



基于kde与xgboost的故障检测和根因定位

浦智运维团队 浦发银行信用卡中心技术运营部

2022 CCF国际AIOps挑战赛决赛暨AIOps研讨会





目录 CONTENTS

第一章节 团队介绍

第二章节 挑战与应对

第三章节 总体框架

第四章节 总结与展望



第一章节



团队介绍



浦智运维战队

浦发银行信用卡中心 技术运营部

队员: 王椭 冯耀 鲁羽佳 刘敏敏 朱祥

复赛成绩:第二名

团队设计产品——AI智能平台





模型依据规则智能识别日志冗余、语义并量化得分



智能识别异常日志并快速告警,同时引导标注,实现模型知识库增加,识别能力增强







第二章节





总体思路

为实现**实时,准确**的预测故障分类,采用无监督学习算法(核密度估计kde)进行异常检测,识别异常指标,kde异常检测的结果经过加工后作为有监督学习算法(xgboost)的输入,进行故障分类。

Kde异常检测目标

近3分钟指标取值

kde训练集



kde异常 检测



异常检测 结果处理



xgboost 故障分类



故障分 类结果

挑战与应对





挑战1: 原数据集直接转化为有监督学习的训练集存在**样本稀疏、类别不平衡**问题,同时故障标注数据

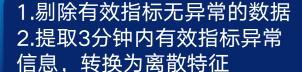
只有故障开始时间,不能直接作为有监督学习模型的因变量;



应对1:

原数据集

cmdb_id t时刻指标取值 故障类型



kde异常检测

新数据集 (xgboost模型输入)

自变量:离散异常特征 因变量:故障类型



例:最近3分钟cpu使用率异常时间(取整) 该节点3分钟内含关键词error的日志数量



- 2.解决样本稀疏问题,提升模型学习能力;
- 3.引入异常点"上下文"信息,提升模型鲁棒性;

挑战与应对





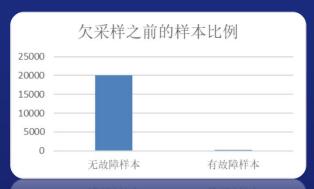
挑战1: 原数据集直接转化为有监督学习的训练集存在**样本稀疏、类别不平衡**问题,同时故障标注数据

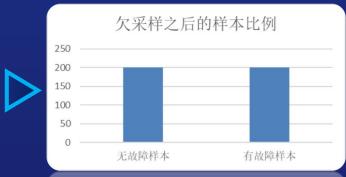
只有故障开始时间,**不能直接作为有监督学习模型的因变量**;



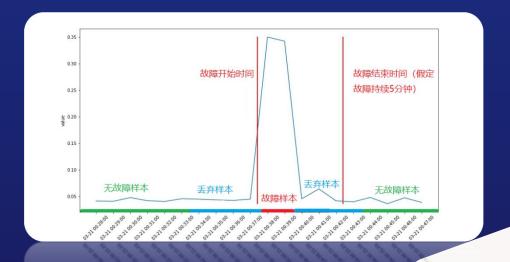


应对2:通过欠采样处理,进一步缓解类别不平衡问题;





应对3: 丢弃故障初期、末期样本,避免指标异常不明显,污染有故障样本; 丢弃故障结束后一段时间内样本,避免指标异常在故障结束后未立即恢复,污染无故障样本;

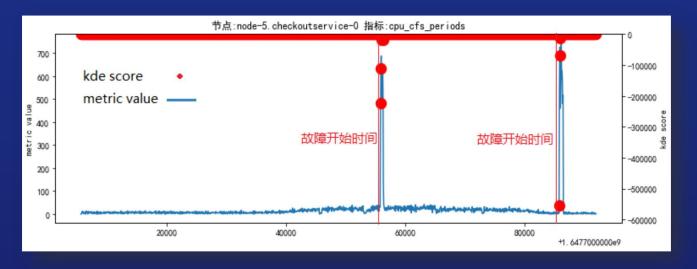




挑战2: 无监督学习算法的通用性要求

应对1: 故障样本与非故障样本kde score存在显著差异的指标作为有效指标;

应对2: 根据故障样本kde score的分布自动生成异常检测阈值:



挑战3: 对故障定位高实效性要求

应对1: 多线程并行化计算, 每个线程单独处理一类数据与故障;

应对2: 高效无监督学习算法前置,只有检测到关键指标出现异常时才唤起有监督学习算法;



第三章节

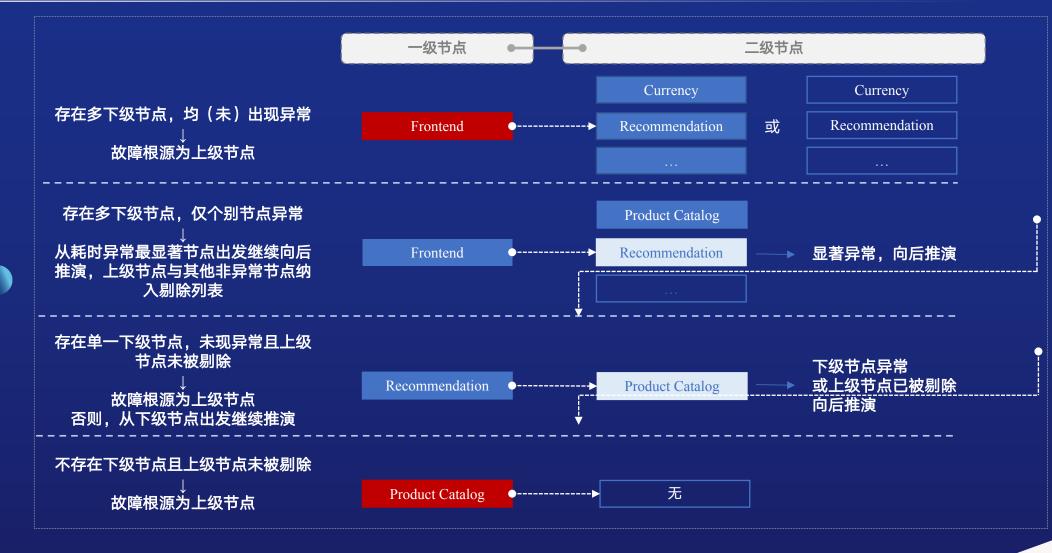






总体框架





trace异常检测

图例标识

故障根源节点

异常节点

基于该异常节点推演

无异常节点



第四章节



总结与展望

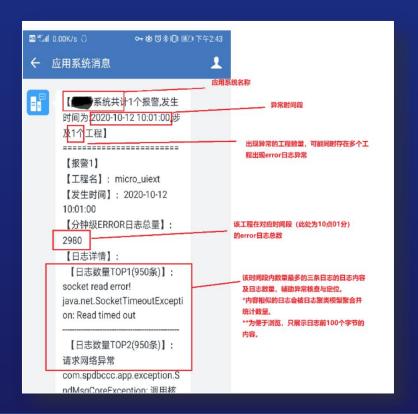


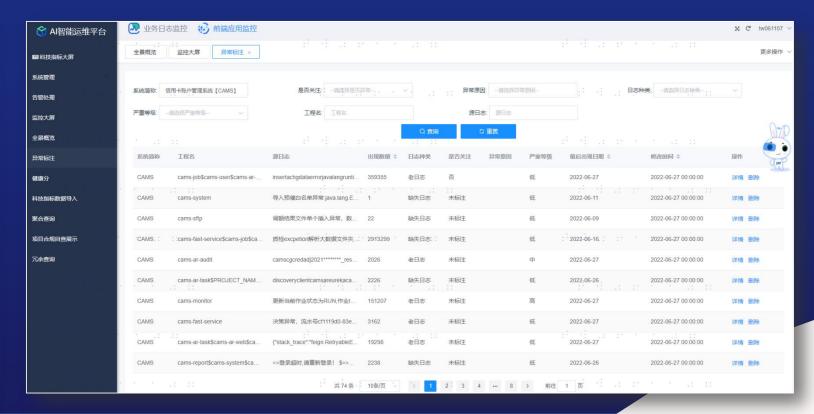
总结

团队复赛排名第二,容器性能故障识别召回率93%;服务器性能故障识别召回率86%。

落地应用优化方向

1) 利用浦发信用卡基于日志数据的故障检测模型,提取日志异常特征,改善日志特征的通用性;



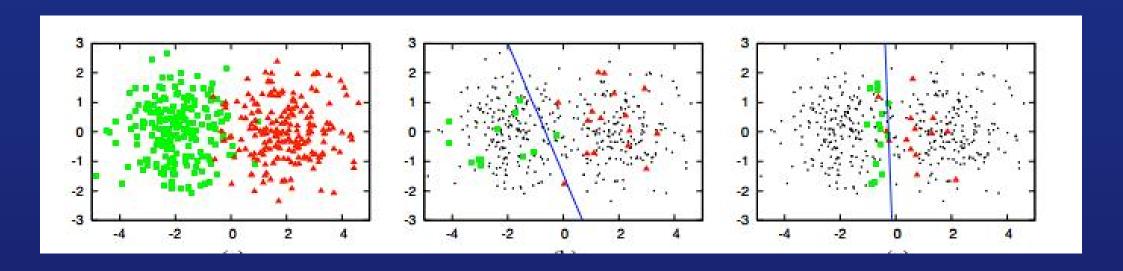


总结与展望



落地应用优化方向

2) 采用聚类算法,对故障样本进行预分类再进行标注,或采用主动学习,减少专家标注成本;



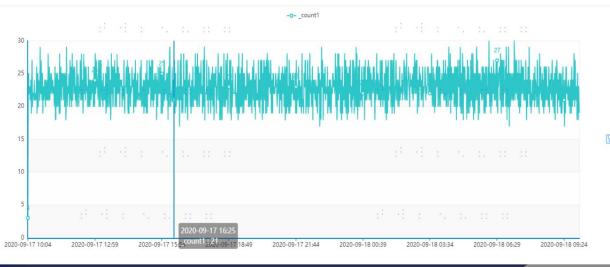
总结与展望



落地应用优化方向

3)指标异常检测算法优化,根据指标数据特征,如是否具有周期性、是否稳定等对指标进行分类,不同类型的指标采用不同的异常检测算法;







2022 CCF国际AIOps挑战赛决赛暨AIOps研讨会

THANKS

