ 分类边缘指标与模型的适配性差
 - ♦ 分类覆盖不全:10%无法分类
- ◆ 模型选择及参数训练
 - ◇ 无标注场景下,参数训练较困难
 - ◇ 新模型研发成本高,周期长
- ◆ 算法架构
 - ◇ 不够灵活,落地略困难

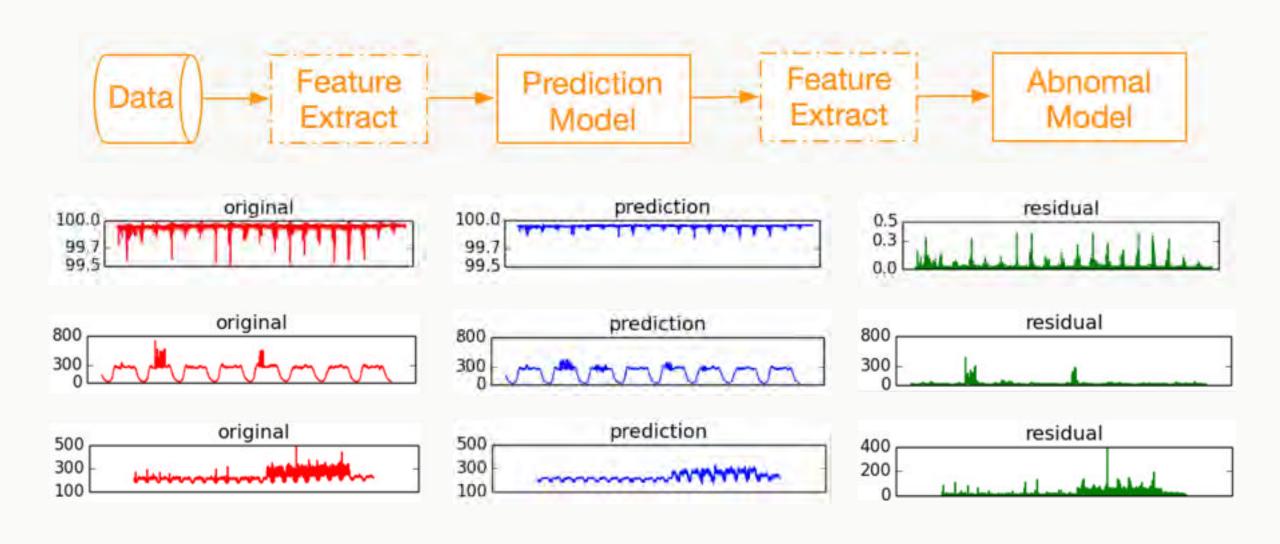
阶段4(独孤九剑): Canary算法---普适性探索

◆ 核心思路

- ◇ 回到"预测+异常判定"的基本思路
- ◆ 寻找普适性的回归预测模型,弥补HW缺陷
 - ✓ 特征的全面性
- ◇ 异常判定:基于残差的概率密度建模
 - ✓ 默认阈值的选择
 - ✓ 实时标注反馈机制



阶段4(独孤九剑): Canary算法探索



效果对比: 分类算法 vs Canary

◆ 分类算法

◆ 准确率: 60%

♦ 召回率: 68.6%

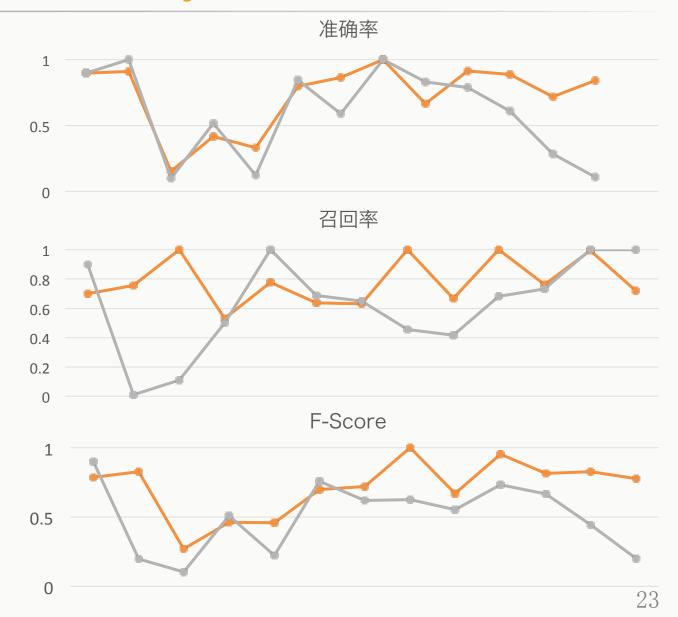
♦ F-Score: 58.5%

◆ Canary算法

→ 准确率: 72.3%

♦ 召回率: 78.3%

♦ F-Score: 71.3%



三、快速定位

◆ 定位案例

◆ 定位技术方案

案例一: 特定errorcode报警

odin报警现场



策略名称: wflog-alert-fall-through

报警状态: P3 故障

通知结果:已通知 报警接收组 sms-gs-api

发生时间: 2017-58-14 20:31:20

主机: 1

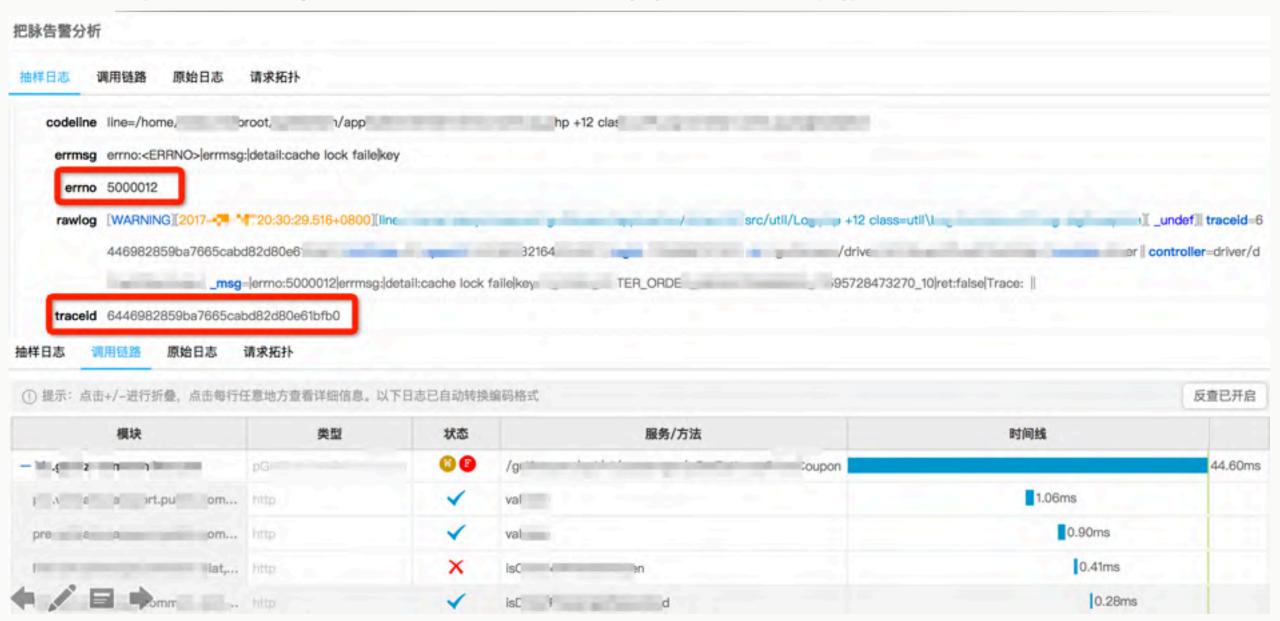
指标: pi-didi.wf, errno=5000012,level=WARNING

表达式: a lidi.wf,#5)>=22; tags: ermo=5000012, level=WARNING

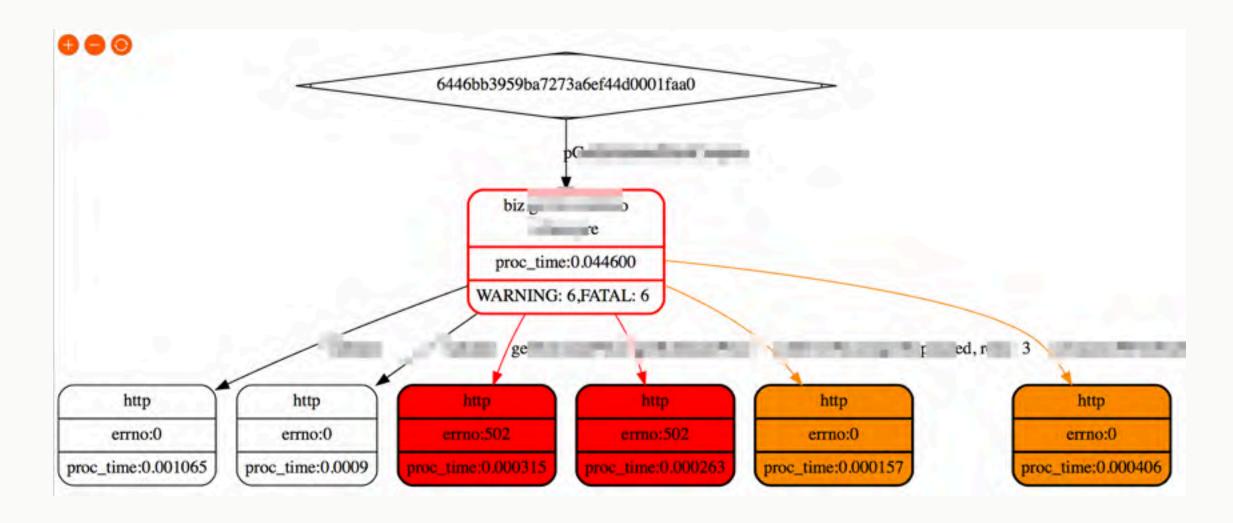
现场值:

2017-09- 14 20:30:20	34
2017-0 20:30:40	99
20171-20:30:50	25
2017-🐸 .* 20:31:00	32
2017-09-14 20:31:20	28

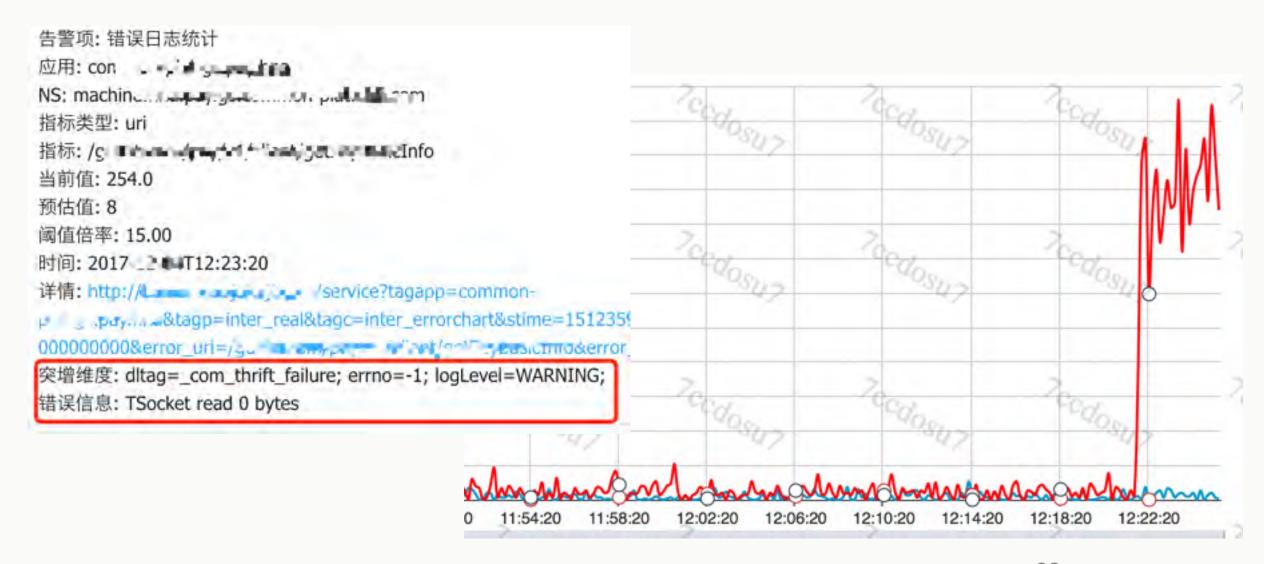
案例一: 特定errorcode报警---日志详情及Trace关联



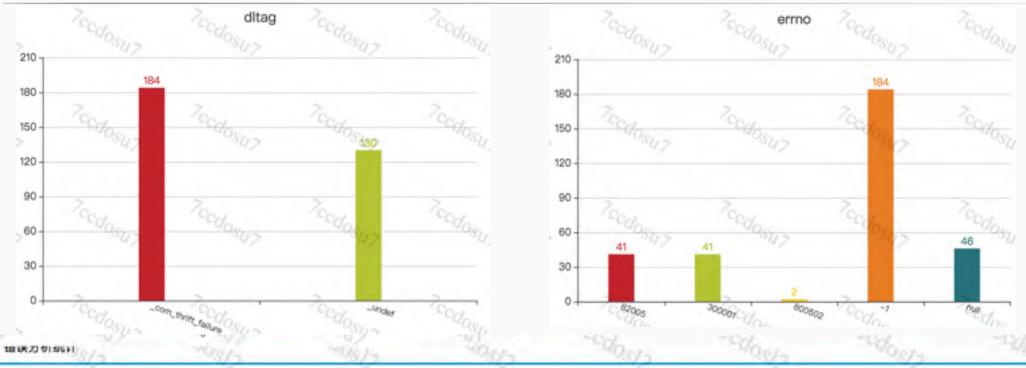
案例一: 特定errorcode报警---调用拓扑



案例二: 趋势类指标报警



案例二: 趋势类指标报警---成分分析



错误上报详情

FrawLog

创建时间	日志級别	Traceld	Errno	Ditag		Url >	70	Count	原始日志
2017-09-14 14:37:30:00	WARNING	0aaa3cab59ba23a600004f2c26e92b38	COL	undef 90gs	/gulf y/v1/s		er	100/1	点击查看
2017-09-14 14:37:30:00	WARNING	64469f3559ba23a71f70158a10ff8502	28	_com_http_fallure	/gulf			1	点击查看
2017-09-14 14:37:30:00	WARNING	74cc3c4cab374f8b9c9ba53e09a2c8ca	81103	_undef	10	ЭЕ		91	点击收起
[WARNING][2017-09-14T14;3	7:30. 0+0800)[lir	ine=/hom: , abroo , stream/ap,	· Person	* 1/0/	, p +29 class=		ontrol::,	28	_unde
traceid=74cc3c4cab374f8b9	/c9ba53e09a2c8	Bca uri=/g . , , //not . ,		3665[logid=175522340	060:0]]mod	ule=c ier controller:	cel_mug-urmo:8	J. 100 , ,	

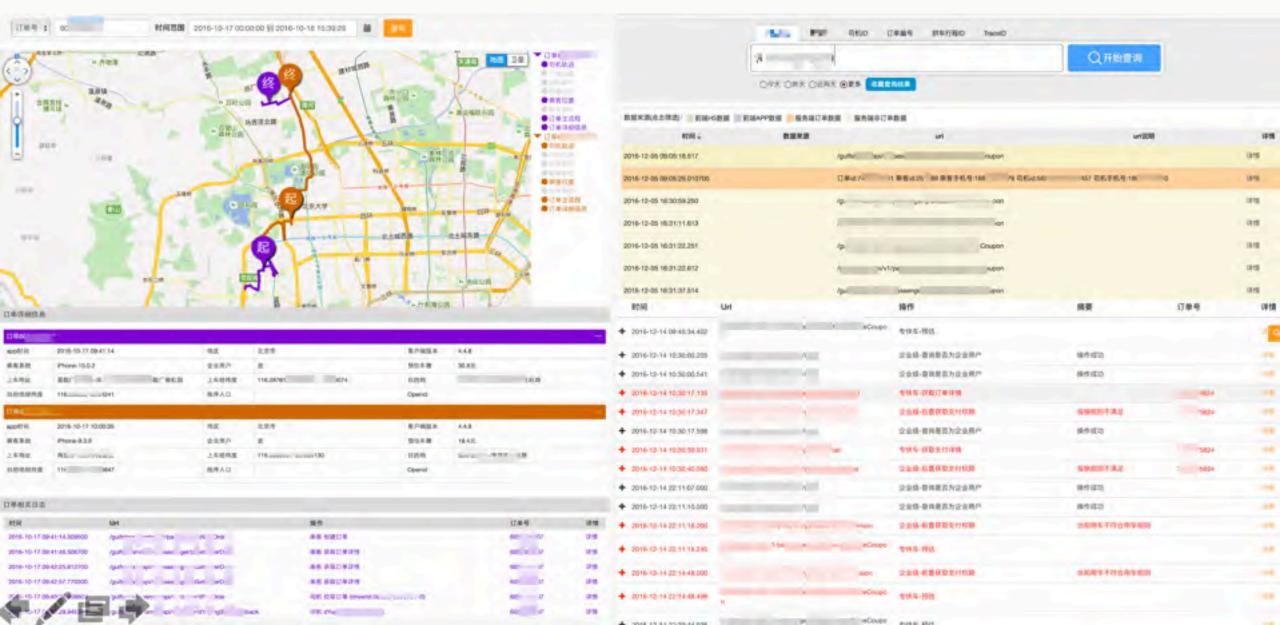
案例三: 性能报警



案例三: 性能报警---链路瓶颈分析



案例四: 业务问题定位

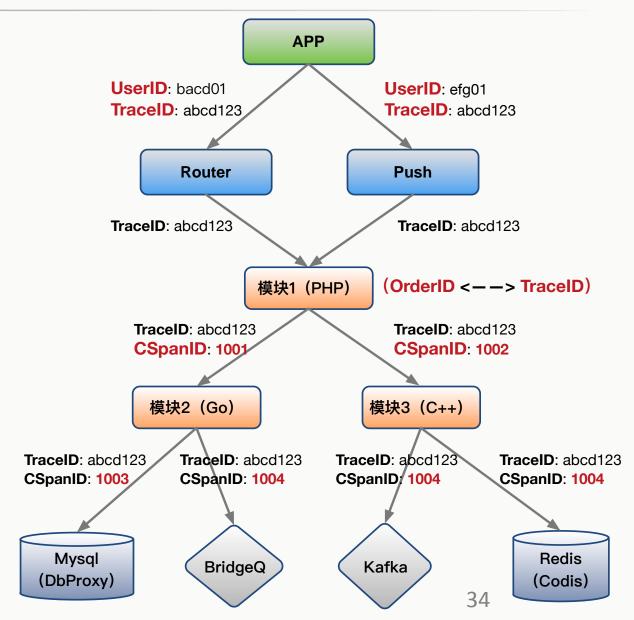


定位技术方案

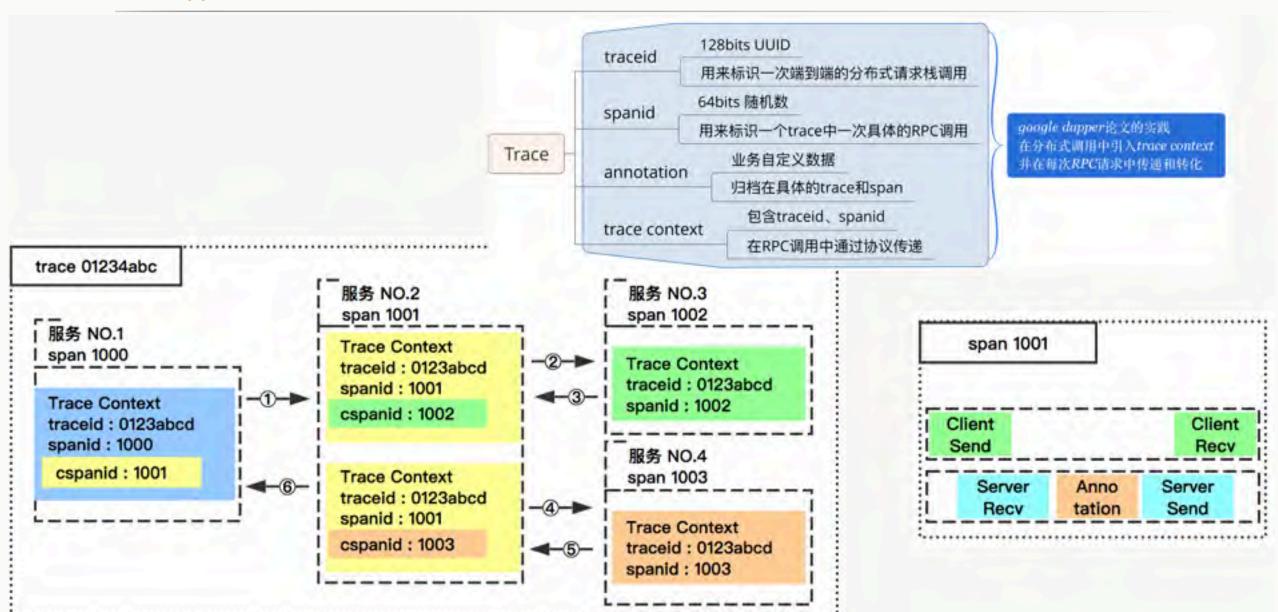
- ◆ 链路追踪与还原
 - ◇用户、订单、请求、调用
- ◆ 海量日志治理
 - ◇ 标准化、云端化、关联分析

链路追踪: 用户, 订单, 请求

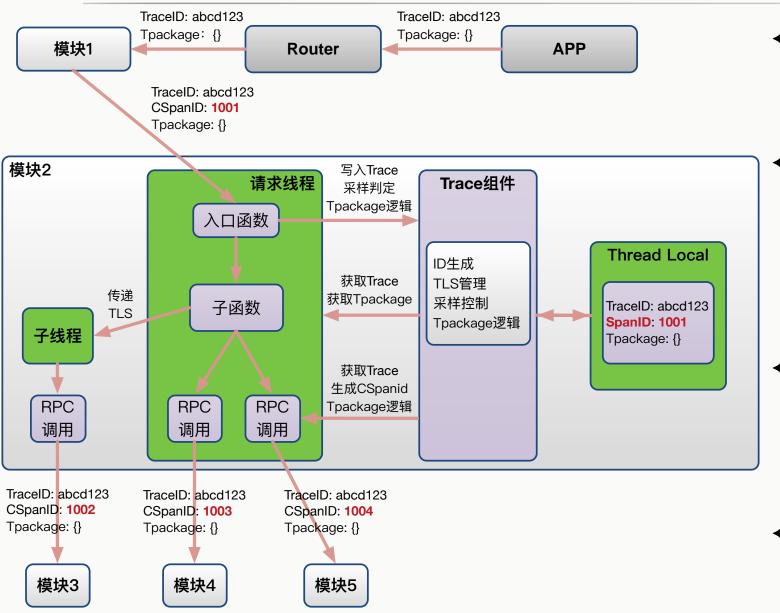
- ◆ 请求链路
 - ♦ TraceID透传
 - ◇ 标识唯一一次请求
- ◆ 用户链路
 - ♦ APP透传UserID到接入层
- ◆ 订单链路
 - ♦ API层: OrderID关联TraceID
 - ◇ 司乘数据关联



链路追踪: 调用链



链路追踪: 内部机制



- ◆ 内部透传方案设计
 - ♦低(无)业务侵入: TLS
- ◆ 挑战: 异构链路
 - ◆ 多语言支持: php/go/java/c++
 - ◇ 多协议支持: http/thrift
- ◆ 数据透传服务Tpackage
 - ◇ 全链路压测: 压测流量标识
 - ◇ 分城市发布: 城市标识
- ◆ 采样机制引入
 - ◇ 细粒度日志/临时排查

日志治理: 标准化

业务日志打印格式、位置、内容的约定 引入schema概念 配套日志数据流式处理系统 提供5种语言的日志打印组件,兼容现有大部分模块代码 引入trace机制,自动记录trace context关键内容

日志规范落地 业务层面不需要额外关注 trace context

[NOTICE][2017-03-16T21:18:41.473+0800][line=]

固定日志头: 等级、时间戳、代码行

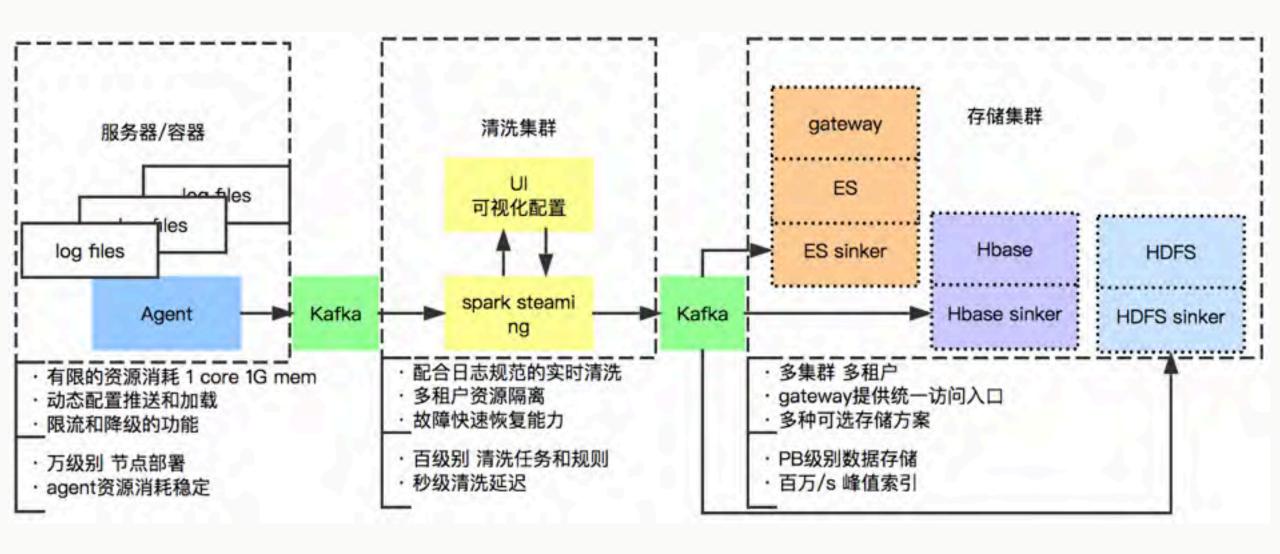
_com_request_in

tag: 描述日志打印时机和内容

||traceid=0a61355fe111f8bfed17419410310303||sampling=0 ||spanid=248b0b7136fe0b77||order_id=1001

内容: k=v的格式 ||分隔

日志治理: 云端化数据架构





北京嘀嘀无限科技发展有限公司



李培龙 ...

北京 海淀



扫一扫上面的二维码图案, 加我微信