

风电机组状态监测下的预测性运维分析

赵强平

(冀衡运检新能源(河北)有限公司, 河北 石家庄 050000)

摘要 风电机组状态监测下的预测性运维以数据驱动、模型支撑和智能决策为核心, 旨在实现设备健康状态的实时感知与主动干预。本文围绕监测体系构建、智能诊断模型、维护决策机制和数字孪生平台建设展开研究, 探讨了风电机组在复杂工况下的可靠性维护策略。研究内容体现了智能化、精细化和系统化的发展方向, 以期为风电场提升运行效率、延长设备寿命与实现低成本运维提供技术参考。

关键词 风电机组; 状态监测; 预测性运维; 智能诊断

中图分类号: TM31

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.2097-3365.2025.31.007

0 引言

风电机组状态监测下的预测性运维是智能能源管理的关键方向。通过对机组振动、温度以及电流等多重数据进行实时收集和深入分析, 可以提前识别潜在的故障隐患, 优化维修决策, 显著降低运维成本, 并提升设备的可用性。该方法依托大数据分析、人工智能算法与数字孪生技术, 从被动维修转向主动预防, 为风电场安全高效运转提供技术支撑, 是达成能源系统智能化及可持续发展的重要途径。

1 风电机组状态监测预测性运维的重要性

1.1 提升设备运行可靠性

风电机组长期在高负荷、复杂的气候和交变载荷的条件下工作, 其关键部件如齿轮箱、主轴轴承及发电机极易产生疲劳损伤。状态监测预测性运维可以针对振动信号、温度、电流、电压等多维特征数据实施实时采集并形成模型, 依靠智能算法去识别设备运行时发生的细微异常情况, 在故障刚刚出现的时候就加以干预, 避免故障蔓延而导致整个系统停止运转^[1]。通过对数据驱动的健康评价模型, 可实时掌握机组劣化趋势, 为维护计划提供依据, 实现从定期维护到状态维护的转变, 避免突发性停机事故, 使发电机组始终处于最佳的工作状态, 大幅度提升风电场的整体可靠性和稳定性。

1.2 降低运维成本

风电场常常位于大海或者偏远山区, 传统的运维方法依靠定时巡查加人工判定, 成本较高, 而且响应速度慢, 还有安全隐患。状态监测预测性运维依靠远程监测系统和智能诊断算法, 做到对风机核心部件的全天候动态检测, 可以准确预估重要部件的寿命以及

发生故障的概率, 提前安排修理的时间节点和备件资源, 杜绝盲目检修和不必要的零部件更换。这种方式大幅度缩减了人工巡查次数和紧急抢修需求, 节约人力、物资以及停机所造成的损失成本。凭借风险预估而制定的运维计划可以规避重大的设备事故发生, 并且提高维护资源分配过程中的经济性和安全性。

1.3 推动风电场智能化和精益化管理

预测性维修是风电场数字化转型的关键部分, 凭借状态检测数据和机器学习模型, 可以实现对机组性能、能效及健康状况的全面评估与动态优化。利用数字孪生模型虚拟表现真实风机的状态, 给运维人员提供可视化决策依据, 促使设备管理从经验依赖转变为数据导向。这种模式促使风电运作系统形成一个封闭回馈的流程, 不断改进那些运转数据以及能量调配状况, 甚至包括保养方针等策略, 在资源利用方面实现最优配置。预测性运维在智能感知、模型推演、决策执行等方面, 结合先进技术, 形成提升风电场运维水平、提高设备使用寿命及能源利用效率的技术基础。

2 风电机组状态监测下的预测性运维技术

2.1 数据驱动的状态感知技术

在风电机组运行过程中, 会产生大量实时数据, 其中包括振动、温度、电流、电压、转速以及润滑油品质等多维信息, 这些都是开展预测性运维的必要基础, 如图 1 所示。数据驱动的状态感知技术以高精度传感器阵列为基础, 对机组重要部件实施动态检测, 再结合信号处理算法对采集到的数据进行滤波、去噪及特征提取, 获得体现设备健康状况的关键指标^[2]。在此基础上, 利用时序分析、相关性分析和异常检测等算法建立健康评价模型, 发现早期潜在故障迹象。

多源异构数据的融合处理让模型能抓住复杂非线性关系，实现对机组运行状况的精确描绘。状态感知技术的即时性与准确度要求很高，其品质直接影响到后续预测模型的可靠程度，因此高频采样、智能传感以及数据自适应校正成为关键步骤，为预测性运维提供坚实的数据支撑。

2.2 智能诊断与故障预测技术

智能诊断与故障预测技术是风电机组预测性运维的关键部分，它依靠机器学习、深度学习以及信号特征识别手段，构建设备健康状态模型，并从过往运行数据中挖掘潜在的故障发展规律^[3]。常用算法有支持向量机、随机森林、卷积神经网络和长短期记忆网络等，可以针对不同类型的异常模式自动识别并分类。基于时间序列的趋势分析模型可以预测关键部件的剩余使用寿命，完成从异常检测到寿命估计的连续判断。智能诊断系统还可以根据机组的运行环境以及工况的变化进行模型自适应更新，使预测结果更加接近真实状态。

2.3 数字孪生驱动下的智能运维技术

数字孪生技术在风电机组预测性运维中起到重要作用，其实质是构建与实际风机工作状况对应的虚拟模型，以实现物理实体与数字空间的互动。数字孪生系统将传感数据、设备模型、运行参数和环境要素集成，在虚拟环境中对设备的健康演化进行动态模拟，预测不同工况下的性能变化及其故障趋势。这一技术可以将机组的历史运行情况、维护过程及当前时刻的数据信息结合在一起，产生出一种全生命周期的动态映射效果。运维工程师借助虚拟仿真，能在不对实际设备

运作产生干扰的前提下测试不同的维护策略效果，并优化检修的最佳时间以及资源调配。数字孪生还可以与人工智能算法相结合，实现多场景预测及决策优化。

3 风电机组状态监测下的预测性运维实施策略

3.1 建立高精度多源状态监测体系

针对风电机组复杂的工作环境，在机械、电气、环境方面安装多种高灵敏度的传感器，包括振动传感器、温度传感器、应变计、电流电压采样模块和油液质量检测装置等，对主轴、齿轮箱、轴承、发电机以及变桨系统等关键部件进行实时监测。数据采集系统要具备高采样率、抗干扰以及自校准能力，保证信号稳定可靠，在采集端使用边缘计算节点完成数据的本地预处理、去噪与特征提取，以减轻通信延迟和数据冗余^[4]。针对风电场地理分布广、气候条件差异大等特点，要形成分布式监测架构，将风机单机状态监测与集群运行管理相结合，构建全场数据共享的统一监控平台。在系统架构设计上，着重加强通信协议的标准化和数据格式的一致性，以保证监测终端、传输网络和云端平台之间互通互联。为了保证长期监测的稳定性，可以采用自愈型网络拓扑结构以及冗余的数据通道，避免由于数据中断造成的信息丢失。通过构建高精度监测体系，达到对风电机组运行状态实施精细捕捉的目的，并为之后开展健康评价及预测分析工作奠定良好的数据支撑。

3.2 构建智能诊断与预测模型体系

实施预测性运维的关键举措就是搭建智能诊断和预测模型体系，实现风电机组由数据监测延伸到状态

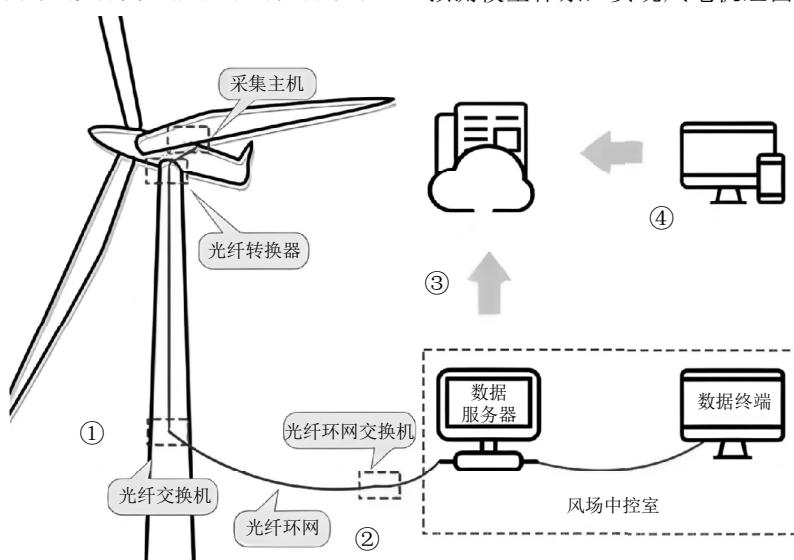


图1 状态感知

判定,最后寿命预估的全程智能化分析。该体系把多源异构数据融合当作前提,凭借时间序列建模和多维特征提取算法,找出机组运行状况的深层联系特征。针对振动、声发射、电气信号等类型的数据可以采用小波包分解法、经验模态分解、快速傅里叶变换等方法来提取其频域和时域特征,在建模上加入机器学习、深度学习算法,如随机森林、支持向量机、卷积神经网络、长短期记忆网络等,以达到对故障类型的识别及预测。对于不同型号风机及工况差异,构建基于迁移学习的模型自适应方法,使预测模型可自动调整自身参数以匹配设备。寿命评估部分可以结合统计学和物理退化模型来建立一个剩余寿命预测系统,通过贝叶斯推理或马尔可夫过程对退化轨迹进行动态修正。要保证模型能稳定运行,就要形成针对模型展开训练、检验并做到在线更新的循环机制,让算法具有不断学习和自我改善的能力。针对风电场大规模设备群,部署分层式模型管理架构,在边缘端完成初步诊断,在云端开展全局预测分析,并保证预测体系的时效性与可拓展性。

3.3 完善预测性维护决策支持机制

风电机组进行预测性运维时,要建立合理的决策支撑体系,将状态监测及预测成果转化成为可执行的守护计划。这个机制把数据分析的结果当作核心依据,利用多目标优化算法找出最佳的维修时机和调配资源的方法。首先要设置设备健康阈值和风险等级,把监测的数据、预测的结果映射成可量化的风险指标,这样就形成了维护触发的逻辑^[5]。根据这样的逻辑,建立了维护优先级排序模型,从故障发生概率、造成的经济损失、停机时间以及备用件的可得性等角度进行分析,完成对维护活动的动态排程。为提高决策的执行力,在系统里设置可视化决策平台,用数据仪表盘、健康指数曲线和风险分布图来体现机组状况,让运维工程师一眼就能看懂是否需要进行维修。结合历史维护记录和备件管理系统,可以形成依赖预测信息的库存改善计划,削减备件滞留和缺乏的风险。决策支持机制还要有即时反馈功能,把守护结果返传给模型数据库,用来修正算法、改良策略,实现“监测—预测—决策—执行—反馈”循环管理架构。多风场集中管理的时候,可以利用群体优化算法加上云端调度技术,将各个风场的资源协调起来,实现跨区域的智能化调度,提高整个系统的运行效率。

3.4 推进数字孪生与智能运维平台融合建设

预测性运维的深入实施离不开数字化平台的支撑,应以数字孪生理念为核心,构建覆盖整个生命周期的

智能运维管理平台。数字孪生系统以真实的风机结构模型、运行参数以及环境数据作为基础,构建虚拟的实体,并且让物理系统和数字模型之间能够实现及时的映射与同步。平台要有高配置的数据建模、实时仿真以及可视化分析能力,在虚拟环境中模仿风机的运转情况、应力分布及其故障演变过程,为维护策略制定提供虚拟验证的场合。在数据层面,要让监测系统、控制系统、维护系统与企业信息系统实现全面融合,打通数据孤岛,实现设备级、场站级和企业级的纵向贯通。平台算法层将人工智能与优化模型结合,用于编制运维计划、预测风险和计算经济效益。为了实现高效协同,可以把数字孪生系统同物联网、云计算、大数据分析技术融合起来,搭建多层结构的运维体系,包含数据收集层、边缘计算层、模型分析层以及决策执行层。平台需要开放的接口标准,让第三方系统以及新算法模块能很快地集成进来,技术上也要保持可拓展性。创建数据加密、访问限制以及网络保护体系,保证监测数值和操控信号的安全输送。数字孪生与智能平台融合构建,产生不断优化的运维生态系统,为准确执行预测性维护策略提供系统的支撑。

4 结束语

风电机组状态监测下的预测性运维是实现智慧能源体系构建的重要技术手段。其推动了运维由经验管理向数据驱动转变,并促进风电场在安全性、经济性和自动化程度方面的协同发展。随着人工智能、边缘计算、数字孪生技术不断发展,预测性运维会朝着自学习、自决策以及全生命周期的方向推进,给清洁能源产业的优质运作提供更智慧化的技术支持。

参考文献:

- [1] 余振涛,汪势杰.基于多源信号融合的风电机组状态监测系统设计[J].科学技术创新,2024(12):78-81.
- [2] 王印松,刘佳微,贾思宇,等.基于改进PSO-LSTM 算法的风电机组状态监测方法研究[J].山东电力技术,2024,51(05):30-37.
- [3] 张杰,任康,马天,等.基于SSA-GPR模型的风电机组运行状态监测[J].电器与能效管理技术,2024(04):65-73,89.
- [4] 刘小春,谭明亮,文言,等.基于云雾协同的智慧风电机组状态全方位实时感知平台设计[J].电子技术,2024,53(03):75-77.
- [5] 于航,尹诗.基于GRU-LightGBM的风电机组发电机前轴承状态监测[J].中国测试,2022,48(09):105-111.