

Research on State Monitoring System of Power Equipment Based on Internet of Things Technology

Shengqi Zhang Shijun Zhou Ping Yang Guanghao Qi

State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd. Hami Power Supply Company, Hami, Xinjiang, 839000, China

Abstract

With the rapid development of China's economy and the continuous improvement of people's living standards, the demand for electricity continues to grow, the scale of the power grid continues to expand, and the number of power equipment increases sharply. As a core component of the power system, the safe and stable operation of power equipment is directly related to the reliability and economy of the power grid. Based on this, the paper proposes a power equipment status monitoring system based on Internet of Things technology to address the problems existing in current power equipment status monitoring. The system utilizes advanced technologies such as IoT sensing, big data analysis, and artificial intelligence to achieve comprehensive perception, real-time monitoring, and intelligent diagnosis of power equipment. The paper elaborates on the overall architecture, key technologies, and main functional modules of the system in detail.

Keywords

Internet of Things technology; power equipment; state monitoring system

基于物联网技术的电力设备状态监测系统研究

张生琪 周世峻 杨萍 齐光豪

国网新疆电力有限公司哈密供电公司, 中国·新疆哈密 839000

摘要

随着中国经济的快速发展和人民生活水平的不断提高, 电力需求持续增长, 电网规模不断扩大, 电力设备数量急剧增加。作为电力系统的核心组成部分, 电力设备的安全稳定运行直接关系到电网的可靠性和经济性。基于此, 论文针对当前电力设备状态监测中存在的问题, 提出了一种基于物联网技术的电力设备状态监测系统。该系统利用物联网传感技术、大数据分析 and 人工智能等先进技术, 实现了电力设备的全面感知、实时监测和智能诊断。论文详细阐述了系统的总体架构、关键技术以及主要功能模块。

关键词

物联网技术; 电力设备; 状态监测系统

1 引言

近年来, 物联网技术的快速发展为电力设备状态监测带来了新的机遇。物联网通过将各种信息传感设备与互联网结合, 实现对物理世界的全面感知和智能控制。将物联网技术应用于电力设备状态监测, 可以实现设备运行状态的实时、全面、精确监测, 大幅提升监测效率和准确性。

2 系统总体架构设计

基于物联网技术的电力设备状态监测系统采用分层架构设计, 主要包括数据采集层、网络传输层、数据处理层和应用服务层四个层次。

2.1 数据采集层

数据采集层是系统的感知神经, 负责全方位、多维度采集电力设备的运行状态数据。该层由多种智能传感器构成, 包括但不限于: 高精度振动传感器、光纤温度传感器、声学传感器、局部放电传感器、油中溶解气体分析(DGA)传感器和红外热像仪等。这些传感器采用微机电系统(MEMS)技术, 具有高灵敏度、低功耗和小型化特点^[1]。为提高数据采集的智能性, 本系统在传感节点集成了边缘计算模块, 实现数据的预处理和初步分析。例如, 振动传感器节点集成了快速傅里叶变换(FFT)算法, 可直接输出频谱特征; DGA传感器配备了基于模糊逻辑的气体含量异常检测算法。这种“感知+计算”的智能传感节点设计, 不仅提高了数据采集的实时性和有效性, 还大幅减少了向上层传输的数据量, 为构建高效、可靠的物联网监测系统奠定了基础。

【作者简介】张生琪(1991-), 男, 中国甘肃武威人, 本科, 中级工程师, 从事电气工程及其自动化研究。

2.2 网络传输层

网络传输层是系统的神经通路，负责将采集到的海量数据可靠、高效地传输到数据中心。本系统采用多层次、异构化的网络架构，实现了从现场到控制中心的全程无缝覆盖。在现场设备层，采用低功耗广域网技术（如 LoRa、NB-IoT）构建无线传感网络，实现设备级的数据汇聚。在变电站级，部署工业以太网和 5G 专网，形成高带宽、低延迟的局域网络。在广域传输层，结合光纤通信、5G 公网和卫星通信，构建多路由、高可靠的骨干网络。为确保数据传输的安全性，系统采用端到端加密技术和软件定义网络（SDN）技术。通过 SDN 控制器，实现了网络资源的动态调度和优化，可根据数据类型和紧急程度，自适应地选择最优传输路径。此外，系统还集成了网络质量监测和自愈模块，通过实时监测网络状态，自动进行故障诊断和恢复，确保了数据传输的连续性和可靠性。

2.3 数据处理层

数据处理层是系统的中枢大脑，负责对采集到的海量异构数据进行存储、清洗、分析和挖掘。该层采用分布式计算架构，主要包括数据存储、数据预处理、特征提取、状态评估和知识发现等功能模块。在数据存储方面，系统采用 Hadoop 分布式文件系统（HDFS）和 HBase 列式数据库，实现了 PB 级数据的高效存储和快速检索。数据预处理模块基于 Apache Spark 框架，通过并行计算实现数据的去噪、标准化和异常检测^[2]。特征提取模块集成了时域分析、频域分析和时频分析等多种算法，可自适应地提取不同类型设备的特征指标。状态评估模块采用深度学习模型（如 LSTM、GRU 等），结合注意力机制实现了多源异构数据的融合分析，准确评估设备健康状态。知识发现模块基于图数据库和知识图谱技术，构建了电力设备故障诊断专家系统，可实现复杂故障的推理诊断。通过这些先进的数据处理技术，系统能够从海量数据中提取有价值的信息，为设备管理决策提供智能支持。

2.4 应用服务层

应用服务层是系统的智能输出端，为用户提供丰富的可视化分析和智能决策服务。该层采用微服务架构，主要包括设备状态监测、故障预警、健康评估、寿命预测、维修决策支持和移动应用等功能模块。设备状态监测模块采用 WebGL 技术，实现了设备三维可视化和实时状态展示。故障预警模块基于时间序列异常检测算法，能够提前发现潜在故障并推送预警信息。健康评估模块利用深度强化学习技术，构建了设备健康度评估模型，可动态评估设备的整体健康状况。寿命预测模块结合物理模型和数据驱动模型，实现了设备剩余寿命的精确预测。维修决策支持模块基于多目标优化算法，可根据设备状态、维修成本和停机损失自动生成最优维修方案。移动应用模块采用响应式设计，支持多终端访问，使运维人员可随时随地监控设备状态、接收告警信息。

此外，该层还提供了开放的 API 接口，支持与其他系统（如 ERP、GIS 等）的无缝集成，实现了电力设备全生命周期的智能化管理。

3 关键技术

3.1 多源异构数据融合技术

本系统采用基于深度学习的多源异构数据融合技术，有效整合了电力设备的多维监测数据。该技术的核心是一种新型的多模态深度神经网络，包含并行的特征提取子网络 and 自适应融合模块。对于结构化数据（如设备参数、运行记录），采用多层感知机（MLP）进行特征提取；对于时序数据（如振动信号、温度变化），使用长短期记忆网络（LSTM）捕捉时间依赖性；对于图像数据（如红外热像图），应用卷积神经网络（CNN）提取空间特征^[3]。特征提取后，通过自适应融合模块实现不同模态数据的动态权重分配。该模块基于注意力机制，能够根据当前任务自动调整各类数据的重要性。此外，本技术还集成了迁移学习策略，通过预训练和微调，实现了模型在不同类型设备间的知识迁移，大幅提高了系统的泛化能力和数据利用效率。

3.2 边缘计算技术

本系统的边缘计算技术基于一种创新的分布式智能架构，实现了数据采集、预处理和初步分析的现场化。核心组件是一种低功耗、高性能的边缘计算节点，集成了 ARM Cortex-M7 微控制器和 FPGA 加速器。该节点采用异构计算架构，FPGA 负责高速数据采集和实时信号处理，ARM 处理器执行复杂算法和决策逻辑。软件层面，开发了一套轻量级边缘操作系统，支持动态任务调度和资源管理。系统还实现了模型压缩和量化技术，将深度学习模型成功部署到资源受限的边缘设备。为适应电力现场的恶劣环境，采用了增强型封装技术和热管理系统，确保设备在高温、高湿、强电磁干扰等条件下稳定运行。网络方面，实现了边缘节点间的自组织网络，支持分布式协同计算。通过边云协同机制，系统能够根据网络状况和计算负载，动态决定任务的执行位置。这种智能边缘架构不仅显著减少了数据传输量，降低了网络带宽需求，还实现了毫秒级的实时响应，为电力设备的实时监控和快速决策提供了有力支撑。

3.3 深度强化学习技术

本系统引入了基于深度强化学习的智能决策技术，用于优化电力设备的维护策略和运行参数。核心是一个创新的多智能体深度确定性策略梯度（MADDPG）算法，能够同时优化多个相互关联的电力设备。该算法采用 actor-critic 架构，actor 网络负责生成连续的动作空间（如维护时间、运行参数调整），critic 网络评估动作的长期价值。为处理电力系统的高维状态空间，引入了基于图神经网络（GNN）的状态编码器，有效捕捉设备间的拓扑关系和相互影响。奖励函数设计综合考虑了设备可靠性、运行效率、维护成本和

系统稳定性等多个目标,通过多目标优化实现了各指标间的平衡。为加速学习过程并提高安全性,系统集成基于专家知识的引导探索策略和安全约束机制。此外,开发了一个高保真的电力系统数字孪生仿真平台,支持快速策略评估和离线学习。通过与传统规则基础方法的对比,该技术在提高设备可靠性、延长使用寿命和降低维护成本等方面表现出显著优势,为电力设备的智能化、精细化管理提供了新的范式。

4 主要功能模块

4.1 设备状态评估模块

设备状态评估模块是系统的核心功能,采用多尺度、多模态的评估方法,实现了电力设备健康状态的精确量化。该模块基于深度学习框架,构建了一个层次化的评估模型。在底层,利用卷积神经网络(CNN)和长短期记忆网络(LSTM)分别处理空间和时序特征,捕捉设备状态的瞬时变化和长期趋势。中层采用注意力机制和门控循环单元(GRU)网络,实现多源数据的动态融合,自适应地调整不同参数的权重。顶层使用图卷积网络(GCN)建模设备间的拓扑关系,考虑相邻设备状态的相互影响。为提高模型的可解释性,引入了基于SHAP(Shapley Additive exPlanations)值的特征重要性分析方法。评估结果以健康指数(0~100)的形式输出,并细分为电气性能、机械状态、绝缘水平等多个维度。系统还集成了基于小波包变换和经验模态分解(EMD)的异常检测算法,能够及时发现亚健康状态。

4.2 故障诊断模块

故障诊断模块旨在快速、准确地识别电力设备的潜在故障,并提供详细的诊断结果。该模块采用了一种创新的混合诊断框架,结合了数据驱动和知识驱动两种方法的优势。在数据驱动层面,开发了一个基于深度学习的多标签分类模型,能够同时诊断多种故障类型。该模型采用DenseNet作为backbone网络,提取多尺度特征;通过引入注意力机制,增强了对关键故障特征的捕捉能力。为处理样本不平衡问题,采用了焦点损失(Focal Loss)和混合采样策略。知识驱动层面,构建了一个基于本体(Ontology)的电力设备故障知识图谱,包含设备组成、故障类型、症状表现等丰富语义信息。通过设计的推理引擎,实现了基于规则的故障诊断。两种方法的结果通过Dempster-Shafer证据理论进行融合,既保证了诊断的准确性,又提高了可解释性。此外,模块还集成了一个在线学习组件,能够不断更新模型参数,适应设备状态的动态变化。诊断结果以故障类型、置信度、严重程度和处理建议等形式呈现。

4.3 寿命预测模块

寿命预测模块致力于准确估算电力设备的剩余使用寿命(RUL),为预防性维护提供科学依据。该模块采用了一

种新型的物理信息引导的深度学习框架,有效融合了机理模型和数据驱动方法。在物理模型方面,基于电力设备老化机理,构建了包括热老化、电气应力、机械疲劳等因素的多物理场耦合模型。该模型通过有限元分析(FEA)方法,模拟了设备在不同工况下的退化过程。数据驱动方面,设计了一种双流神经网络结构,一个流处理历史运行数据,另一个流处理当前状态数据,有效捕捉了设备寿命的长期趋势和短期波动。两个流的输出通过自注意力机制进行融合,生成最终的寿命预测结果。为提高预测的鲁棒性,引入了蒙特卡洛dropout技术,实现了不确定性量化。此外,模块还集成了一个基于强化学习的自适应采样策略,能够动态调整数据采集频率,在保证预测精度的同时降低计算开销。预测结果以概率分布形式给出,包括期望寿命、置信区间和失效概率等信息。

4.4 维修决策支持模块

维修决策支持模块旨在基于设备状态评估、故障诊断和寿命预测结果,为运维人员提供最优的维修策略。该模块采用了一种创新的多目标优化框架,综合考虑设备可靠性、维修成本、能源效率和系统稳定性等多个目标。核心算法是一个改进的多智能体深度确定性策略梯度(MADDPG)模型,每个智能体对应一类关键设备。状态空间包括设备健康指数、故障概率、预期寿命等多维信息;动作空间涵盖不同级别的维修操作,如继续运行、状态监测、小修、大修、更换等。奖励函数通过模糊综合评价方法,将多个目标转化为单一的效用值。为提高决策的可靠性,引入了基于蒙特卡洛树搜索(MCTS)的策略优化方法,能够在有限时间内探索大量可能的决策序列。此外,模块还集成了一个基于案例推理(CBR)的专家知识库,存储了历史维修案例和最佳实践,通过相似度匹配为当前决策提供参考。决策结果以维修计划的形式呈现,包括维修时间、内容、所需资源和预期效果等详细信息。系统还提供了交互式的What-If分析工具,允许用户模拟不同决策方案的长期影响。

5 结语

综上所述,系统在提高设备可靠性、降低维护成本和延长设备寿命等方面取得显著成效,为智能电网建设提供了有力支撑。未来研究将进一步探索边缘智能和数字孪生技术,推动电力系统向更智能、更安全、更高效方向发展。

参考文献

- [1] 王晓飞.基于物联网的电力设备状态监测与远程诊断技术研究[J].电气技术与经济,2024(6):41-43.
- [2] 祝俊瑶.物联网传感技术在电力设备状态监测中的应用[J].集成电路应用,2023,40(10):162-163.
- [3] 孙文莉.基于物联网技术的隧道照明设备状态监测系统[J].电工技术,2022(20):83-86.