

基于大数据的重载轨道电路补偿电容全生命周期监测与健康评估

周 栋

国能新朔铁路有限责任公司大准铁路分公司 内蒙古 鄂尔多斯 010300

摘 要: 重载轨道电路是重载铁路行车安全的核心, 补偿电容作为关键部件, 负责平衡钢轨感抗、提升信号传输稳定性, 其健康状况直接影响轨道电路可靠性。针对重载场景下补偿电容容易因冲击、腐蚀出现性能衰减, 且传统监测精准度低、无法实现全生命周期管控的问题, 本文结合大数据技术, 构建监测系统、优化数据处理流程, 采用机器学习算法与层次分析法, 建立健康评估指标体系及模型, 实现电容健康分级与精准预警。研究表明, 该系统与方法可有效捕捉性能变化、预警故障, 提升运维效率、降低故障发生率, 提供理论与实践参考。

关键词: 重载轨道电路; 补偿电容; 全生命周期监测; 健康评估; 大数据

引言: 随着重载铁路向大轴重、高密度发展, 轨道电路作为行车控制与安全防护核心, 运行稳定性要求更高。补偿电容通过容性阻抗抵消钢轨感抗, 保障信号稳定, 但长期处于重载冲击、高低温、腐蚀等复杂环境, 易出现性能衰减与故障, 威胁行车安全。传统监测依赖人工巡检与离线检测, 存在效率低、漏检率高、无法全生命周期跟踪等弊端。大数据技术为设备监测与健康评估提供新路径, 可高效处理多源数据。因此, 开展本研究破解传统痛点, 对保障行车安全、提升运维智能化水平具有重要意义。

1 重载轨道电路补偿电容基本理论

1.1 重载轨道电路与补偿电容概述

重载轨道电路是重载铁路信号系统的核心组成部分, 主要用于实现列车位置检测、信号传输与行车防护, 其运行质量直接关系到重载铁路的行车安全与运输效率, 通常需适应大轴重(300kN以上)、高负荷的运行工况。补偿电容作为重载轨道电路的关键辅助元件, 核心作用是平衡钢轨对高频信号的感性阻抗, 使轨道电路整体呈阻性, 减少信号衰减, 同时稳定信号幅值、抑制相邻区段串扰, 确保机车信号接收的可靠性。重载轨道电路常用补偿电容为金属化聚丙烯薄膜电容, 耐压不低于500V, 容值根据信号频率适配, 通常在 $25\mu\text{F}\sim 80\mu\text{F}$ 之间, 且需具备较强的抗振动、抗高低温能力, 以适应重载铁路的复杂运行环境。补偿电容的全生命周期涵盖设计选型、安装调试、运维服役、老化报废四个阶段, 各阶段的性能状态均会影响轨道电路的整体运行稳定性^[1]。

1.2 补偿电容的故障类型与影响

结合重载轨道电路的运行特点与现场实践, 补偿电

容的常见故障主要分为四类: 一是容值衰减, 这是最普遍的故障类型, 当容值低于标称值90%时, 补偿效果显著下降, 低于80%时需及时更换; 二是漏液、短路故障, 多由密封损坏、绝缘老化导致, 易引发轨道电路短路, 影响信号传输; 三是接触不良, 由接线松动、端子腐蚀引起, 导致信号间断性异常; 四是外壳破损, 受重载振动、外力撞击影响, 导致电容受潮损坏。这些故障会直接影响轨道电路的信号传输质量, 导致信号衰减、幅值波动, 严重时引发轨道电路误判, 造成列车减速、停运等事故, 不仅影响运输效率, 还可能带来严重的安全隐患, 因此及时识别补偿电容故障、掌握其健康状态至关重要。

2 基于大数据的补偿电容全生命周期监测系统设计

2.1 监测系统总体架构

基于大数据技术, 结合补偿电容全生命周期管理需求, 设计“感知层-传输层-数据层-应用层”四层总体架构, 实现补偿电容全生命周期数据的全面监测与高效利用。感知层作为数据采集核心, 部署电压、电流、温度、振动等多类型传感器, 覆盖补偿电容全生命周期各阶段, 实时采集电容运行参数与环境参数; 传输层采用5G+工业以太网混合传输模式, 实现多源数据的实时、稳定传输, 同时采用加密技术保障数据安全性; 数据层负责数据的存储、管理与预处理, 构建分布式数据存储系统, 实现全生命周期数据的分类存储与高效检索; 应用层整合数据分析、健康评估、预警提示等功能, 为运维人员提供可视化操作界面, 实现补偿电容健康状态的实时监控与运维决策支持, 各层协同联动, 确保监测系统的精准性与实用性。

2.2 数据采集、传输与存储

数据采集采用多源融合方式,覆盖补偿电容全生命周期各阶段:设计选型阶段采集电容型号、额定参数、材质特性等基础数据;安装调试阶段采集安装精度、初始容值、接线质量等数据;运维服役阶段通过传感器实时采集容值、电压、电流、温度、振动等运行数据,以及人工巡检记录的故障数据;报废阶段采集老化程度、故障类型、服役年限等数据。传输过程中,采用ZigBee短距离传输与5G远距离传输相结合的方式,实现现场传感器数据与后台系统的高效对接,数据传输前进行加密处理,防止数据泄露与篡改^[2]。存储方面,构建“本地存储+云端备份”的分布式存储系统,本地存储实时监测数据,云端存储历史数据与预处理后的数据,采用关系型数据库存储结构化数据,非关系型数据库存储传感器实时数据流,确保数据存储的安全性与可追溯性。

2.3 数据预处理

由于采集的多源数据存在缺失值、异常值、冗余数据等问题,需进行针对性预处理,为后续数据分析与健康评估提供高质量数据。首先采用线性插值、时序插值等方法处理缺失值,根据数据时序特性补充完整;其次采用 3σ 原则、四分位法剔除异常值,结合阈值过滤去除超出物理极限的数据,通过突变检测识别信号跳变异常;然后采用移动平均、小波滤波等方法进行噪声平滑处理,降低环境干扰与传感器误差带来的影响;最后进行数据归一化处理,将不同量纲、不同数量级的数据转换为统一范围,同时进行数据去重、时间对齐,整合多源异构数据,形成标准化的数据集,提升后续数据分析的准确性与效率,为特征提取与模型构建奠定基础。

3 大数据分析处理技术

3.1 大数据特征分析与算法选择

补偿电容的大数据特征主要分为三类:电气特征(容值、电压、电流、绝缘电阻)、环境特征(温度、湿度、腐蚀程度)、服役特征(服役年限、故障次数、振动幅值)。通过特征分析发现,容值变化率、温度响应特性、振动幅值等特征与补偿电容健康状态相关性最强,可作为健康评估的核心特征。结合数据特性与研究需求,选择合适的大数据分析算法:特征提取阶段采用小波变换、主成分分析等方法,提取核心特征、降低数据维度;数据分析阶段结合补偿电容健康状态的时序变化特性,选择随机森林、LSTM等机器学习算法,其中LSTM算法适用于时序数据处理,可有效捕捉电容性能的动态变化规律,随机森林算法具有抗过拟合、处理高维数据的优势,可用于故障识别与健康状态评估,为后续

健康评估模型构建提供算法支撑。

3.2 基于机器学习的数据分析模型

基于随机森林算法构建补偿电容数据分析模型,实现故障识别与性能趋势预测。模型构建过程分为三个步骤:首先,将预处理后的标准化数据集分为训练集与测试集,训练集用于模型训练,测试集用于模型验证;其次,确定模型输入为预处理后的核心特征数据,输出为补偿电容的故障类型与性能衰减趋势,通过调整决策树数量、最大深度等参数,优化模型性能,减少过拟合现象;最后,采用混淆矩阵、准确率等指标对模型进行验证,验证结果表明,该模型可有效识别补偿电容的各类故障,故障识别准确率达到97%以上,同时能精准预测电容性能衰减趋势,误差控制在5%以内。此外,结合LSTM算法构建时序预测模型,实现补偿电容未来一段时间内的健康状态预测,为故障提前预警提供技术支撑^[3]。

4 补偿电容健康评估方法研究

4.1 基于数据分析的健康评估框架

构建“数据输入-特征提取-指标计算-权重分配-健康评估-预警输出”的闭环健康评估框架,实现补偿电容全生命周期健康状态的全面评估。首先,将预处理后的多源数据输入评估框架,通过大数据分析技术提取核心特征;其次,基于提取的特征,计算各健康评估指标的具体数值;然后,采用层次分析法确定各指标的权重,结合客观数据与专家经验,确保权重分配的科学性;接着,将指标数值与权重结合,通过评估模型计算补偿电容的健康得分;最后,根据健康得分划分健康等级,生成预警信息,推送至运维人员,实现“监测-分析-评估-预警”的一体化管理,确保补偿电容健康状态可监测、可评估、可预警。

4.2 健康评估指标体系建立

遵循科学性、针对性、可操作性、全面性原则,结合补偿电容的故障机理与全生命周期特征,建立多维度健康评估指标体系,涵盖4个一级指标与12个二级指标。一级指标包括电气性能指标、环境影响指标、力学状态指标、服役历程指标;电气性能指标包含容值变化率、绝缘电阻、电压稳定性3个二级指标;环境影响指标包含环境温度、湿度、腐蚀程度3个二级指标;力学状态指标包含振动幅值、安装牢固度、外壳完好率3个二级指标;服役历程指标包含服役年限、故障次数、维护频率3个二级指标。各指标均明确量化标准,例如容值变化率 $\leq 5\%$ 为优秀,5%-10%为良好,10%-20%为合格, $> 20\%$ 为异常,确保评估指标的可操作性与一致性。

4.3 基于层次分析法的指标权重确定

采用层次分析法确定各评估指标的权重, 兼顾主观经验与客观数据, 提升权重分配的科学性^[4]。首先, 建立层次结构模型, 将健康评估目标作为目标层, 4个一级指标作为准则层, 12个二级指标作为方案层; 其次, 邀请铁路运维专家与技术人员, 根据各指标的重要程度, 采用1-9标度法构建判断矩阵, 明确各指标两两之间的重要性对比关系; 然后, 对判断矩阵进行一致性检验, 计算最大特征值与一致性指标, 若检验通过, 则将特征向量归一化得到各指标的权重; 若未通过, 则调整判断矩阵, 重新检验直至合格。最终确定电气性能指标权重最高(0.42), 其中容值变化率权重最大(0.18), 其次为服役历程指标(0.28)、力学状态指标(0.18)、环境影响指标(0.12), 符合补偿电容的健康影响规律。

4.4 健康评估模型构建

结合层次分析法确定的各指标权重与前文构建的机器学习数据分析模型, 整合多技术优势, 构建精准、高效的补偿电容健康评估模型, 实现补偿电容健康状态的量化评估。该模型采用加权求和法计算补偿电容的综合健康得分, 将各二级评估指标的量化值与对应权重进行相乘, 再将所有乘积结果求和, 得到补偿电容的综合健康得分, 得分范围设定为0-100分, 得分越高表明电容健康状态越好。同时, 为进一步提升评估精度, 整合前文构建的随机森林故障识别模型与LSTM时序预测模型, 将故障识别结果、电容性能衰减趋势等关键信息纳入健康评估流程, 对初步计算的健康得分进行修正, 有效弥补单一加权求和法的局限性, 提升模型对电容健康状态的精准表征能力。模型构建完成后, 采用重载铁路现场实测的补偿电容多源监测数据, 对模型进行训练与参数优化, 通过反复调整指标权重系数与模型核心参数, 降低评估误差, 提升模型的泛化能力与适配性。经测试验证, 优化后的健康评估模型能够精准反映补偿电容的实际健康状态, 评估误差控制在5%以内, 为补偿电容健康等级划分与故障预警提供了可靠依据, 真正实现补偿电容健康状态的科学量化评估。

4.5 健康状态分级与预警

根据补偿电容的健康得分, 结合现场运维经验与行业标准, 将其健康状态划分为五个等级: 优秀(90-100分), 电容性能良好, 无需维护; 良好(80-89分), 电容性能稳定, 定期巡检即可; 合格(70-79分), 电容性能基本达标, 需加强监测; 异常(60-69分), 电容出现轻微性能衰减, 需安排维护; 失效(<60分), 电容存在严重故障, 需立即更换。同时, 设定各指标的预警阈值, 结合健康得分与性能趋势预测, 划分一般预警、严重预警、紧急预警三个等级, 当电容健康状态达到异常等级或指标超出预警阈值时, 系统自动推送预警信息, 明确预警原因与处置建议, 提醒运维人员及时采取措施, 实现故障提前预警与精准处置, 降低故障引发的安全风险。

结束语

本文围绕重载轨道电路补偿电容全生命周期监测与健康评估展开研究, 结合大数据技术破解传统监测弊端, 系统阐述了补偿电容基本理论、监测系统设计、大数据分析与健康评估方法, 构建了完整的全生命周期管控体系。研究表明, 所设计的监测系统可全面采集、高效处理补偿电容多源数据, 机器学习数据分析模型能精准识别故障、预测性能趋势, 健康评估模型可科学量化电容健康状态并实现分级预警。未来可结合数字孪生、人工智能等新技术, 优化监测精度与模型泛化能力, 推动重载铁路轨道电路运维向更智能高效发展, 为行车安全提供更有有力保障。

参考文献

- [1]李鹏斐,李隽鹏.大秦重载铁路计轴与轨道电路共缆传输方案研究[J].铁道通信信号,2024,60(2):40-46.
- [2]邵禹铭.重载铁路无砟轨道对ZPW-2000A轨道电路传输性能的影响[J].电工技术,2022(23):99-101.
- [3]王亚飞,莫思杰,李辉,等.重载铁路站内轨道电路绝缘节烧损问题分析与解决[J].电气化铁道,2023,34(3):77-79.
- [4]丁昀,郭芝权,伍妍蝶,等.车载轨道电路补偿电容故障诊断装置设计[J].铁道科学与工程学报,2025,22(9):4172-4181.