

基于大数据与 AI 的地铁通信网络故障智能预警与自愈机制研究

晏兴卯

中铁建电气化局集团运营管理有限公司

DOI:10.32629/etd.v7i6.21011

[摘要] 地铁通信网络承载调度指挥、视频监控、乘客信息、车地无线通信和应急联动等业务,网络故障具有隐蔽性、关联性和扩散性,传统人工巡检与告警处置方式难以及时识别复合异常。文章以大数据与AI融合应用为研究对象,结合地铁通信网络运行数据采集、故障特征提取、AI预测建模、风险分级预警和自愈闭环处置展开分析。研究认为,多源数据融合能够为故障识别提供统一基础,AI模型适宜承担异常趋势判断与风险等级划分,自愈机制则需围绕故障定位、节点隔离、冗余链路切换和处置反馈生成闭环。相关机制有助于压缩故障发现与处置之间的时间差,增强地铁通信网络对复杂运行场景的支撑能力。

[关键词] 大数据; 人工智能; 地铁通信网络; 故障预警; 自愈机制

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Research on Intelligent Early Warning and Self-healing Mechanisms for Subway Communication Network Failures Based on Big Data and Artificial Intelligence

Xingmao Yan

China Railway Construction Electrification Bureau Group Operation Management Co., Ltd.

[Abstract] The subway communication network supports critical services including dispatching control, video surveillance, passenger information systems, vehicle-to-ground wireless communication, and emergency coordination. Network failures exhibit characteristics of concealment, interconnectedness, and propagation, making traditional manual inspection and alarm response methods inadequate for timely identification of complex anomalies. This study examines the integration of big data and artificial intelligence (AI), analyzing operational data collection, fault pattern extraction, AI-based predictive modeling, risk classification alerts, and self-healing closed-loop management in subway communication networks. The research demonstrates that multi-source data fusion provides a unified foundation for fault identification; AI models are well-suited for anomaly trend analysis and risk classification; while self-healing mechanisms should encompass fault localization, node isolation, redundant link switching, and feedback-driven closed-loop resolution. These mechanisms effectively reduce the time lag between fault detection and mitigation, thereby enhancing the network's resilience under complex operational scenarios.

[Key words] Big data; Artificial intelligence; Subway communication network; fault early warning; Self-healing mechanism

地铁通信网络是城市轨道交通运营组织中的信息承载基础,调度命令下达、列车运行数据回传、车站视频监控、广播发布、乘客信息显示和应急协同均依赖稳定的通信链路。线网规模扩大后,通信设备数量持续增加,车站、区间、控制中心和列车之间的数据交换频率明显加快,单一节点异常往往会牵动车地通信、监控画面、业务联动和现场指挥等多个环节。传统运维较多依赖设备告警、人工巡检和经验判断,面对端口拥塞、链路抖动、误码率异常、设备温升和多系统联动故障时,容易出现告警

堆叠、根因定位不清和处置路径滞后等问题。大数据与AI嵌入通信网络运维后,运行数据能够从分散记录转向统一治理,故障判断也从单点告警转向趋势识别、关联分析和动态响应。

1 地铁通信网络故障数据采集与智能识别基础

1.1 多源运行数据采集与融合

地铁通信网络故障识别的基础在于多源运行数据的连续采集与统一融合,数据对象通常覆盖传输设备、交换机、无线基站、车载通信终端、视频监控链路、时钟系统、广播系统和网管平

台等节点。采集内容宜包括端口流量、链路带宽占用、时延、丢包率、误码率、CPU负载、内存占用、设备温度、电源状态、告警记录、工单信息和巡检结果,其中端到端业务时延可按20ms、50ms、100ms等区间建立基础监测边界,丢包率连续超过0.1%时适宜进入重点观察队列^[1]。数据融合环节需要处理不同系统采样周期、字段名称、时间戳和设备编码不一致的问题,将车站、区间、控制中心和列车侧数据纳入同一资产拓扑,使同一故障对象在网络层、设备层、业务层和运维层形成对应关系,避免后续识别阶段因数据口径不一造成误判。

1.2故障特征提取与异常状态识别

故障特征提取需要把原始运行数据转化为能够支撑AI判断的特征向量,重点关注链路抖动幅度、端口负载增长率、告警持续时长、同类告警频次、业务影响范围、设备历史故障间隔和维修后状态回落速度等指标。异常状态识别不宜停留在单个阈值越限,而要结合时间序列变化、拓扑关联和业务承载关系展开判断,比如某一交换节点端口流量短时升高并不必然构成故障,但端口负载长期接近85%、丢包率同步增加、视频业务码流下降时,系统需要将该状态识别为链路拥塞或设备性能衰减的候选异常^[2]。智能识别基础还需建立正常运行样本、亚健康样本和典型故障样本之间的区分规则,使AI模型在训练阶段获得清晰边界,减少把检修切换、业务高峰和真实故障混同处理的概率。

2 基于大数据与 AI 的地铁通信网络故障智能预警机制

2.1故障风险指标体系构建

故障风险指标体系是智能预警机制的判断入口,指标设置宜围绕链路质量、设备状态、业务承载和运维响应四个维度展开。链路质量侧重点观察时延、抖动、丢包率、误码率和链路可用率,设备状态侧重采集CPU负载、内存占用、温度、电源模块状态和风扇运行状态,业务承载侧关注视频回传、无线通信、广播发布和乘客信息显示等关键业务的连续性,运维响应侧则记录告警确认时间、工单派发时间和复核完成时间^[3]。指标阈值设置不宜采用固定单值,而适宜结合线路客流时段、车站等级、业务优先级和设备服役年限生成分层边界,比如核心交换设备CPU负载连续10min超过80%、链路丢包率连续5min超过0.1%、关键业务时延超过100ms时,系统可将相关对象纳入风险计算范围。

2.2 AI故障预测模型训练

AI故障预测模型训练需要以故障样本库为基础,将历史告警、运行曲线、维修记录和现场处置结果纳入同一训练数据集。模型构建可采用时间序列预测、异常检测和分类识别相结合的方式,时间序列模型用于捕捉链路负载、时延和设备温度的演化趋势,异常检测模型用于识别偏离正常区间的运行状态,分类模型则用于判断故障类型与影响等级。训练过程中需重点处理样本不均衡问题,地铁通信网络真实重大故障样本数量有限,轻微告警和常规波动样本占比偏高,模型训练宜采用欠采样、特征加

权或故障案例增强等方式校正样本结构。模型输出不宜只给出“正常”或“异常”的单一判断,而要生成故障概率、风险来源、关联指标和可信度区间,便于运维人员理解AI判断依据。

2.3故障风险分级与动态阈值设定

故障风险分级需要把AI预测结果转化为可执行的运维响应等级,通常可划分为关注、预警、告急三个层级,对应巡检复核、限时处置和应急联动等不同动作,关注级适用于单项指标轻微偏离或短时波动,预警级适用于多项指标持续异常并已影响非关键业务,告急级对应核心链路中断、关键业务通信质量下降或同一区域多节点同时异常等场景。动态阈值设定要避免所有线路、所有设备采用同一标准,换乘站、车辆段、控制中心和普通车站在业务压力、链路冗余和处置窗口上存在差异,阈值需要结合日常运行基线、峰谷时段、设备负载曲线和历史故障分布进行调整,比如高峰期视频业务码流波动较大,系统更适宜结合连续异常时长和关联告警数量判断风险,而不是依靠瞬时流量峰值直接触发高级别预警。参数设置还需保留动态修正空间,当同一设备在相近时段反复出现丢包、时延和CPU占用率同步上升时,平台可将该节点纳入重点监测对象,并结合业务等级自动调整预警权重,具体分级阈值(见表1)。

表1 地铁通信网络故障风险分级与动态阈值设定

风险等级	参数参考	处置方式
一般风险	丢包率≤1%,时延≤50ms,CPU占用率<70%	平台记录,远程观察
较高风险	丢包率1%~3%,时延50~80ms,CPU占用率70%~85%	推送预警,生成工单
严重风险	丢包率>3%,时延>80ms,CPU占用率>85%	启动联动处置,准备链路切换

2.4预警信息推送与运维响应联动

预警信息推送需要从“告警展示”转向“处置引导”,系统在生成预警后应同步呈现故障对象、所在站点、链路位置、影响业务、风险等级、关联指标和建议检查项。运维响应联动可与工单系统、值班调度平台和现场检修终端对接,使预警信息直接进入派单、确认、处置、复核和归档流程,减少人工转述造成的信息损耗。对一般风险,系统可推送至线路通信值班人员并要求在规定窗口内复核;对较高风险,系统宜联动专业班组核查设备状态、链路质量和业务承载情况;对严重风险,预警信息需要同步控制中心、车站值班员和应急保障人员。预警机制的重点不在于增加告警数量,而在于压缩无效告警占比,使运维人员围绕风险链条进行判断。

3 基于大数据与AI的地铁通信网络故障自愈机制设计

3.1拓扑数据与告警关联下的故障定位

地铁通信网络故障定位需要把网络拓扑、设备告警、链路性能和业务承载关系纳入同一判断链条,避免仅凭单条告警判定故障源,系统围绕核心交换机、传输节点、无线接入设备、车站通信机房和区间光缆建立拓扑映射,记录端口上下联关系、业务承载路径和冗余链路状态,当某一节点出现连续告警时,平台

同步比对丢包率、时延、端口流量和光功率变化,判断异常来自设备本体、链路衰耗还是上游业务拥塞。技术参数设置上,链路丢包率连续5min高于1%、端到端时延超过50ms、光功率衰耗偏离基准值3dB以上,可作为故障定位的重点触发条件。AI关联分析模型进一步对同一时间窗内的多源告警进行聚类,剔除由下游节点连带触发的重复告警,把根因候选对象收敛到具体端口、板卡、光纤段或交换节点,为后续隔离与切换提供清晰对象。

3.2 AI决策驱动的异常节点隔离与链路切换

异常节点隔离与链路切换是自愈机制进入处置阶段的关键动作,核心在于让AI模型在风险可控范围内完成路径判断和处置选择,系统接收到故障定位结果后,先核对异常节点承载的业务等级,区分调度通信、视频监控、乘客信息、办公数据和维护通道等不同业务,再结合实时流量、备用链路余量和设备负载状态生成隔离方案。对非核心业务端口异常,可采取端口临时屏蔽、业务限流或虚拟链路重路由;对承载关键业务的链路异常,平台宜调用主备链路切换策略,并核验备用路径带宽占用率是否低于70%、切换后核心业务时延是否控制在80ms以内^[4]。AI决策模块不直接扩大处置范围,而是在拓扑约束和安全策略内选择最小影响路径,避免单点隔离演变为多业务中断;涉及中心级设备、骨干传输环和跨线路节点时,系统生成处置建议并保留人工确认环节,使自动化动作与运营安全边界保持一致。

3.3自愈策略库支撑的自动化处置流程

自愈策略库需要把常见故障场景、触发条件、处置动作和回退规则固化为可调用的运行单元,形成从识别到执行的自动化流程,策略库可按照链路中断、端口拥塞、设备高负载、配置异常、业务进程卡滞和无线覆盖波动等类型分类,每类策略对应不同操作,比如端口复位、业务重路由、配置回滚、服务重启、备用板卡启用和传输通道切换^[5]。系统执行处置前,需核验故障等级、业务优先级、备用资源状态和操作权限,低风险动作可在平台规则内自动完成,高风险动作则生成审批提示和操作预案。技术参数上,端口拥塞可设定为利用率连续10min超过85%,设备CPU占用率持续高于80%并叠加业务时延波动时进入高负载策略,配置异常回滚宜限定在最近一次变更窗口内。自动化流程按照“触发—校验—执行—复测—回退”推进,每一步均保留时间戳、操作对象、执行结果和异常提示,避免自愈动作脱离运维记录体系。

3.4处置反馈导向的自愈结果验证与模型优化

自愈动作完成后,系统需要围绕业务恢复状态、链路性能回稳程度和模型判断准确性开展结果验证,不能把操作执行完成等同于故障闭环。平台可在处置后设置5—15min观察窗口,持续核验丢包率、时延、误码率、端口流量和设备负载是否回到基准区间,同时比对调度通信、视频回传、广播控制和乘客信息发布等关键业务是否恢复稳定承载。对自动切换类故障,系统还需记录原路径异常原因、备用路径运行状态和后续回切条件,防止备用链路长期承压;对服务重启、配置回滚等软件类处置,需核对日志报错是否消失、业务进程是否稳定、同类告警是否重复出现。AI模型优化依托处置反馈展开,把定位结果、策略选择、处置耗时、人工修正意见和复发情况回写样本库,修正异常识别权重和策略匹配规则,使后续故障判断更贴合地铁通信网络的真实运行场景。

4 总结

地铁通信网络故障管理的智能化转型,关键在于把海量运行数据转化为可识别、可判断、可处置的运维依据。大数据支撑下的多源采集和特征提取,为通信网络异常状态识别提供了清晰的数据底座。AI模型嵌入风险指标、趋势预测和动态阈值设定后,故障预警从单点告警转向多维关联判断,自愈机制围绕故障定位、节点隔离、链路切换、策略执行和结果验证生成闭环,使通信网络具备更强的连续运行支撑能力,该机制并不追求完全替代人工经验,而是把人工经验沉淀为策略规则和模型反馈,使通信运维从被动抢修转向过程校准,在保障调度指挥、应急通信和关键业务连续性中形成更稳定的技术支撑。

[参考文献]

- [1]陈鹏.城市轨道交通信号智慧运维系统的改进研究[J].现代城市轨道交通,2024(10):35-39.
- [2]黄骏,汤伟涵.城市轨道交通5G车地无线通信系统可实施性研究及智能应用探索[J].现代城市轨道交通,2023(08):26-29.
- [3]刘炜明,刘光勇.全自动运行模式下车载通信设备自检方案研究[J].现代城市轨道交通,2022(S2):68-71.
- [4]李文涛,杨航,王俊伟.地铁车辆牵引电机超温故障预测技术研究[J].现代城市轨道交通,2022(S1):23-27.
- [5]丁超,陈英,鉴纪凯.城市轨道交通列车网络安全研究[J].现代城市轨道交通,2022(09):81-86.

作者简介:

晏兴卯(1989--),男,汉族,贵州人,大学本科,工程师,研究方向通信运维。