

智慧电厂设备健康状态监测与预测性维护平台

邱鑫, 王洪波, 韩素高, 姜春鹃

国能山西河曲发电有限公司, 山西 忻州 036500

DOI:10.61369/ME.2025080023

摘 要 : 随着能源需求持续增长与电力系统智能化转型加速, 智慧电厂建设已成为提升能源利用效率与保障电力系统安全稳定运行的核心方向。设备健康状态监测与预测性维护平台作为智慧电厂的核心功能模块, 通过集成物联网、大数据分析、人工智能等技术, 实现了设备管理从被动响应到主动预防的范式转变。该平台不仅能够实时感知设备运行状态, 还可通过数据驱动的预测模型提前识别潜在故障, 有效降低非计划停机风险, 为电厂安全高效运行提供关键技术支撑。传统电厂设备维护依赖人工巡检与定期检修, 存在信息获取滞后、故障诊断不精确等问题, 难以满足现代高参数、大容量机组的运维需求。智慧电厂通过部署传感器网络与边缘计算设备, 实时采集机组振动、温度、压力等多维度数据, 结合大数据分析技术构建设备性能退化模型, 实现了设备健康状态的动态评估。研究表明, 基于状态的预测性维护策略可使设备故障率降低30%以上, 维护成本减少20%以上, 其技术价值已获行业广泛认可。

关 键 词 : 智慧电厂; 设备健康状态监测; 预测性维护; 物联网

Smart Power Plant Equipment Health Status Monitoring and Predictive Maintenance Platform

Di Xin, Wang Hongbo, Han Sugao, Jiang Chunjuan

China Energy Shanxi Hequ Power Generation Co., LTD., Xinzhou, Shanxi 036500

Abstract : With the continuous growth of energy demand and accelerated intelligent transformation of power systems, smart power plant construction has become a core direction for improving energy efficiency and ensuring the safe and stable operation of power systems. As a key functional module in smart power plants, the equipment health monitoring and predictive maintenance platform integrates IoT, big data analytics, and artificial intelligence technologies, achieving a paradigm shift from passive response to proactive prevention in equipment management. This platform not only enables real-time monitoring of equipment status but also identifies potential failures through data-driven predictive models, effectively reducing unplanned downtime risks and providing critical technical support for secure and efficient plant operations. Traditional power plant maintenance relies on manual inspections and periodic overhauls, which suffer from issues like delayed information acquisition and imprecise fault diagnosis, making it difficult to meet the operational demands of modern high-parameter, large-capacity units. Smart power plants deploy sensor networks and edge computing devices to collect real-time multi-dimensional data including unit vibration, temperature, and pressure. By integrating big data analytics, they establish equipment performance degradation models for dynamic health assessment. Research demonstrates that condition-based predictive maintenance strategies can reduce equipment failure rates by over 30% and lower maintenance costs by more than 20%, with their technical value now widely recognized across the industry.

Keywords : smart power plant; equipment health status monitoring; predictive maintenance; internet of things

引言

随着全球能源需求的持续增长和电力系统智能化转型的加速推进, 智慧电厂作为能源领域数字化转型的重要实践, 正成为提升能源利用效率、保障电力系统安全稳定运行的核心发展方向。智慧电厂通过集成物联网、大数据分析、人工智能等先进技术, 构建了设备全生命周期管理的智能化体系, 实现了设备管理从被动响应到主动预防的范式转变^[1]。在这一过程中, 设备健康状态监测与预测性维护作为智慧电厂的核心功能模块, 不仅能够实时感知设备运行状态, 还能够通过数据驱动的预测模型提前识别潜在故障, 显著降低非计划停机风险, 为电厂的安全高效运行提供关键技术支撑。

一、相关理论

（一）设备健康状态监测理论

设备健康状态监测是保障电力设备安全稳定运行的核心技术，其通过实时采集设备运行参数并进行综合分析，实现对设备状态的精准评估与故障预警。作为智慧电厂建设的重要组成部分，设备健康状态监测系统通过集成多种技术手段，能够有效识别设备异常并指导维护决策。在热控设备领域，智能诊断方法和系统已成为关键研究方向，其通过整合传感器数据与智能算法，实现对设备故障的快速定位与修复建议。汽轮机作为发电厂核心设备，其振动故障诊断尤为关键。研究表明，汽轮机运行状态可能因多种故障相互关联而产生复杂异常现象，传统监测需依赖参数分析与故障溯源的综合策略，而智能故障诊断系统则在此基础上引入数据分析技术，形成从监测到维修建议的完整流程。

数字孪生技术为设备状态监测提供了新的技术路径。通过构建核电站热力系统的数字孪生模型，可实现设备热工性能的动态仿真与异常检测。该模型基于设计参数建立包含一回路、二回路及冷却系统的仿真架构，并通过拟合不同负载条件下的变量关系，为设备性能评估与预测性维护提供数据支持^[2]。在智慧电厂能效优化层面，设备特性认知技术成为关键突破点，其通过分析设备运行参数与工况的关联性，结合优化算法实现设备性能提升。此类研究强调设备特性建模的精准性，以及基准工况挖掘对运行效率的指导作用，为状态监测与能效管理的协同提供了理论支撑。

（二）预测性维护理论

预测性维护理论是智慧电厂设备健康管理的核心方法论，其核心目标在于通过实时监测与数据分析实现设备故障的早期预警和精准维护决策。该理论基于设备运行状态的动态感知，通过融合物理传感器数据与智能算法，构建了从数据采集到维护策略生成的完整技术框架。其原理主要依赖于多源数据的智能解析，通过机器学习模型识别设备性能衰退的特征模式，进而预测潜在故障的发生概率和剩余使用寿命。在工业场景中，预测性维护通常采用振动分析、温度监测和声学信号处理等关键技术，结合时频域特征提取与深度学习网络，实现对设备异常状态的高精度识别。

预测性维护的典型实施流程可分为四个阶段：首先通过物联网传感器网络采集设备运行数据，包括振动信号、温度变化和压力波动等核心参数；其次，利用数据预处理技术消除噪声干扰，并通过频域变换提取关键特征，如功率谱密度和时域统计指标，为后续分析奠定基础；第三阶段采用神经网络模型进行模式识别，其中尖峰神经网络（SNN）与人工神经网络（ANN）因其低功耗特性，成为边缘计算场景下的优选方案，能够实现在设备端直接进行实时故障诊断；最后通过决策模块生成维护建议，并通过ERP系统整合生产计划与备件管理，形成闭环优化。在热电厂的实践案例中，该流程被应用于X11机组的无人值守系统改造，通过整合传感器数据与深度学习模型，成功实现了设备故障预警准确率超过90%，并显著降低非计划停机时间^[3,4]。

二、平台架构设计

（一）数据采集与处理模块

平台架构设计中的数据采集与处理模块是智慧电厂设备健康状态监测与预测性维护系统的核心技术环节，其设计需兼顾实时性、可靠性与数据质量。数据采集部分采用多源异构感知技术，通过部署分布式传感器网络与智能终端设备实现全维度数据获取。在传感器选型方面，结合设备类型与监测需求，配置振动、温度、压力、电流等物理量传感器，以及基于工业总线的智能仪表和SCADA系统接口，以获取设备运行状态参数、环境参数及生产过程数据。为应对复杂工业环境下的信号干扰问题，采用抗电磁干扰传感器与信号调理电路，确保原始数据的完整性与准确性^[5]。在数据传输层面，构建混合通信架构，关键设备采用5G网络或工业以太网实现毫秒级实时数据传输，非核心设备则通过LoRaWAN或ZigBee等低功耗广域网实现周期性数据上报，形成多层次、高冗余的数据传输通道，保障海量异构数据的稳定接入。

电厂设备健康监测数据采集与处理系统



（二）状态监测与预测模块

本模块基于多源异构数据融合与机器学习算法构建，通过实时监测与智能预测实现设备全生命周期健康管理。数据采集层采用分布式传感器网络与SCADA系统对接，对温度、振动、压力、电流等关键参数进行高频采样，结合设备运行日志与维护记录形成多维度数据集。数据预处理环节采用小波变换与滑动窗口去噪技术消除环境干扰，通过卡尔曼滤波算法对缺失数据进行插值补偿，并利用标准化与归一化方法消除量纲差异，确保输入数据的时序连续性和数值一致性。

特征提取采用混合建模策略，时域分析提取峰峰值、峭度系数、均方根值等传统特征，频域分析通过傅里叶变换与倒谱分析捕捉谐波失真特征，深度学习模块则利用卷积神经网络自动提取高阶时频特征。特征筛选阶段采用LASSO回归与随机森林重要性评估相结合的方法，剔除冗余特征并构建最优特征子集。状态评估采用动态贝叶斯网络模型，结合设备退化机理建立状态转移概率矩阵，通过马尔可夫链蒙特卡洛方法实现状态概率分布推断，并引入模糊逻辑系统对专家经验进行量化建模，最终生成设备健康指数（HI）与故障模式识别结果。

三、实验与分析

（一）实验方法与步骤

本实验采用多阶段递进式研究方法，基于智慧电厂实际运行环境构建设备健康状态监测与预测性维护实验平台。实验系统集成振动传感器、红外热像仪、油液分析模块及 SCADA 数据接口，数据采集频率设置为 10Hz，覆盖汽轮机、变压器、磨煤机等核心设备的运行参数。实验设备选型遵循 IEEE 1366-2018 标准，传感器网络采用 Modbus TCP 协议实现数据实时传输，确保采样数据与设备运行状态的强关联性。算法模型选用 LSTM 神经网络与随机森林算法的混合架构，其中 LSTM 用于时序特征提取，随机森林负责多分类决策，模型参数通过 K 折交叉验证确定最优超参数组合。

实验流程分为数据预处理、特征工程、模型训练、系统部署四个阶段。首先对原始数据进行去噪处理，采用小波阈值法消除高频噪声干扰，通过滑动窗口技术构建时序特征矩阵。特征工程阶段提取时域统计特征（均方根值、峭度系数）、频域特征（主频能量、边际谱熵）及经验模态分解后的本征模态函数参数，特征维度经主成分分析降维至 32 维^[6,7]。模型训练采用分层采样策略平衡故障样本分布，训练集与测试集按 7:3 比例划分，利用混淆矩阵评估模型性能，要求准确率不低于 90%，F1-score 高于 0.85。

（二）实验结果与分析

本实验基于某火电厂 2019-2023 年锅炉、汽轮机、发电机三大主机的振动、温度、压力等多源监测数据，构建了包含 5000 组样本的实验数据集，其中包含正常工况数据 3200 组、异常工况数据 1800 组。实验采用改进型 LSTM-Attention 模型与传统随机森林、SVM 方法进行对比，通过交叉验证评估模型性能。在准确率评估中，改进模型在测试集上达到 92.3% 的分类准确率^[8]，显著

优于随机森林（86.5%）和 SVM（88.7%）的基准表现。值得注意的是，在低频故障信号识别场景下，模型通过注意力机制对关键特征时序的增强处理，将汽轮机叶片裂纹早期预警的 F1 值从传统方法的 0.81 提升至 0.89，验证了深度学习方法在非平稳信号处理中的优势。在多工况稳定性测试中，系统在满负荷、调峰负荷、低负荷三种典型运行状态下，分类置信度的标准差分别为 0.032、0.041 和 0.038，表明模型输出具有良好的稳定性。进一步通过蒙特卡洛模拟验证，当传感器数据缺失率提升至 15% 时，模型预测准确率仅下降 2.7 个百分点，显示其对数据完整性具有较强鲁棒性。针对设备退化过程的长期监测，采用滑动窗口法对锅炉给水泵的振动频谱数据进行连续分析，发现模型能稳定追踪轴承磨损特征频率的漂移趋势，平均预测误差控制在 $\pm 12.5\%$ 以内^[9,10]。

四、结论

本研究针对智慧电厂设备健康状态监测与预测性维护需求，系统构建了集数据采集、智能分析、预警决策于一体的综合平台。通过多维度技术融合与创新，平台在设备全生命周期管理中展现出显著优势。在硬件架构层面，基于物联网技术搭建的分布式感知网络实现了设备振动、温度、压力等多源异构数据的实时采集与边缘计算，有效提升了数据传输效率与系统可靠性。软件系统方面，平台采用模块化设计，集成数据清洗、特征提取、模型训练等功能单元，构建了涵盖设备运行状态评估、故障模式识别、剩余寿命预测的智能分析体系。特别是在算法层面，研究团队创新性地融合了深度学习与物理模型，开发了动态阈值自适应算法和多维度特征融合模型，显著提升了设备健康状态评估的准确率与预测预警的可靠性。

参考文献

- [1] 史金豪. 基于神经网络的 10 kV 配电网设备运行故障智能诊断方法 [J]. 信息技术与信息化, 2025, (04): 14-17.
- [2] 庄保乾, 韩路, 李晓虎, 高社民, 刘少阳. 基于集成深度随机森林算法的智能电厂设备健康评估方法 [J]. 计算机测量与控制, 2024, 32 (08): 322-328.
- [3] 徐龙, 张莉, 任资龙, 朱文涛, 王洪武, 周慧. 基于多元状态估计的电厂设备状态评估和故障预警研究 [J]. 中国设备工程, 2023, (20): 199-202.
- [4] 成奕. 电厂火电机组设备健康状况评估关键技术及应用 [J]. 智慧中国, 2023, (08): 88-90.
- [5] 李磊. 电厂设备状态可视化预警诊断系统的设计与研发 [J]. 设备监理, 2023, (02): 51-54.
- [6] 张泽彬, 邱巍, 林川, 严戴志, 王元彬, 唐敏. 基于半定量分析的龚电设备风险评估方法研究 [J]. 电工技术, 2022, (24): 102-103+107.
- [7] 张栋栋, 李兴敏, 王岫, 万松森. 火电厂设备状态在线监测与预警诊断系统研发 [J]. 设备管理与维修, 2022, (10): 150-152.
- [8] 钟灏标. 基于 AI 的电厂设备智能运维系统分析 [J]. 集成电路应用, 2022, 39 (05): 206-207.
- [9] 袁伟中, 沈利, 郑必君, 朱彬源, 张宜勇, 刘豪杰. 基于多维参数动态偏差的电厂设备健康评价方法 [J]. 信息技术与信息化, 2021, (11): 48-51.
- [10] 于凯, 王哲, 王玉龙, 董恒章, 刘宝楠, 张世林. 基于参数自适应 DBSCAN 算法的旋转设备健康评估 [J]. 电工电气, 2020, (12): 24-29.