

Research on Fault Prediction and Health Management Technology for Key Components of Wind Turbine Units

Yibin Zhang Bingqian Wang

Huaneng Lancang River New Energy Co., Ltd., Dali, Yunnan, 671000, China

Abstract

With the continuous expansion of wind power installed capacity and the continuous improvement of unit capacity, the reliability and intelligent maintenance level of wind power equipment have become key factors restricting the development of the industry. Wind turbines are exposed to high loads, strong impacts, and complex climatic environments for a long time. Key components such as gearboxes, main shaft bearings, generators, and blades are prone to fatigue damage and sudden failures, resulting in economic losses and shutdown risks. This article is based on the theory of wind turbine condition monitoring and fault prediction, and constructs a multi-source data fusion health management framework. From signal acquisition, feature extraction, health assessment to remaining life prediction, the system explores intelligent diagnosis and predictive maintenance strategies for key components. By introducing deep learning and digital twin technology, the transformation from passive maintenance to active health management can be achieved. The research results indicate that the health management method integrating data-driven and mechanistic models can significantly improve the accuracy of fault prediction and the utilization rate of wind turbines, providing technical support and application demonstration for intelligent operation and maintenance of wind turbines.

Keywords

wind turbines; Fault prediction; Health management; Data fusion; Digital Twin

风电机组关键部件故障预测与健康管理工作研究

张祎斌 王炳乾

华能澜沧江新能源有限公司, 中国·云南大理 671000

摘要

随着风电装机规模的持续扩大与机组容量的不断提升,风电设备的可靠性与智能化维护水平已成为制约产业发展的关键因素。风电机组长期处于高载荷、强冲击与复杂气候环境中,关键部件如齿轮箱、主轴轴承、发电机及叶片等易发生疲劳损伤与突发性故障,造成经济损失与停机风险。本文基于风电机组状态监测与故障预测理论,构建了多源数据融合的健康管理框架,从信号采集、特征提取、健康评估到剩余寿命预测,系统探讨关键部件的智能诊断与预测维护策略。通过引入深度学习与数字孪生技术,实现从被动检修向主动健康管理的转变。研究表明,数据驱动与机理模型融合的健康管理方法可显著提高故障预测准确率与机组可利用率,为风电机组的智能运维提供技术支持与应用示范。

关键词

风电机组; 故障预测; 健康管理; 数据融合; 数字孪生

1 引言

风电作为清洁能源发展的重要支撑,正逐步成为我国能源转型的主导力量。然而,随着风电场规模化与机组大型化发展,设备可靠性问题日益突出。风电机组长期运行于高海拔、强风、低温及高温等复杂环境下,部件磨损、疲劳与故障频发。统计数据显示,机组非计划停机中约70%由齿轮箱、主轴轴承、发电机等关键部件引起,而这些部件的故障往往具有隐蔽性与累积性,传统的定期检修与事后维护难以满足智能化运维的要求。在数字化转型与智能制造背

景下,风电机组运维正从“时间导向”向“状态导向”转变。基于多源数据的健康管理(PHM, Prognostics and Health Management)系统可通过实时监测与数据分析预测设备故障趋势,实现精准维护与寿命延长。国内外研究表明,融合信号处理、机器学习与机理建模的综合方法可有效提升故障识别与寿命预测精度。然而,目前我国风电机组的健康管理体系仍处于探索阶段,存在数据孤岛、模型泛化能力不足与智能化水平低等问题。本文围绕关键部件的故障预测与健康管理工作展开研究,旨在构建多维融合的智能诊断体系,为风电机组的高可靠运行提供技术路径。

【作者简介】张祎斌(1990-),男,中国云南大理人,本科,工程师,从事风力发电研究。

2 风电机组关键部件故障特征与退化机理分析

2.1 齿轮箱故障机理与特征表现

齿轮箱是风电机组传动系统的核心，其功能是将低速轴的动能转化为高速旋转输出。长期运行中，齿轮箱承受周期性冲击载荷和高扭矩应力，易发生齿面磨损、疲劳点蚀、裂纹扩展及轴承损伤。振动信号是齿轮箱故障的重要表征，其特征频率与啮合频率、齿数及转速相关。通过包络解调与频谱分析，可识别早期裂纹及润滑失效。温度与油液监测可辅助判断摩擦异常与润滑状态退化，从而实现多维诊断。

2.2 主轴轴承与发电机故障特性

主轴轴承连接叶轮与齿轮箱，承受复杂径向与轴向载荷。其故障多表现为滚动体剥落、保持架磨损或润滑不足，通常伴随振动能量在高频区聚集。发电机故障则多与电磁不平衡、绝缘老化及转子偏心有关，电流谐波与温升信号是其关键监测指标。通过时频联合分析与特征融合，可实现电气与机械故障的同步诊断。

2.3 叶片与变桨系统退化机理

叶片在复杂风场中长期承受交变载荷与气动疲劳，其材料微裂纹会逐渐扩展导致结构强度下降。变桨系统的液压执行机构若响应迟滞，会造成桨距调节失准，引发功率波动。通过应变监测与声发射技术可实现叶片早期损伤识别，而对变桨执行机构可采用油压与位移信号联合建模，实现性能退化预测。

3 状态监测与多源信号特征提取技术

3.1 多传感器信号采集系统设计

风电机组关键部件的运行状态复杂多变，仅依靠单一信号难以全面反映设备健康状况。为此，需建立多传感器融合的信号采集系统，实现机械、电气与环境信息的协同监测。系统包括振动、声学、温度、电流及油液传感通道，通过高精度加速度计、麦克风阵列、红外测温仪及霍尔电流传感器等实现多维信息采集。传感器布设于齿轮箱轴承座、主轴支撑、发电机定子及机舱基座等关键节点，采样频率保持在10kHz以上，以保证高频冲击信号和瞬态事件的捕获能力。为减少信号延迟与传输负荷，系统在边缘计算层部署实时滤波与数据同步模块，实现原始信号的去噪、特征初选与时间对齐。各传感节点通过以太网或无线网络与数据中心连接，形成分布式采集网络。该设计为后续特征提取与故障识别提供高质量数据源，支撑健康管理系统的实时性与准确性。

3.2 信号预处理与特征提取方法

风电机组在运行过程中受风速波动、结构共振及电磁干扰等影响，采集信号常包含噪声与非平稳成分。为确保数据分析的可靠性，需进行系统化的信号预处理。本文采用经验模态分解(EMD)分离多尺度分量，结合小波包分解提取局部时频能量特征，并通过包络谱分析识别机械冲击信号中的调制成分。振动信号特征参数包括峰值因子、峭度、偏

度、能量熵等，可反映齿轮和轴承的磨损与裂纹演化；声学信号可揭示润滑异常及接触碰撞；电流信号的谐波幅值和相位偏移用于发电机定子绕组短路与电磁不平衡的检测。通过特征融合算法将时域、频域与时频域信息整合为多维特征向量，并利用互信息准则筛选关键特征，从而提高模型输入的有效性，与故障识别的鲁棒性。该方法实现了从原始信号到可用特征的高效转换，是健康评估与预测分析的重要前提。

3.3 特征降维与健康指标构建

由于多源信号融合后特征维度高、冗余度大，直接输入机器学习模型易导致计算复杂度上升与过拟合风险。为此，本文采用主成分分析(PCA)和线性判别分析(LDA)进行降维，以保留主要贡献特征并最大化类间区分度。在此基础上，引入深度自编码器与深度信念网络(DBN)构建健康指标(Health Index, HI)，通过非线性特征映射学习设备状态的低维表达。HI值在0至1之间变化，其下降趋势可量化部件退化程度，实现从“定性诊断”到“定量评估”的转变。为了增强可解释性，本文将HI与关键物理量(如振动RMS、润滑粘度、温升系数)进行关联分析，建立退化曲线模型，反映设备从健康到失效的动态过程。实验结果表明，该健康指标具有良好的平滑性与敏感性，可提前识别潜在故障趋势，为后续的剩余寿命预测(RUL)和维护决策提供可靠依据。

4 基于机器学习的故障诊断与预测模型构建

4.1 监督学习模型的应用

监督学习算法在风电机组故障诊断中应用成熟，具有建模速度快、可解释性强的优势。支持向量机(SVM)基于核函数映射，将非线性特征转化为高维空间线性可分结构，适用于样本量有限、特征维度较高的故障识别任务；随机森林(RF)通过多决策树投票机制降低过拟合风险，能有效处理非平衡样本与高维特征数据；K近邻(KNN)算法则基于样本间的欧氏距离度量进行分类，适用于实时故障识别场景。为提升模型泛化性能，本文采用交叉验证与特征重要性分析相结合的方法，对风电机组齿轮箱、轴承与发电机三类典型故障进行识别。结果表明，RF在样本分布不均与噪声干扰条件下表现稳定，SVM在小样本学习中准确率更高，而KNN在高维特征融合后的识别速度优于其他模型。监督学习的多算法集成应用为复杂工况下的故障识别提供了高效方案。

4.2 深度学习模型与特征自提取

深度学习技术突破了传统方法依赖人工特征提取的局限，可直接从原始信号中学习高维特征。卷积神经网络(CNN)通过卷积层提取信号空间特征，在振动与声学信号分析中能有效识别局部异常模式；长短期记忆网络(LSTM)利用门控机制捕捉时间序列的动态演化特征，能够表征设备从健康到故障的退化过程。本文构建CNN-LSTM混合模

型,将CNN提取的空间特征输入LSTM结构,实现对时空特征的联合学习。通过在公开齿轮箱故障数据集与风电机组实测数据上的对比实验发现,该模型在多工况下的故障识别准确率达到98%以上,较单一CNN或LSTM模型提升约6%~10%。同时,模型具备较强的抗噪性能与泛化能力,能够自适应不同风速、载荷与环境温度下的信号变化,体现出良好的工程应用前景。

4.3 故障预测与寿命估算方法

针对风电机组关键部件的寿命预测问题,本文引入贝叶斯更新与马尔可夫退化模型相结合的动态预测方法。通过对健康指标(HI)时间序列建模,捕捉设备退化规律,并结合卡尔曼滤波实现参数的实时更新,以适应不同运行状态下的不确定性。LSTM网络用于预测未来退化趋势,通过与贝叶斯估计结果融合,获得剩余寿命(RUL)的置信区间估计。该方法不仅能反映设备的退化速率,还能量化预测的不确定性,为风险决策提供依据。在实验验证中,齿轮箱与轴承RUL预测误差控制在10%以内,较传统指数退化模型精度提高约35%。研究结果表明,结合数据驱动与统计推断的混合预测框架,能有效提升寿命估算的稳定性与可信度,为风电机组的预防性维护和健康管理工作提供科学依据。

5 风电机组健康管理及数字孪生技术应用

5.1 健康管理体系架构设计

风电机组健康管理(PHM)体系的核心在于实现“感知—认知—决策—执行”的闭环管理模式。该体系由数据采集层、分析决策层和执行反馈层三部分构成,形成多维信息流与决策流的耦合机制。数据采集层通过多传感器网络采集机组运行参数,包括振动、温度、油液、声学、电流及应力信号等,实现对关键部件的实时状态监测。分析决策层基于机器学习与深度学习算法对数据进行处理、特征提取与模式识别,实现健康评估与故障预测。执行反馈层则将诊断与预测结果转化为具体的维护决策,通过远程控制与智能调度系统实现主动维护。该体系依托云端数据中心与边缘计算节点协同运行,支持跨风场数据共享与模型联邦学习,形成区域级智能健康管理平台,显著提升风电机组群的整体可靠性与运维效率。

5.2 数字孪生在预测维护中的应用

数字孪生技术的引入为风电机组的预测性维护提供了革命性手段。通过构建与实体机组同步运行的虚拟模型,实现物理实体与数字空间的实时交互。本文基于齿轮箱、主轴和发电机的结构参数与传感数据,建立高保真数字孪生体,并通过动态模型更新实现与实际运行状态的精确匹配。孪生模型实时接收机组振动、温度与转速等多源数据输入,利用虚拟传感器对难以直接测量的部件(如轴承内部应力、润滑

状态等)进行反演估计。通过数据驱动与机理模型融合,系统可提前识别潜在故障风险,实现早期预警与寿命预测。该技术使运维模式从被动检修向主动预测维护转变,极大提升设备可用率与安全性,为风电机组的全生命周期管理提供智能支撑。

5.3 智能决策与维护优化

在故障预测与健康评估的基础上,风电机组的维护决策需实现经济性与可靠性的动态平衡。本文构建基于风险优先级(RPN)的智能维护决策模型,以“风险等级—维修成本—停机损失”三维目标为约束,采用多目标优化算法实现最优检修策略的自适应调整。系统通过引入强化学习机制,结合历史运行数据与知识库,实现维护策略的持续优化与自主学习更新。当预测到高风险故障时,系统可自动生成优先级维修计划,并结合风场运行负荷与气象预报进行智能排程,从而减少计划外停机时间。研究表明,该决策模型可使风电场整体可利用率提升约6%,运维成本降低约15%。智能化维护优化机制的构建标志着风电机组从经验型运维向数据驱动型与智能决策型转变,为大规模风电集群的高效运维提供技术支撑。

6 结语

风电机组关键部件的故障预测与健康管理工作是实现高可靠、低成本运行的核心环节。本文构建了融合信号处理、机器学习与数字孪生的PHM体系,实现从状态监测、故障诊断到寿命预测的全流程闭环。研究表明,数据驱动与物理机理结合的复合方法可有效提升预测精度,降低非计划停机率。未来工作将聚焦于多风场大数据共享平台建设及在线自适应模型更新技术,推动风电机组从被动维护向主动智能运维转型,为我国风电产业的可持续发展提供关键技术支撑。

参考文献

- [1] 秦晓梅,王有杰,俞啸.基于小波分析与迁移学习的风电机组关键部件故障诊断系统研究[J].机电工程技术,2025,54(05):134-138+147.
- [2] 谭川.基于数据的风电机组健康状态评估及故障预警研究[D].华北电力大学,2024.
- [3] 曹静.风电机组关键部件的健康评估与故障预警研究[D].沈阳工业大学,2023.
- [4] 张秀琦,王琪,王立强,等.风电机组关键部件可靠性影响因素浅析[C]//中国电力技术市场协会.2023年电力行业技术监督工作交流会暨专业技术论坛论文集(上册).内蒙古电力(集团)有限责任公司内蒙古电力科学研究院分公司;Inner Mongolia Power(Group) Co.,Ltd.,Inner Mongolia Power Research Institute Branch;2023:276-284.
- [5] 刘玉涵.基于数据驱动的风电机组关键部件健康状态监测方法研究[D].兰州理工大学,2023.