

基于多策略融合的室分小区

Hidden Fault Discovery of Indoor Distribution
System Cell Based on Multi-Strategy Fusion

隐性故障发现


刘贤松, 高有利, 屠梓浩 (中国联通网络AI中心, 上海 200050)

Liu Xiansong, Gao Youli, Tu Zihao (China Unicom Network AI Center, Shanghai 200050, China)

摘要:

当前室分小区隐性故障排查主要依赖人工巡检, 存在现场测试排查周期长、对人工经验依赖严重、用户感知差等问题。提出基于多策略融合的室分小区隐性故障发现方法, 利用8种KPI指标, 使用Prophet算法确定动态阈值, 通过研究指标重要性调整策略和修正非连续异常值策略相融合的多策略故障诊断, 实现对室分隐性故障的快速定位。根据上述方法构建室分健康监控体系, 辅助运维人员快速定位与修复隐性故障, 提升用户感知。

关键词:

室分小区; 隐性故障; 多策略融合; 异常检测
doi: 10.12045/j.issn.1007-3043.2023.04.010
文章编号: 1007-3043(2023)04-0042-06
中图分类号: TN929.5
文献标识码: A
开放科学(资源服务)标识码(OSID): 

Abstract:

At present, the hidden fault troubleshooting of indoor distribution system cell mainly relies on manual inspection, and there are problems such as long on-site test and troubleshooting cycle, heavy dependence on manual experience, and poor user perception. A hidden fault detection method based on Multi Strategy fusion is proposed. It uses Prophet algorithm with 8 KPI indicators to determine the dynamic threshold. By studying the multi-strategy fault diagnosis with the index importance adjustment strategy and the non-continuous outlier correction strategy, it can quickly locate the hidden faults of indoor distribution system. According to the above method, an indoor signal distribution health monitoring system is constructed to quickly assist in locating and repairing hidden faults, and improve user perception.

Keywords:

Indoor distribution system cell; Hidden fault; Multi-strategy fusion; Anomaly detection

引用格式: 刘贤松, 高有利, 屠梓浩. 基于多策略融合的室分小区隐性故障发现[J]. 邮电设计技术, 2023(4): 42-47.

1 概述

随着移动通信网络的发展规模越来越大, 相应的无线网络结构也越来越复杂。室内信号分布系统即室分系统能够将基站信号均匀分布在室内每个区域, 进而改善建筑物内的移动通信环境^[1]。室分故障的传统排查方法主要依赖人工排查和常规网管系统, 且只能检测小区显性故障, 而对于隐性故障的排查^[2]主要通过室分巡检、网管告警、用户投诉3种方式, 存在人工成本高、用户感知耦合性低、网络性能定位及时性

差等问题。

本文利用室分无线小区网络故障的海量数据, 以小时为时间单位选取影响室分小区隐性故障的关键指标, 预测小区小时级指标趋势及动态区间, 准确快速判断室分故障, 辅助算法和业务人员进行决策支撑, 提升室分无线小区隐性故障智能排查特征构建的质量与效率。

2 相关研究

2.1 传统室分故障排查方法

传统室分无线小区故障排查手段存在监控难和效率低下2个痛点, 监控难主要体现在传统室分系统

收稿日期: 2023-02-16

由大量哑网元组成,缺乏监控,同时现网大量室分系统运行时间过长,日常的维护压力很大,室分隐性故障难以被发现^[3];效率低下主要体现在对异常出现地点的定位手段缺失,现场的测试周期长、范围大、难度大、人员水平要求高。通常室分小区故障的排查主要有室分巡检、网管告警、用户投诉3种方式^[4]。

常规网管系统利用操作维护中心监控室分小区的指标和告警状态,仅能监测该小区的显性故障,无法检测室分系统轻微故障或隐性故障。室分巡检^[5]依据代维每月固定时间对室分系统排查,主要排查后台室分基站故障、无线配置参数设置问题,以及对于装修、破坏、元器件老化导致的隐性故障^[6]。目前很多隐性故障都是收到用户的投诉后才去现场测试,逐个发现然后排查问题。现场排查效率低下,且影响用户感知。

2.2 小区无线网络异常识别方法

基于 Prophet 时序算法的无线网络突变小区识别方法^[7]研究利用时序预测算法得到动态门限,通过对比指标在动态门限、相对门限以及绝对门限3种不同门限方法下的突变情况,使运维人员及时掌握网络性能,降低误报和错报异常,从而提升网络优化的效率和质量。但是该方法并没有考虑到不同指标是否异常对无线小区网络突变的重要度是不同的,如某单个指标异常可能直接导致小区网络故障;另外该方法没有结合无线小区网络突变的业务因素对预测结果做进一步修正。

针对传统室分小区故障排查难以排查隐性故障的问题,本文提出一种基于多策略融合的室分小区隐性故障发现方法,该方法在上述基于 Prophet 时序算法的网络异常识别方法中使用 Prophet 算法框架预测指标动态门限的基础上,提出使用动态门限结合多种故障发现优化策略,进而提高故障排查效率和准确率,提升用户感知。

3 基于多策略融合的室分小区隐性故障发现

为了解决传统室分隐性故障排查方法难以发现隐性故障问题以及进一步提升小区无线网络异常识别方法预测效果,本文提出一种基于多策略融合的室分小区隐性故障发现方法,根据室分小区8种KPI关键指标状态在不同时间段的情况判断室分隐性异常。整体流程如图1所示,首先对数据进行预处理,对一些不规范、缺失数据进行规范化和填充,然后根据8种关

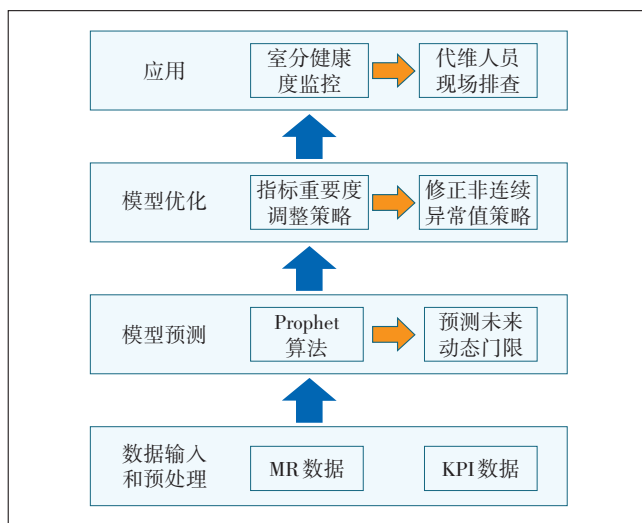


图1 室分隐性故障排查架构图

键指标值的浮动与时间特征相结合,输入到 Prophet 算法中预测未来动态门限,而后通过调整数据对室分异常影响的重要度以及修正非连续异常值优化室分异常排查,最终应用于室分健康度监控,及时反馈隐性故障,安排代维人员现场维修。

3.1 室分小区隐性故障模型动态阈值计算

对室分小区隐性故障排查考虑了时序性特征的预测,本文使用了 Prophet 算法对 KPI 指标预测未来动态门限,实现实时监控识别异常波动 KPI 指标,及时优化无线移动网络,保证用户感知。根据前 28 天的特征数据进行时序模型构建,预测出后 3 天的小时级指标趋势及动态区间,快速有效发现室分小区故障。

Prophet 时间序列预测框架^[8]基于可分解模型的开源库,主要包括时间序列分解和机器学习的拟合。该算法不仅能够处理序列中存在的异常值或部分缺失值,还可以很好地预测时间序列未来一段时间的走势。

Prophet 预测模型如图 2 所示,模型固定输入 d_t 和 y_t 2 列,分别为时间特征和关键指标特征,根据数据得出标准差后计算每个关键指标的动态门限,最后通过对比动态门限和指标值判断指标是否异常,将 8 项指标预测结果求和,多于 3 项异常即被视为存在故障,否

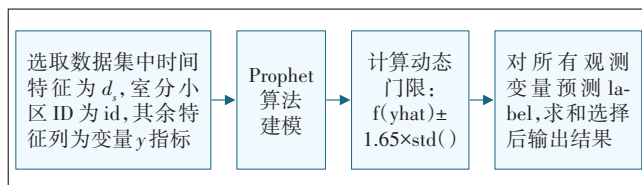


图2 Prophet模型预测流程图

则被视为正常。

3.2 模型优化策略

为了进一步提高室分故障预测准确率,提升用户感知,考虑不同指标对室分故障影响程度不同的因素以及室分小区发生异常具有持续性的特性,提出2种优化策略,分别是指标重要性调整策略和修正非连续异常值策略,具体策略设计情况如下。

a) 指标重要性调整策略。原始方法并没有考虑到不同指标对室分隐性故障影响重要度的不同,导致预测结果粒度粗略,因此本文提出指标重要性调整策略。根据数据集内8种指标导致室分无线小区隐性故障的影响程度不同给予相应的指标权重,8种指标以及室分小区预测结果为1时为异常、0为正常。具体调整策略如图3所示,由于DOWN3G和DOWN_RATE 2种指标对于室分异常判断影响度较高,当DOWN3G和DOWN_RATE的值高于门限上界时返回室分小区异常,当DOWN3G值为0时返回室分小区正常,其他指标超过上限或低于下限时结果加1,最终累加所有指标结果若大于3判定该时间段室分小区存在异常,否则视为正常。

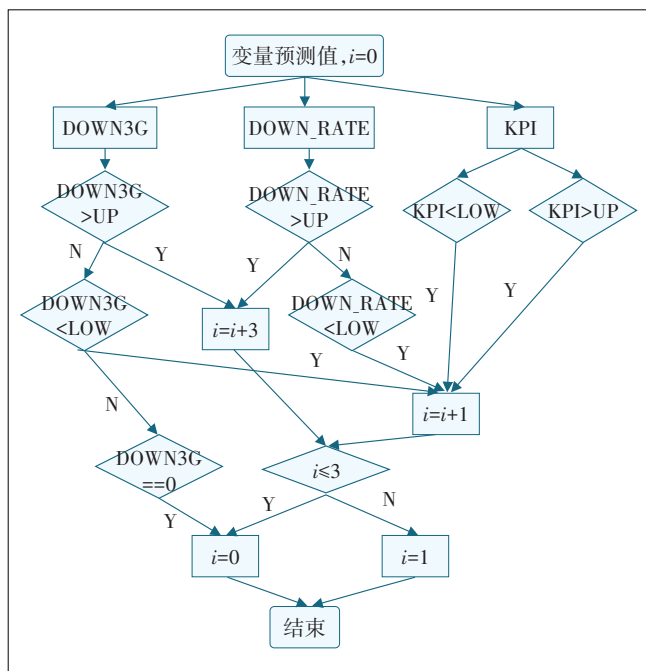


图3 指标重要性调整策略流程图

b) 修正非连续异常值策略。本文选取的数据集的记录之间的间隔为1h,由于室分小区存在许多不可控因素,因此允许数据产生正常范围内的波动,但是室分小区一旦发生故障,多个指标变量在很长时间段

内都会处于异常状态,不会存在几个小时内指标正常异常状态交替出现的情况。修正非连续异常值策略对非连续异常值进行了管理,具体执行步骤伪代码如图4所示,若第*i*位置的值与第*i-1*、第*i+1*位置的值均不同,则将第*i*位置的值修正为第*i-1*的值;若第*i*位置的值与第*i+1*位置的值相同,但与第*i-1*、第*i+2*位置的值均不同,则将第*i*位置的值和第*i+1*位置的值都修正为第*i+2*的值。该策略考虑了庞大室分小区系统中指标状态变化等不可控因素,根据室分无线小区隐性故障状态针对性地修正了非连续异常值情况,实现了更加精细的室分小区隐性故障预测。

输入:是否存在室分隐性故障预测值原始序列
输出:是否存在室分隐性故障修正后更新的序列
①对于是否存在室分隐性故障原始序列中的每一个预测值; ②如果 $label_{or} \neq$ 时间序列中前一个预测值且 $label_{or} \neq$ 时间序列中后一个预测值; ③执行修正 $label_{or}$,将 $label_{or}$ 的值修正为在时间序列中前一个值; ④得到首次修正后的是否存在室分隐性故障序列 $label_{or}$; ⑤对于首次修正后的是否存在室分隐性故障序列中的每一个预测值 $label_{or}$; ⑥如果 $label_{or} =$ 时间序列中前一个预测值且 $label_{or} \neq$ 时间序列中向前2个位置上的预测值且 $label_{or} \neq$ 时间序列中后一个预测值; ⑦执行修正 $label_{or}$,将 $label_{or}$ 的值修正为 $label_{or}$ 时间序列中向前2个位置上的值; ⑧执行修正 $label_{or}$ 时间序列中前一个预测值,将该值修正为 $label_{or}$ 时间序列中向前2个位置上的值; ⑨得到最终修正后的是否存在室分隐性故障更新后的序列 $label_{or}$ 。

图4 修正非连续异常值策略的伪代码

4 实验结果和分析

4.1 数据选取

基于多策略融合的室分小区隐性故障发现的数据集选取某地区部分网元的MR和KPI数据,包括60 000条训练集数据和8 000条测试集数据,数据涵盖了200个小区2021年6月26日到2021年7月25日09:00—22:00的8种反映室分故障的关键指标,具体数据说明如表1所示。表1中将室分小区隐性故障排查数据分为3类,第1类(序号1)为用于时序预测的时间特征,第2类(序号2)是用于区分不同小区的小区ID,第3类(序号3~10)是用于室分故障预测的关键指标,其中序号3~8为《中国移动测量技术要求规范》提出的RSRP(Reference Signal Receiving Power)测量频带分布,RSRP值越大代表该区域信号强度越大,是反映服务小区覆盖的关键指标,序号9~10为在网络状态不佳的情况下由4G重定向进入3G的采样点数量和概率。由于第3类数据存在缺失,因此经过多种填充方法比

表1 室分小区故障排查数据集特征说明

序号	字段	含义
1	MONITOR_TIME	采集时间
2	COMMUNITY_ID	小区名称
3	UNDER115	RSRP≤-115 dBm 序列值
4	UNDER110	-115 dBm≤RSRP < -110 dBm 序列值
5	UNDER105	-110 dBm≤RSRP < -105 dBm 序列值
6	UNDER100	-105 dBm≤RSRP < -100 dBm 序列值
7	UNDER95	-100 dBm≤RSRP < -95 dBm 序列值
8	OVER95	RSRP≥-95 dBm 序列值
9	DOWN3G	4G回3G采样点数量
10	DOWN_RATE	倒流比(百分比)

较,确定了效果较好的前向填充。

图5为某小区影响室分异常的8种关键指标在一段时间内的值的分布情况,其中横轴为时间,纵轴为指标值,可供后续动态阈值的确定,从而预测室分小区健康情况。

4.2 室分小区隐性故障预测实验分析

本文对处理后的数据构建 Prophet 时序分析模型,动态预测每个小区不同时间段关键指标的阈值,从而预测每个小区在不同时间段的室分系统健康情况,同时根据各指标对监测结果产生的重要程度的不同赋予不同的权重,以及根据业务的情况修正非连续异常值等优化操作,改进后的室分小区隐性故障预测结果有显著提升,能更加精准地先于客户发现问题,提升客户满意度。

4.2.1 室分小区隐性故障指标动态阈值分析

针对室分无线小区隐性故障智能排查问题,这里以某一小区为例,选取小区ID为10769675的历史MR数据和KPI数据特征化为KPI指标构建时序分析模型,预测该小区3天内KPI动态阈值,8种KPI指标的值和动态阈值如图6所示,横坐标为3天的09:00—22:00的时间刻度,图6中2条上下随时间变化的折线分别为指标的上下阈值,点为指标的值,在某一时刻当点超出上下阈值范围即该指标异常并加一次预警次数,例如如图6(a)指标UNDER115在2021年6月23日14:00指标超出阈值上界判定该指标异常,在2021年6月25日16:00指标值在上下界阈值内判定该指标正常。所有指标累计预警次数若超出设定预警次数即存在异常,则形成告警,提醒运维人员现场确认并维修,从而提升排查效率。

4.2.2 指标重要性调整策略实验分析

由于各KPI指标对室分异常的影响程度不同,本文做了如下改进,根据指标对室分异常影响的重要度设置不同程度的预警。为了对比选取不同KPI组合情况下室分故障排查准确性,采用F1值作为评价指标对精确率和召回率进行整体评价。

根据8种指标类型对室分异常影响程度不同评估4组KPI组合准确性,如图7为不同指标组KPI的F1值对比,KPI组0为不对KPI指标区别处理,即每项指标对室分异常预测的影响相同,该策略F1值仅0.685;KPI组1为选取6种RSRP数据进行模型预测,该策略F1值为0.838;KPI组2为利用DOWN3G和DOWN_

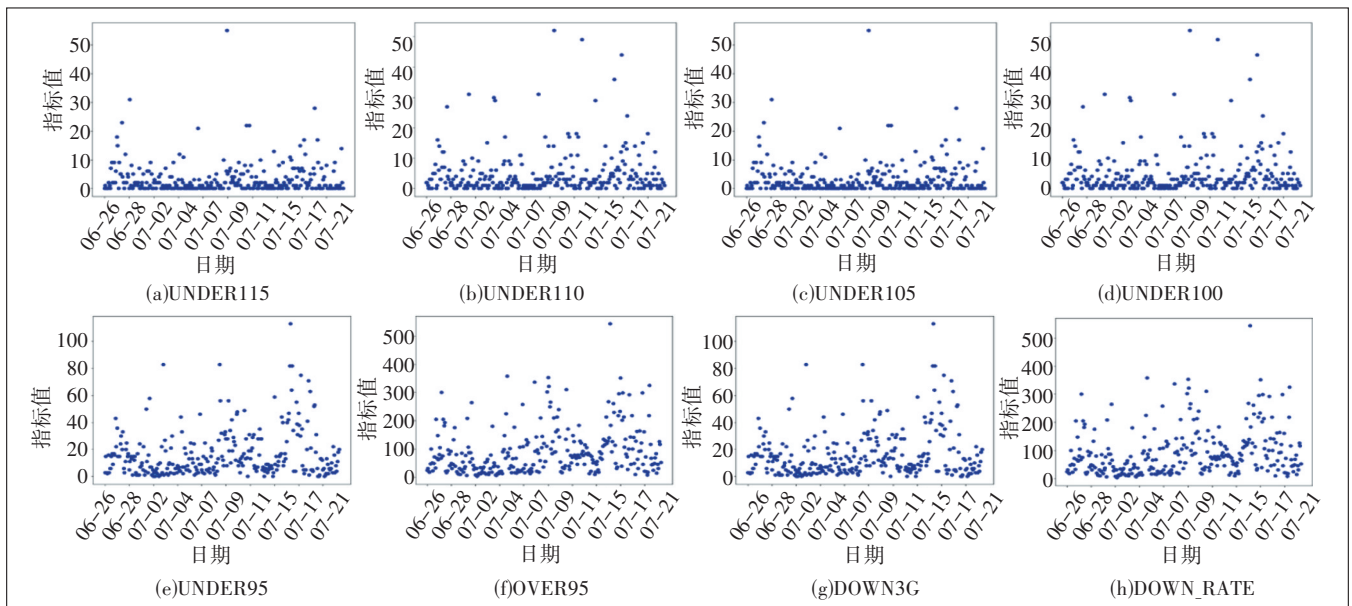


图5 某小区影响室分异常的指标分布

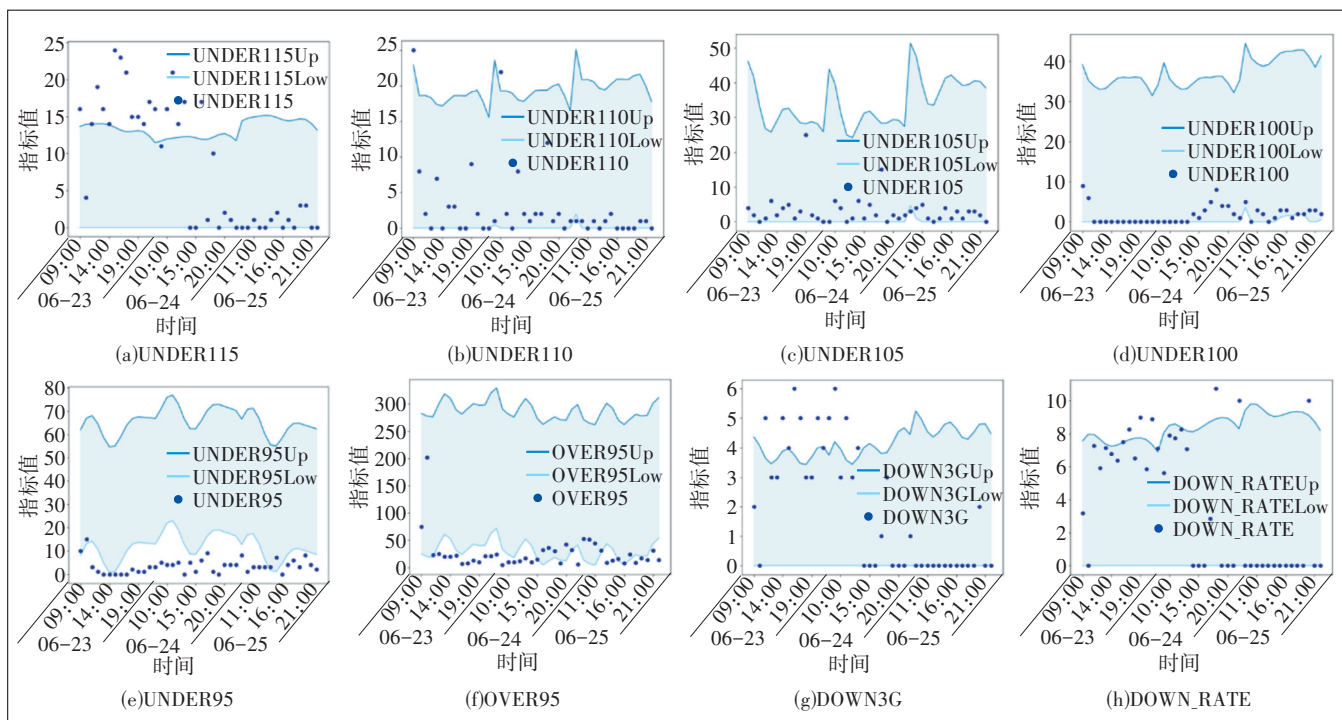


图6 某小区关键指标值及动态阈值分布情况

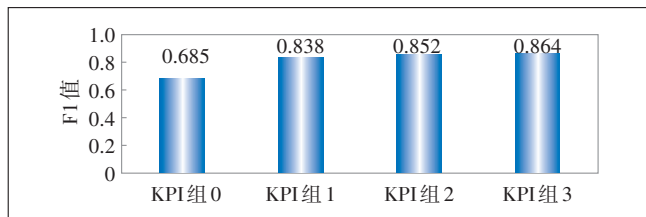


图7 不同KPI组的F1值对比

RATE 2类指标进行预测,该组设定当DOWN3G指标正常时直接认为结果正常,组2的F1值为0.852;KPI组3将所有指标均进行模型预测,对不同指标类型设置不同权重,如业务发现DOWN3G指标对室分异常影响程度较高,则该指标发生异常时设置预警为3,该指标正常时直接忽略其他指标异常情况设置最终室分小区正常,组3的F1值为0.864。经对比可知本文选取的KPI组3考虑了不同指标对室分异常贡献重要度不同设置不同的预警次数,使预警更加适用室分故障排查,更加精准提供排查信息。

4.2.3 修正非连续异常值策略实验分析

由于室分场景的诸多不可控因素,这些数据时会产生波动,但一旦有故障发生时,多个指标往往会在长时间内处于异常状态,若在连续几个小时内预测结果在异常与正常间不断波动,可认为预测结果存在问题,本文修正非连续异常值从而优化室分小区异常

预测效果。

图8所示为不同方法下室分异常预测F1值的对比,从图8可以看出,方法0没有对预测结果做任何优化,预测准确性较差;指标重要度调整策略选取4.2.2中的KPI策略3的优化策略,F1值为0.864;修正非连续异常值策略在方法0的基础上进行修正,由于方法0的预测结果较差,并不能起到参考修正的作用,造成修正后的评估结果也不好;指标重要度调整策略+修正非连续异常值策略在调整了指标重要性的预测结果基础上进行修正,由于修正前的F1值就达0.864,修正后的F1值为0.906,室分小区异常预测效果最佳。

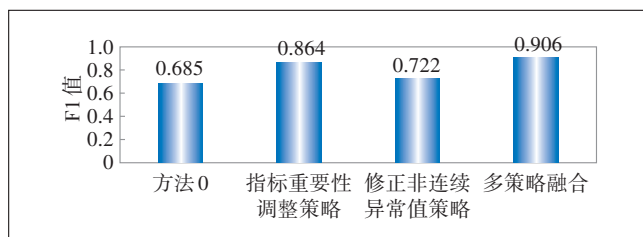


图8 不同方法下室分异常预测F1值对比

为了更直观理解不同策略下的室分故障预测情况,选取某小区的室分异常情况在不同策略方法下进行对比,结果如图9所示。其中图9(e)为该小区室分异常情况的真实值,图9(f)为该小区不同方法下F1值

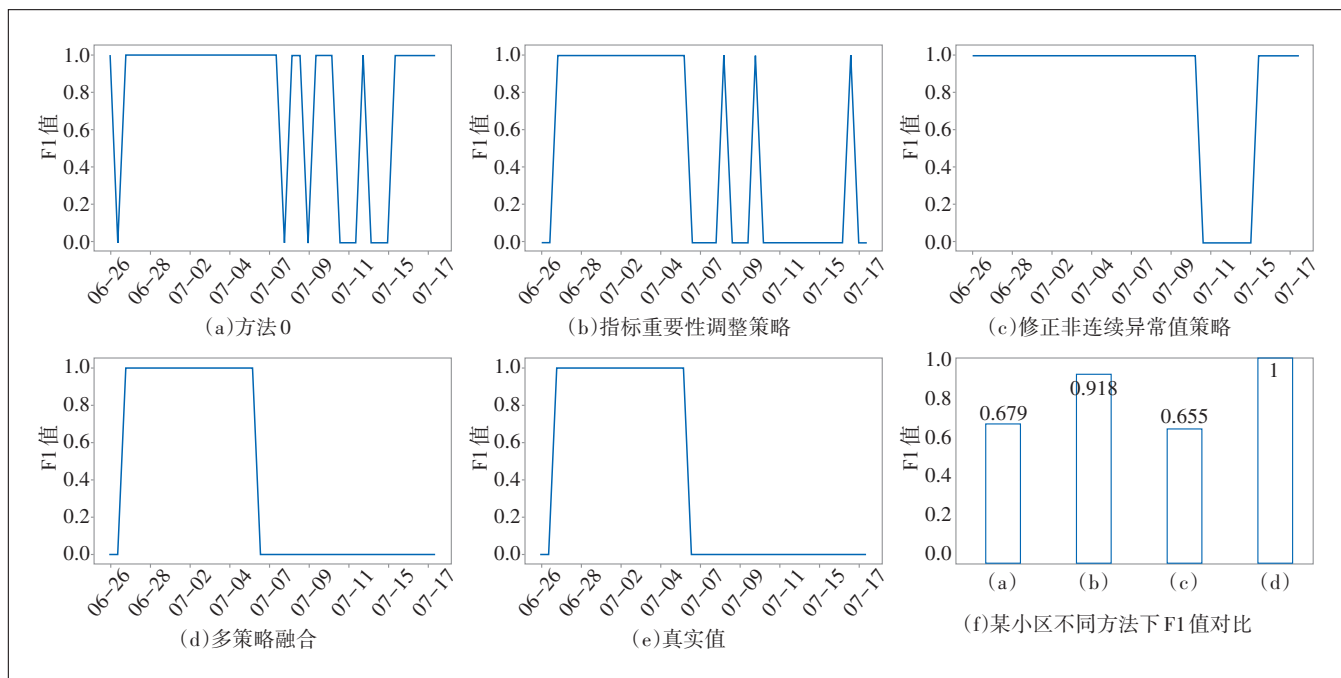


图9 某小区在不同方法策略下室分异常结果对比

对比情况;图9(a)为某小区指标数据优化前预测结果分布;图9(b)为对指标进行指标重要性调整策略,由图9(f)知图9(b)的优化策略使F1值提高了0.239;图9(c)修正了非连续异常值策略,由于原始结果较差造成修正后的效果更差;图9(d)为指标重要性调整+修正非连续异常值策略,在经过指标重要性调整优化后,预测准确率已经较高,在此基础上修正非连续异常值起到很好的效果,就该小区来说F1值高达1,3天的室分异常情况预测完全准确。

5 总结

本文提出了一种基于自动特征工程的室分无线小区隐性故障智能排查方法,一改传统局限于网管系统的室分性能监控手段,首先利用Prophet算法对指标数据做时序预测,得到指标动态上下限,然后根据各指标是否存在预警从而预测室分故障,同时本文提出设置各指标专项预警程度和修正非连续异常值2种改进预警方法,有效提升室分隐性故障预测准确度。实现室分健康监控体系,更加精准地先于用户发现问题并安排人员及时排障,在提升工作效率的同时提高了用户满意度。下一步计划构建网络故障知识图谱,梳理故障维修知识,再结合时空卷积网络,实现对隐性故障的快速发现和有感自愈,从而为网络自动驾驶奠定基础。

参考文献:

- [1] 杨文,杜霖,陈洁. 基于AI的室分故障问题定位方法研究与实践[J]. 电信工程技术与标准化,2020,33(2):6-10.
- [2] 王琳. 构建“3D”室分隐性故障监控体系[J]. 科技视界,2018(27):29-30.
- [3] 田桂宾. 结合MR数据设计方案提高TD-LTE室分故障排查效率方法的研究[J]. 电信工程技术与标准化,2019,32(1):16-22.
- [4] 姚克宇,徐俊涛. 通信基站数智化巡检释放人力价值提质增效再加速[J]. 通信世界,2021(6):17-18.
- [5] 王天晓. 基于MRO的室分隐性故障排查方法[J]. 福建电脑,2016,32(3):115-116.
- [6] 刘昕,苏文俊,曾沂黎. 无源室内分布系统故障探针诊断解决方案[J]. 广东通信技术,2018,38(4):35-38.
- [7] 杨飞虎,许国平,刘贤松,等. 基于Prophet时序算法的无线网络突变小区识别方法研究[J]. 邮电设计技术,2021(2):25-30.
- [8] CHUNMIN M M, RUNJIE X, CHING T L. Real-time Recognition of Smartphone User Behavior Based on Prophet Algorithms [DB/OL]. [2022-12-30]. <https://arxiv.org/abs/1909.08997>.
- [9] 石旭荣,陈辰,刘权,等. 基于机器学习方法的设备监控指标预测[J]. 邮电设计技术,2020(10):15-20.

作者简介:

刘贤松,毕业于武汉大学,中国联通智网创新中心总监,硕士,主要从事网络AI能力研发管理工作;高有利,毕业于东北农业大学,高级工程师,学士,主要从事网络AI应用项目管理;屠梓浩,高级工程师,硕士,主要从事中国联通网络AI平台总体架构相关工作。