 DOI: https://doi.org/10.12345/gcjsygl.v10i7.38084

Diagnosis and Localization Method for EDCU Bus Communication Faults of Metro Train Passenger Car Doors

Xiangkai Luo

China State Construction (Tianjin) Rail Transit Investment and Development Co., Ltd., Tianjin 300380, China

Abstract

Aiming at the frequent EDCU bus communication faults of metro train passenger car doors and low troubleshooting efficiency, this paper constructs an EDCU bus communication fault feature knowledge base based on fault data from the electric multiple units of Tianjin Metro Line 7. An intelligent fault localization method is proposed, integrating edge computing and an improved particle swarm optimization algorithm to optimize a BP neural network. Edge nodes perform real-time preprocessing and feature extraction of fault data, and the optimized neural network accurately identifies the root cause of faults. At the same time, a fault early warning mechanism based on time series analysis is established, promoting a shift in maintenance from passive response to proactive prevention. Engineering applications show that this method reduces the average troubleshooting time for EDCU bus communication faults to 0.9 hours, a 64% reduction, and the fault localization accuracy reaches 92.3%, providing technical support for the intelligent operation and maintenance of metro vehicle door systems.

Keywords

EDCU; Bus communication fault; Fault diagnosis; Particle swarm optimization; Edge computing; Fault early warning

地铁列车客室车门 EDCU 总线通信故障诊断及定位方法

罗向开

中建（天津）轨道交通投资发展有限公司，中国 · 天津 300380

摘　要

针对地铁列车客室车门EDCU总线通信故障频发、排查效率低等问题，本文以天津地铁 7 号线电客车故障数据为基础，构建 EDCU 总线通信故障特征知识库。提出融合边缘计算与改进粒子群算法优化 BP 神经网络的智能故障定位方法，由边缘节点实现故障数据实时预处理与特征提取，通过优化神经网络精准识别故障根因。同时建立基于时间序列分析的故障预警机制，推动运维由被动响应向主动预防转变。工程应用表明，该方法使 EDCU 总线通信故障平均排查时间缩短至 0.9 小时，降幅 64%，故障定位准确率达 92.3%，可为地铁车辆门系统智能化运维提供技术支撑。

关键词

EDCU；总线通信故障；故障诊断；粒子群优化；边缘计算；故障预警

1 引言

1.1 研究背景

地铁列车客室车门系统使用频率高、动作频繁，故障发生率长期位居车辆各系统前列。天津地铁 7 号线故障统计显示，车门系统中 EDCU 总线通信故障占比高，且具备故障隐蔽、排查困难、复现率低等特点。EDCU 是车门控制核心，负责接收列车网络指令、驱动门体动作、监测状态并反馈至列车控制与监控系统 TCMS。总线通信异常会引发车门状态显示异常、开关门指令失效、隔离后无法复位等问题，严重影响列车正常运营与正点率。

【作者简介】罗向开（1983—），中国云南省昭通人，本科，中共党员。研究方向：轨道交通车辆技术。

1.2 现有技术局限性

当前 EDCU 总线通信故障存在四项核心短板：

(1). 排查标准化程度低：采用插头、门控器、线缆逐一代换的试错维修，缺乏数据驱动的系统化定位逻辑，现场平均排查时长约 2.5 小时，造成重复作业与资源浪费。

(2). 信息挖掘与利用不足：车载 HMI 仅提供笼统告警，无法指示故障位置与诱因；故障日志提取分析依赖厂家支持，数据解析存在壁垒。

(3). 智能化诊断能力缺失：未有效融合历史故障与实时状态数据，难以实现智能识别、精准定位与提前预警。

(4). 维修决策科学性不足：间歇性、偶发性故障缺乏客观判定依据，过度维修与维修不足并存，降低运维效率与车辆可靠性。

2 EDCU 总线通信故障特征分析与知识库构建

2.1 故障统计数据分析

梳理天津地铁 7 号线 EDCU 总线通信有效故障案例 282 例，其中 47 例用于特征提取与知识库构建。

2.2 故障根因分类与特征提取

经分析将 EDCU 总线通信故障根因归纳为五类，明确特征与占比：

物理连接层故障：占比 38%，为最主要故障类型。表现为 M12 插头针脚损坏 / 缩针 / 扩孔、线束绝缘层破损、插头松动、屏蔽层接地不良；故障间歇性出现，车辆振动加剧时易复现，断电重启可临时恢复。

门控器硬件故障：占比 32%，包括主控芯片异常、电源模块损坏、通信接口电路故障；故障持续存在，重启无法消除，更换门控器后立即恢复。

软件与配置故障：占比 13%，表现为程序异常、参数配置错误、固件版本不匹配；特定工况触发，批量更换门控器易出现，程序刷新后故障消除。

电源供电异常：占比 9%，包括电压波动、电源模块故障、空开接触不良；多个 EDCU 并发故障，与车辆高压上电时序相关，电压监测值超正常范围。

网络拓扑干扰：占比 8%，包括交换机端口故障、网络配置错误、终端电阻匹配不当；同一车辆多车门同时故障，集中于特定网络段，更换交换机或调整端口后恢复。

2.3 故障特征知识库构建

基于故障根因分类与特征分析，构建结构化 EDCU 总线通信故障特征知识库，如表 1EDCU 总线通信故障特征知识库结构所示。

知识库为智能诊断提供规则基础，为机器学习提供标注样本，同时提炼“故障现象 - 特征参数 - 根因类型”轻量化推理规则，满足车载实时诊断低时延需求。

表 1

故障现象	特征参数	阈值范围	可能原因	关联权重
间歇性通信中断	故障复现频次	＞ 3 次 / 天	插头接触不良	0.42
持续通信中断	故障持续时间	＞ 30 分钟	门控器硬件故障	0.35
多门并发故障	故障车门数	＞ 3 个	网络拓扑问题	0.28
特定工况触发	触发条件关联度	＞ 0.7	电源异常	0.23
重启后恢复	恢复概率	＞ 80%	软件偶发异常	0.19

3 智能化诊断系统架构设计

3.1 系统总体架构

系统采用端 - 边 - 云三层架构，边缘计算节点执行“预警优先、诊断跟进”策略：LSTM 预警模型触发异常预测时，自动启动 IPSO-BP 模型进行根因定位，融合预警与诊断置信度输出，形成“预警 - 定位 - 处置”闭环。

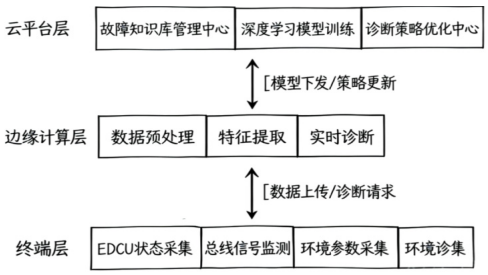

图 1 智能化诊断系统架构

终端层：每车门部署智能采集单元，实时采集 EDCU 状态、总线通信质量、电源电压、环境温度等参数，低功耗设计，通过 CAN 总线与边缘节点通信。

边缘计算层：每车厢部署边缘计算节点，完成数据预处理、特征提取、轻量级诊断，本地存储 30 天故障特征数据。

云平台层：部署于车辆段数据中心，接收故障样本与诊断结果，训练优化模型并下发，提供知识库管理、策略优化、维修决策支持。

3.2 智能采集单元设计

智能采集单元为系统基础，核心功能：

EDCU 状态监测：旁路监听 EDCU 与 TCMS 通信报文，提取门位置、电机电流、故障代码等信息，不影响原通信链路。

总线信号质量分析：实时监测 CAN 总线物理层信号，提取幅值、上升 / 下降时间、位时间抖动等参数，信号质量下降时提前预警。

环境参数采集：集成温度、振动传感器，采集温度数据与振动频谱。

边缘计算支持：完成数据压缩与特征提取，降低传输带宽需求。

3.3 边缘计算节点功能设计

边缘计算节点为核心处理单元，承担四项功能：

多源数据融合：对车厢内车门监测数据时空对齐，形成统一数据矩阵。

故障特征提取：提取总线幅值、误码率变化率、电源电压波动系数、EDCU 状态异常频率、振动能量频段分布等敏感特征。

实时诊断推理：运行 IPSO-BP 模型，输出故障根因与置信度。

诊断结果上报：压缩数据上传云平台，用于模型优化与决策支持。

4 基于时间序列分析的故障预警机制

4.1 预警机制设计思路

突破被动维修模式，采用 LSTM 对通信质量参数时间序列建模，预测趋势变化，接近阈值时提前预警，形成“预警→特征提取→根因定位→生成工单”联动流程，实现主动预防。

4.2 关键预警参数选择

选取五项预警指标：总线信号幅值、通信误码率、EDCU 重启次数、总线负载率、温度变化率，分别对应物理层损耗、传输可靠性、门控器稳定性、通信负荷、热稳定性隐患。

表 2

算法	准确率 (%)	精确率 (%)	召回率 (%)	F1 值	训练时间 (s)	收敛代数
BP	78.3	77.1	76.8	0.769	156	485
SVM	81.6	80.9	80.5	0.807	89	-
DT	75.9	74.8	75.2	0.750	23	-
PSO-BP	86.7	86.2	85.9	0.860	203	127
IPSO-BP	92.3	92.0	91.7	0.918	187	86
RF	88.1	87.6	87.2	0.874	41	-
XGBoost	89.4	88.9	88.5	0.887	47	-
LightGBM	90.2	89.8	89.3	0.895	35	-

4.3 基于 LSTM 的时间序列预测模型

4.3.1 模型结构设计

LSTM 模型结构：输入层 24×5 → LSTM 层 (64 单元) → Dropout(0.2) →全连接层→输出层 6×5；激活函数 ReLU，损失函数 MSE，优化器 Adam；batch_size=16，epochs=50；24h 输入窗口、6h 预测窗口为最优配置。

4.3.2 预警阈值设定

采用动态自适应阈值：幅值类设下限，误码率 / 重启次数类设上限；、由历史正常数据滑动窗口计算，为预警系数；预测值连续 3 个时间点超阈值则触发预警。

4.4 预警效果验证

在天津地铁 7 号线 10 列车试点 3 个月，预警机制验证结果如表 3 所示。

表 3

预警类型	预警次数	准确预警	误报	漏报	准确率 (%)	提前时间 (h)
信号幅值下降	12	11	1	0	91.7	48~72
误码率升高	8	7	1	1	87.5	24~48
重启次数增加	5	5	0	0	100	12~24
负载率过高	3	3	0	0	100	36~60
温度异常	4	3	1	0	75.0	24~36
合计	32	29	3	1	90.6	24~72

验证结论：整体预警准确率 90.6%，平均提前 24~72 小时，信号幅值下降预警效果最佳，提前最长 72 小时。

5 系统实现与应用效果

5.1 系统实现

开发“地铁客室车门 EDCU 总线通信故障智能诊断系统”，核心模块：

数据采集终端：基于 STM32F407，集成 CAN 监听、AD 采样、温度传感，RS485 通信。

边缘计算节点：NVIDIA Jetson Xavier NX，运行 Ubuntu 系统，部署 IPSO-BP 与 LSTM 模型。

云平台服务：SpringCloud 微服务 +Vue.js 前端，提供全流程管理功能。

移动端应用：支持 Android/iOS，实现现场查询、预警接收、维修反馈。

5.2 应用效果

排查效率：平均时长由 2.5 小时缩至 0.9 小时，提升 65%。

定位准确率：现场诊断 23 例，准确 21 例，准确率 91.3%，与实验室 92.3% 基本一致。

预警成效：成功预警 9 起潜在故障，6 起确认为早期隐患，避免正线故障。

成本控制：备件消耗量同比下降 32%，减少盲目更换浪费。

6 结语

本文针对 EDCU 总线通信故障诊断难、定位慢问题，构建故障特征知识库，搭建端 - 边 - 云架构，提出 IPSO-BP 定位算法与 LSTM 预警机制，实现精准诊断与提前预警，显著提升运维效率、降低成本，为地铁车门智能运维提供可行方案。

参考文献

[1] 王玉鑫，张迪，王立潮.天津地铁7号线项目客室门使用维护及检修手册[Z].中车青岛四方机车车辆股份有限公司，2025.

[2] 康尼公司.司机室手动塞拉门门锁检查和调整办法[Z].南京康尼机电股份有限公司，2026.

[3] Kennedy J,Eberhart R.Particle swarm optimization[C].Proceedings of ICNN’95-International Conference on Neural Networks. IEEE,1995:1942-1948.