云环境下商业银行应用系统的故障实时检测与根因定位

联想研究院企业服务云计算研究室智能运维团队 LR-AlOps

报告人: 高绍阳 2021-5-13







联想研究院 智能运维团队

队伍名称: LR-AIOps

队员: 高绍阳 张闯

复赛排名:1

联想研究院官网

http://research.lenovo.com/webapp/view/index.html





挑战1 要求快速的发现故障

难点: 1. 实时的流式数据; 2. 数据密集

措施1:选择计算量少的算法例如, z-score, 核密度估计, 卡方统计等

措施2: 多进程并行计算方法 每个进程负责接受特定的数据,并做及时的处理

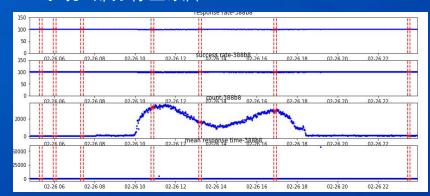




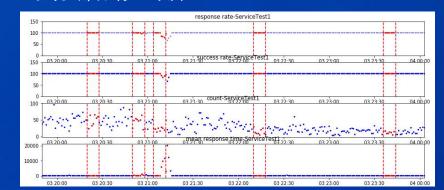
挑战2 要求准确的定位根因

数据特点: 1. 故障不会刻画到所有的数据中,即有些故障与黄金指标和调用链数据不具有强相关性; 2. 根因故障不是独立出现的,还伴随这其它非根因节点和指标的异常。

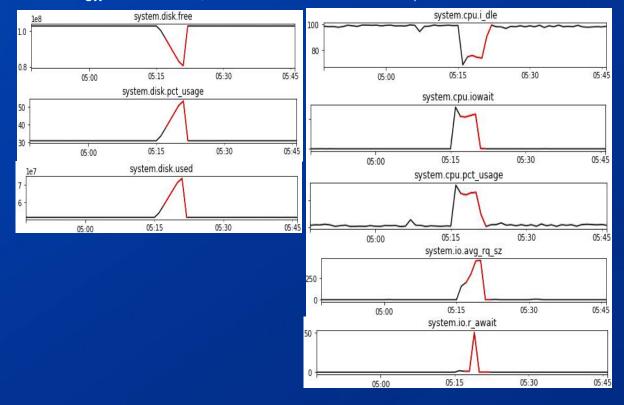
系统A部分标签故障



系统B部分标签故障



系统A, gjjcore8磁盘空间使用率过高,还伴随着cpu指标异常,io指标异常





措施1 提取已知故障特征,建立领域知识库,根据知识库判断根因

已知故障特征提取:

- 1. 故障节点异常指标的类型。类型可以根据指标名称判断,例如,disk, cpu, io等
- 2. 每个类型异常指标的数量
- 3. 异常指标是单点突变还是连续突变

例如:已知的某一次资源故障,磁盘空间使用率过高,特征内容如下:

- 1. Disk, cpu, load等指标类型异常
- 2. 指标与disk、cpu、load等有关的指标数量
- 3. 除了某个指标是单点异常, 其它的都是连续异常

挑战和应对方案





已知故障根因定位流程:



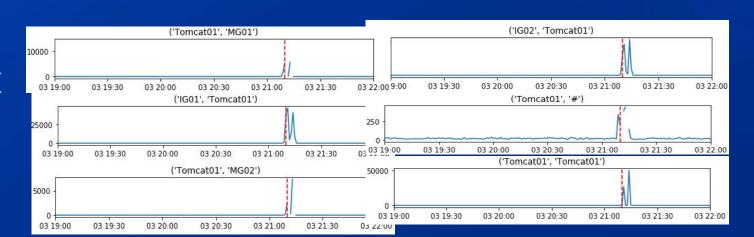
措施1优点	措施1不足
对于已知故障,检测的准确率特别高	不能检测未知故障

措施2 应用异常分数集成的方法定位根因

主要思想:通过集成trace异常检测得分,log异常检测得分,和metric异常检测得分,根据节点得分排名,定位根因

Trace检测:

- 1. 把调用链的时延转化成为时序数据。即以 父子节点对作为时序指标,父节点减去子 节点的延时做为时序值
- 2. 根据时序数据定位故障节点



挑战和应对方案





Log检测:

- 1. 检测模板是否符合模板序列
- 2. 提取日志中的一些参数信息, 转化为时序数据, 做一个时序异常检测

Metric指标检测:

卡方统计量异常打分。对于时序的数据 $\{x_k\}_{k=m-p+1}^m$,我们计算 x_m 的异常得分为

$$soe = \frac{(y_m - y)^2}{S \cdot \chi_{0.005}^2}$$

其中 $y_m = x_m - x_{m-1}$,y和S是 $\{y_k\}$ 的样本均值和方差。





未知根因定位:

Trace异常检测 异常节点得分等于各个异 常指标的均值

W_{ne}

Log异常检测 异常节点得分等于各个异 常日志得分之和

 W_a

Metric异常检测 异常节点得分等于得分最高 的异常指标组

Werc

soe =
$$W_{lae} \cdot S_{lae} + W_{g} \cdot S_{lg} + W_{merc} \cdot S_{merc}$$

在某一个异常时间段,得分最高的节点,对应的日志名和指标名就是根因。如果节点在 trace数据或log数据或metric数据没有检测到异常,则相应的得分为0





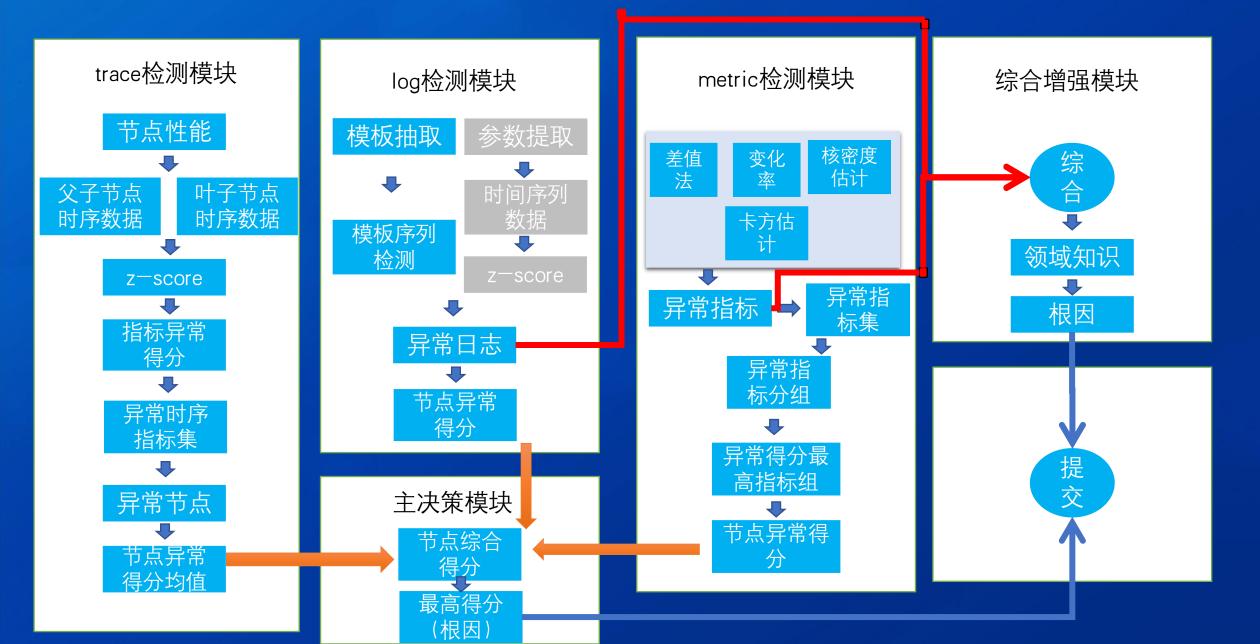
解决方案效果

效果	原因
适应两个系统	异常分数集成的方法判断根因,我们 不需要考虑系统的类型
根因定位准确率高	1. 对于已知故障,采用领域知识库定位,具有极高的置信度;2. 对于未知故障,根据异常得分最高定位根因。总的来说,推断出的根因准确率很高
故障发现速度快	我们采用多进程的方法分析数据,提高了推理的速度。并且,采用的算法计算量少







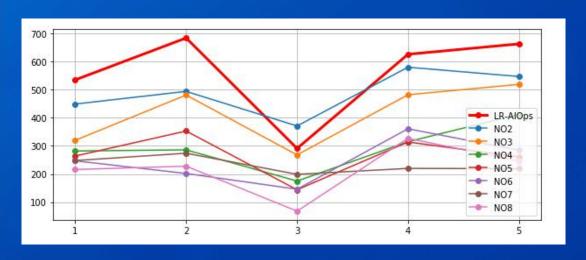




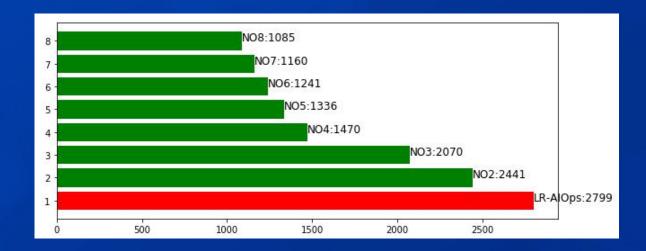




复赛每天的评测成绩



总成绩







改进地方	方法
指标检测	计算各指标分布,根据分布选择算法
日志检测	1. 完善日志时序检测方法; 2.通过对日志语意的理解, 对日志内容做上下文的向量转换, 通过NLP算法做故障的预测
根因定位	通过因果算法,判断异常指标或节点 的因果关系,确定最终根因



THANKS

谢谢观看



有问题可私下讨论

