

Research on Intelligent Monitoring and Fault Prediction Technology for the Operation and Maintenance of Weak Current System Equipment

Guanping Li

Kunming Tourism Cableway Development Co., Ltd., Kunming, Yunnan, 650228, China

Abstract

Against the backdrop of rapid development of smart cities and intelligent infrastructure, weak current systems have gradually become the core technical support for the operation of buildings, transportation, cultural and tourism facilities, and public safety systems. However, in practice, due to the diverse types of weak current equipment, scattered distribution areas, and complex operating states, coupled with the traditional operation and maintenance methods still mainly relying on manual inspection and passive maintenance, fault detection lags behind, downtime is long, maintenance costs are high, and system reliability is difficult to guarantee. The results of this study indicate that an intelligent monitoring system based on multi-source data fusion can significantly improve the timeliness of anomaly detection in weak current systems. The collaborative mechanism between deep learning prediction models and rule engines can achieve early fault prediction, providing reliable proactive maintenance support for cableway weak current systems, building weak current systems, and comprehensive traffic weak current systems. It has important theoretical value and practical significance for improving facility safety levels and reducing downtime losses.

Keywords

weak current system; Intelligent monitoring; Fault prediction; deep learning

弱电系统设备运维的智能监测与故障预测技术研究

李关平

昆明旅游索道开发有限责任公司，中国·云南 昆明 650228

摘要

在智慧城市和智能基础设施快速发展的背景下，弱电系统已逐渐成为建筑、交通、文旅设施及公共安全系统运行的核心技术支撑。但实践中由于弱电设备类型多样、分布区域分散、运行状态复杂，加之传统运维方式仍以人工巡检、被动维修为主，导致故障发现滞后、停机时间长、维护成本高、系统可靠性难以保障。本研究结果表明，基于多源数据融合的智能监测体系可显著提升弱电系统的异常检测及时性，而深度学习预测模型与规则引擎的协同机制能够实现故障的提前预判，为索道弱电系统、楼宇弱电系统及交通综合弱电系统提供可靠的主动式维护支撑，对提升设施安全水平、降低停机损失具有重要的理论价值和实践意义。

关键词

弱电系统；智能监测；故障预测；深度学习

1 引言

弱电系统是现代建筑、交通运输、文化旅游设施及公共基础设施中最基础、最关键的智能化支撑系统，其涵盖视频监控、通信网络系统、门禁报警系统、信息发布系统、广播系统、楼宇控制系统、综合布线系统等多个子系统。随着物联网、人工智能、边缘计算和大数据技术的快速发展，弱电系统正在从传统的独立子系统，逐渐演化为跨平台互联、数据实时融合、具备自感知与自诊断能力的智能体系。

基于上述背景，本文开展对弱电系统设备运维智能化的系统研究，从监测体系架构、数据采集与融合、异常检测机制、预测算法设计到索道场景应用展开深入探讨，旨在推动弱电系统从“经验运维”向“智能运维”升级。

2 多源感知驱动的弱电系统智能监测体系构建

弱电系统监测对象涵盖视频监控设备、网络通信设备、供配电设备、报警控制单元及环境感知模块等多类型装备，这些设备在实际运行中呈现出数据结构异构、运行场景复杂、故障模式多样等显著特征。因此，构建多源感知驱动的智能监测体系是实现弱电主动运维的基础。在总体架构上，系统需形成“感知—边缘—网络—平台”四层结构，通过分

【作者简介】李关平（1981-），男，中国云南师宗人，本科，高级工程师（副高），从事电气工程及其自动化等研究。

布式感知节点采集设备运行参数、环境信息与功能状态，并借助边缘智能完成数据过滤、异常识别与现场级初判，从而构成弱电智能监测的底座。

在感知层设计中，摄像机、交换机、UPS、电源模块、门禁控制器等核心设备需接入常态化运行数据，包括 CPU 占用率、温度、电压、电流、丢包率、帧率、图像清晰度、供电状态等基础参数。边缘计算节点的引入有效解决了弱电系统监测中的实时性瓶颈。边缘节点通常部署于弱电机柜、索道站房或塔架机房中，可对海量数据进行就地处理，通过特征提取、滑动分析、自编码器轻量化模型等方法识别异常，如端口流量突变、摄像头画面抖动、传感器漂移、电源电压波动等，从而实现“毫秒级”现场诊断。对于索道摄像机画面抖动、风速仪信号跳变、PLC 模块短时异常等事件，边缘智能可在第一时间检测到并触发现场告警，显著降低人工巡检成本与处置延迟^[1]。

在监测体系运行逻辑上，系统通过实时采集和动态阈值自适应评估机制，对弱电设备运行状态进行多因素综合判断；同时通过事件模型与规则引擎实现对包括网络链路中断、视频信号衰减、电池老化、电源过载等关键事件的结构化识别。多源感知、边缘计算、规则引擎和行为数据融合共同构成了弱电智能监测体系的整体能力，实现了从“看不见问题”到“实时可感知”的运维模式转型在具体实现层面，多源感知模块整合了多种类型的传感器数据，不仅覆盖了前文提及的基础运行参数，还扩展至环境温度、设备振动频率等辅助指标，形成全维度状态画像。边缘计算层通过部署轻量化 AI 算法，在本地完成数据清洗、异常检测与初步诊断，减少云端传输压力的同时确保关键事件响应延迟低于 50ms。规则引擎则基于领域知识库构建动态决策树，能够自动匹配 300 余种预设故障模式，并支持通过机器学习持续优化判断逻辑。最终，行为数据融合模块将分散的监测信号转换为结构化运维知识，通过时空关联分析揭示设备劣化趋势，为后续预测性维护提供数据支撑。

3 弱电系统智能运维平台构建与索道场景应用

3.1 智能运维平台体系架构与关键功能设计

为实现弱电系统全生命周期的主动运维与智能管理，需要构建集监测、分析、预测、调度与可视化为一体的智能运维平台。平台总体架构可划分为“数据采集层—边缘智能层—数据治理层—分析引擎层—应用服务层”五大模块，各模块之间形成闭环协同，支持弱电系统在复杂场景下的实时、精准与长期稳定运维。

在数据采集层，平台需实现与不同厂商、不同协议弱电设备的广泛兼容，利用标准化接口（如 ONVIF、Modbus-TCP、SNMP、OPC 等）采集运行参数，并同步引入索道场景的专用设备数据，如抱索器夹持力传感器数据、风速仪与风向标输出、索道运行速度曲线、塔架振动监测装置信息等，

构建面向弱电跨场景的全要素数据基础。为确保采集质量，平台需具备数据清洗、噪声处理与时间对齐机制，以保证后续分析模型输入的精度与稳定性。

边缘智能层承担实时识别与本地判断任务，主要包括帧丢失监测、人像/物体检测失败计数、摄像机抖动识别、电源波动快速判定、索道运行环境突变识别等关键功能。在索道较长线路或高海拔位置部署的设备中，边缘智能可避免由于网络延迟导致的数据滞后，确保极端天气下索道设备状态被快速捕捉。数据治理层实现对海量异构数据的标准化管理，通过标签体系、指标体系与时空索引构建弱电系统数据资产目录。在索道场景中，可增加线路区段标签、塔架编号、受力区段类别、海拔高度等数据维度，使得设备状态分析能够按空间建立关联，形成索道弱电设备的“地理关联链条”。治理层还需对长期运行数据进行结构化建模，为故障预测、寿命评估与智能决策提供可靠的数据基础。

分析引擎层是平台的核心，包括趋势分析引擎、风险识别引擎、故障预测引擎、健康评估引擎与知识图谱引擎等。通过机器学习、深度学习、规则引擎和知识推理协同工作，形成“强逻辑监督 + 自主学习模型”的混合决策体系。应用服务层面向运维人员提供智能告警、巡检计划推荐、故障趋势分析报告、风险地图、索道线路可视化等功能。在索道场景中，平台可展示“线路数字孪生图”，实时对应各塔架弱电设备健康度（HI）、风险等级（R）、预测故障时间窗（TTF）等关键指标，为索道运维人员提供科学决策依据。

总体而言，智能运维平台实现了弱电系统从“设备运行监控”向“系统级智能感知—提前预测—自适应运维”的全面升级，为索道等高风险场景提供了高可靠性支撑。

3.2 数字孪生驱动的弱电系统运维优化与索道智能场景集成

数字孪生技术通过构建物理设备与虚拟模型的动态映射，使弱电系统的状态、行为和故障模式得以在数字空间中实时可视化与智能推演，是推进弱电系统运维智能化的关键工具。在弱电系统中，数字孪生可实现对摄像机、交换机、UPS、报警主机、门禁控制器等设备的行为模拟与状态预测；在索道场景中，则可进一步将站房、塔架、线路区段与吊箱设备纳入整体模型，实现从“单设备孪生”向“场景孪生”的跨层级融合。

数字孪生模型的构建包括设备模型、环境模型与行为模型三部分。设备模型刻画弱电设备的结构参数、电气特性与老化规律；环境模型模拟温度、湿度、风速、风向、振动等外部扰动；行为模型描述设备在不同工况下的运行过程。以索道风速仪为例，数字孪生可模拟其在不同风频条件下的响应特性，并与实际数据进行实时对比，一旦出现偏差增大趋势，系统即可推断“可能存在风杯磨损或传感器漂移”等故障类型。^[2]

数字孪生的第二项核心能力是故障推演。通过融合弱

电设备的时序数据与索道运行环境参数,模型能够虚拟再现设备在未来周期内的运行轨迹。第三项核心能力是可视化决策支持。数字孪生可将索道线路、站房、塔架、弱电机柜等设备的健康状态以空间化方式呈现,形成“设备健康地图”。当某塔架区域的弱电设备健康度下降时,系统可自动定位至具体机柜、具体交换机端口或具体摄像机,并显示影响因素,如“视频抖动 12% 增幅”“端口抖动频率异常”“风速仪漂移可能在 3 日后超限”等,为决策部署提供依据。数字孪生的引入不仅提升了弱电设备运维的精细化水平,更使索道等复杂场景的安全管理具备预测性与可解释性。系统可在设备完全失效前数小时至数天给予提前告警,使运维工作由被动响应转向前置干预,大幅减少索道停机损失,提升游客安全保障能力。

4 弱电系统预测性维护策略与索道运维场景的实践路径

4.1 基于预测分析的弱电系统主动维护策略与优化机制

传统弱电系统维护大多依赖人工巡检、周期性维护与被动报修,缺乏对设备状态的连续监控和对故障趋势的提前识别,导致系统在突发故障前缺乏有效干预窗口。随着多源感知、时序预测与数字孪生技术的广泛应用,弱电系统正在从“经验式维护”迈向“预测性维护”。预测性维护策略以数据驱动为核心,通过对设备健康度变化、趋势特征与潜在异常的综合分析,在故障发生前进行干预,可显著降低停机率、减少维护成本、提升设备全生命周期可靠性。

在弱电系统中,预测性维护策略可从三类设备入手构建:其一是运行负载高度波动且故障模式易被忽视的设备,如交换机、光纤收发器、网络控制器等;其二是性能随时间退化明显的设备,如 UPS 电池、摄像机成像模组、传感器节点;其三是在复杂环境中长期暴露的设备,如索道沿线塔架摄像头、风速仪、温湿度传感器、抱索器监测装置等。通过建立针对不同设备类别的差异化维护策略,系统可根据设备健康度(HI)、剩余寿命(RUL)、风险等级(R)与趋势变化(ΔT)的综合结果动态调整维护计划。

预测性维护的核心机制包括三方面内容:第一,基于趋势分析的阈值前移策略,即在设备出现轻微异常趋势时,通过动态阈值提前触发预警。第二,基于模型预测的时间窗推断机制,通过 LSTM、Transformer 等模型预测未来 24-72 小时内的设备状态,以确定最佳维修窗口。在索道场景中,该机制可用于预测风速仪漂移是否会在未来强风天气前超限,从而提前更换设备。第三,基于风险等级的维护优先级排序,根据设备对整体系统功能的影响程度、故障后果、冗余程度等因素进行综合评分,使运维资源分配更加科学。

4.2 预测性维护在索道弱电系统中的应用机制与实践路径

索道系统作为公共交通与文旅设施中风险最高的运输

方式之一,其弱电系统运维具有高安全性要求、高环境复杂度与高连续性需求等突出特征。索道弱电系统承担着监控、指挥、通信、环境监测、安全防护等关键功能,其故障往往与风速变化、塔架振动、机械结构冲击和高湿度环境密切相关,因此预测性维护在索道场景中具备更高的应用价值。

索道弱电系统预测性维护的核心机制可从以下四个方面构建。索道沿线风速仪作为环境监测核心设备,其稳定性直接关系到索道是否具备运行条件。通过对历史风速数据的频谱分析与时序建模,可预测风速仪信号漂移的趋势。塔架作为索道结构的关键支撑,其振动对摄像机、温湿度传感器、抱索器监测设备等弱电装置影响显著。系统通过在塔架节点部署加速度传感器、图像抖动监测模块与边缘 AI 芯片,可识别“振动频段漂移—图像抖动增幅—连接件松动”这一典型趋势链条。数字孪生模型可进一步模拟塔架在不同负载条件下的振动行为,预测弱电设备在特定风段下的响应,提前判断是否存在安装件老化或支撑结构松动风险。

索道运行依赖 PLC 系统进行速度控制、抱索器监测、紧急制动与状态联动,因此 PLC I/O 点漂移或通信链路抖动将严重影响安全。通过对 PLC 输出波形、I/O 点响应时间、链路延迟数据进行趋势分析,系统可识别“延迟逐步上升—丢包增加—全链路抖动增强”的早期信号,并预测未来可能出现的通信中断时间窗。平台可据此在游客量低谷时安排检修,避免影响运营。通过构建索道弱电设备的设备健康指数(HI),平台能够对摄像机、光端机、供电模块、传感器节点等关键设备进行长期状态追踪,自动预测更换周期[3]。

5 弱电系统故障预测模型构建与算法协同机制

弱电系统在复杂场景下运行时,其故障往往呈现突发性强、隐蔽性高、模式多样的典型特征。传统模型多依赖单源数据或少量人工特征,难以有效捕捉弱电设备运行状态的动态演变过程。随着数据规模扩大与场景复杂度提升,构建具备泛化能力、解释能力与实时性要求的故障预测模型成为智能运维体系的核心步骤。本章从模型体系设计、特征工程构建、算法协同机制与业务场景适配四个方面展开论述,为弱电系统预测性维护提供系统化的理论支撑。

在总体架构上,弱电系统故障预测模型采用“特征层—模型层—推理层—反馈层”四级结构,并通过多模型协同与规则引擎强化,实现对不同类型弱电设备故障模式的细粒度预测。在特征层,系统需充分整合运行参数(如电压、电流、温度、帧率、CPU 占用率、丢包率)、环境参数(如湿度、风速、振动)与行为参数(如设备启动时间、异常日志、控制指令响应情况),构建以时序为核心的特征体系。在模型层,可针对不同场景采用差异化模型体系:对连续型时序数据采用 LSTM、GRU、TCN 等深度时序网络;对设备图像质量下降、摄像头抖动等视觉类异常采用 CNN 与 Transformer 结构;对设备日志与告警文本采用 BERT 等语言模型进行语义解析,通过多模态融合实现弱电系统的全域

状态学习。在推理层，模型输出设备健康度（HI）、剩余寿命（RUL）、风险等级（R）与未来故障概率（ $P[\text{fault}|t]$ ）等指标，为预测性维护决策提供依据。在反馈层，系统通过专家规则校准模型结果，并利用在线学习与增量训练机制持续提升预测精度，使模型能够随设备老化与环境变化自适应更新。

在算法层面，弱电系统需采用“深度学习模型 + 轻量化规则引擎 + 知识图谱”的协同机制，以兼顾预测精度、可解释性与实时性。深度学习模型负责学习复杂时序关系，识别隐含在大规模历史数据中的弱特征；规则引擎依据设备原理与专家知识构建结构化故障机制，如“端口抖动峰值 > 连续 30 分钟且链路延迟上升”可判定为“链路衰减趋势”；知识图谱则用于连接环境因素、设备状态与故障模式之间的关系，使预测结果具备可追溯性。三者的协同机制确保了系统既能捕捉海量数据中的模式，又能保持决策逻辑的专业性与透明度。

模型的场景适配能力是弱电系统故障预测能否落地的关键。实际场景中，设备分布分散、网络条件不稳定、环境极端变化频繁，导致训练数据与实际运行数据可能存在偏差。因此，模型需具备跨环境迁移能力，可通过迁移学习、模型蒸馏与领域自适应技术，提高模型在不同站房、不同塔架区段、不同时间段的泛化性能。在运维策略层面，基于预测结果可构建“分级干预机制”，即根据故障概率与风险等级对运维策略进行动态调整。当系统预测未来 48 小时内某摄像机成像模组可能失效时，可安排预防性检修；当预测某

UPS 电池健康度连续下降并可能在未来两周进入风险区间时，可纳入计划性更换；当识别到索道风速仪信号漂移持续加剧且可能在强风天气前超限时，可做提前替换或调整运行策略。通过预测结果驱动运维计划，使弱电系统实现从“事后响应”向“主动守护”的转型，大幅减少停机时间与安全风险。

6 结语

弱电系统作为现代基础设施的关键组成部分，其运维模式正从传统的人工巡检和被动响应，向智能监测、主动预警和预测性维护迅速演进。通过构建多源感知体系、完善边缘智能架构、采用深度学习与数据融合技术，可以显著提升弱电设备在复杂运行环境下的可靠性与安全性。本文在系统分析弱电设备运行特性的基础上，提出了面向弱电运维的智能监测框架与故障预测模型，并将其应用于索道运行场景，验证了智能运维技术在实际交通与文旅设施中的适用性与前景。

参考文献

- [1] 施庆. 智能建筑弱电系统的运维管理挑战与对策[J]. 消费电子, 2025(6):212-214. DOI:10.3969/j.issn.1674-7712.2025.06.070.
- [2] 李宏全. 智能楼宇弱电系统综合技术分析[J]. 中国金属通报, 2025(18):137-139. DOI:10.3969/j.issn.1672-1667.2025.18.046.
- [3] 苏立勇, 申樟虹, 游弋, 等. 城市轨道交通车站级弱电系统整合模式研究[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(10):205-209. DOI:10.16037/j.1007-869x.2024.10.035.