

# 风力发电机组噪声检测及故障诊断策略研究

关 观

(中国船级社质量认证有限公司, 北京 100006)

**摘 要** 风力发电机组的安全稳定运行是保障电力供应连续性的关键。噪声作为发电机组运行状态的直观体现, 通过对其进行分析可了解关键部位的运行状态和故障隐患, 因此噪声信号的检测与诊断技术是风力发电机组状态监测的重要手段。本文针对风力发电机组噪声检测与故障诊断的策略展开探讨, 通过对风力发电机组噪声检测技术体系的分析, 提出了“多维度故障特征提取”“融合型故障模型构建”“诊断结果验证与优化”的故障诊断策略, 旨在实现从噪声信号精准采集到故障精准定位的全流程覆盖, 为风力发电机组的预测性维护提供参考。

**关键词** 风力发电机组; 噪声检测; 故障诊断

中图分类号: TM61

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.2097-3365.2026.06.039

## 0 引言

随着“双碳”目标的推进, 风力发电作为清洁能源的核心组成部分, 其装机容量与运行规模在持续扩张。由于风力发电机组长期在野外复杂环境中运行, 会承受来自风速波动、温度骤变、载荷冲击等的多重冲击因素, 其所包含的齿轮箱、发电机、叶片、轴承等部件较容易发生磨损、松动、疲劳裂纹等故障, 进而影响风力发电产业的高质量发展。从传统意义上的风力发电机组故障诊断分析, 其存在安装难度大、对机组运行有轻微干扰等难题, 无法满足新时代的发展需求。而噪声检测技术则能通过采集机组运行过程中产生的声信号实现状态监测与故障诊断, 具有较强的优势。因此, 研究风力发电机组噪声检测技术, 构建科学高效的故障诊断体系, 对提升机组运行可靠性、降低运维成本、推动风电产业智能化发展尤为重要。

## 1 风力发电机组噪声检测技术体系

### 1.1 多源噪声采集布局设计

1. 采集点优化配置。风力发电机组噪声的来源较广, 不同部位、不同类型的噪声所产生的运行信息各不相同。如若以单一采集点、单一类型的传感器无法全面捕捉噪声的信息, 影响对故障判断的准确性。因此, 在噪声的实际检测中, 可以从多源噪声采集布局设计的角度入手, 综合考虑采集点和传感器的合理配置。

从采集点维度分析, 可以基于风力发电机组的结构特性与噪声传播规律, 以“关键部件定点采集+全域覆盖采集”的方式布局采集点, 达成噪声全面捕捉的效果。

其中关键部件定点采集是指对齿轮箱、发电机、主轴轴承、叶片根部等易发生故障的关键部位 30~50 cm 处进行采集点布局, 即在齿轮箱输入端、输出端各设置 1 个采集点; 在发电机前后端盖处设置采集点; 在叶片根部周向均匀设置 3 个采集点; 在主轴前后轴承座处各设置 1 个采集点等。而全域覆盖采集的作用则是用于捕捉机组整体的噪声特征, 排除局部采集的局限性, 即在机组周围按照等边三角形布局设置 3 个外围采集点; 外围采集点则与机组中心的距离为机组叶轮直径的 1.5 倍, 保证对噪声检测的全面性。在采集点布局完成后, 也要在其附近安装传感器, 如温湿度传感器、风速传感器、气压传感器等, 用以采集环境数据, 为后续信号降噪与特征分析提供环境背景数据。

2. 传感器选型与参数设置。传感器的选型与参数设置会对噪声数据采集的准确性与可靠性产生直观影响。因此, 在采集点附近安装的传感器也要结合采集点的功能定位与特征进行选型和参数设置, 用以提高噪声数据采集的质量, 为后续的故障诊断提供坚实的数据基础。

在传感器的选型中, 要结合采集点的分类选择不同的类型。例如: 针对关键部件定点采集点, 要选择高精度声级计, 型号选用 AWA6291 型, 其测量范围为 20~140 dB, 频率响应范围为 20 Hz~20 kHz, 精准捕捉机械噪声的高频细节特征; 针对全域覆盖采集点, 则可以选择阵列麦克风, 型号选用 GF-8100 型, 采用 8 通道阵列结构, 采样频率可达 100 kHz, 以此实现噪声信号的空间定位与全域采集; 针对环境参数采集, 可以

作者简介: 关观 (1986-), 男, 本科, 助理工程师, 研究方向: 风力发电机组噪声、振动、功率、载荷检测。

选择高精度传感器, 温湿度传感器测量范围为 $-40 \sim 85$  °C、 $0 \sim 100\%$  RH, 风速传感器测量范围为 $0 \sim 60$  m/s, 用于环境数据的准确性。

在传感器参数设置中, 可以采用其自适应调节模式, 根据机组运行状态动态调整采样频率与采样时长。例如: 针对启动阶段, 机组转速从0升至额定转速, 噪声信号变化剧烈, 可以选择高频采集模式, 将采样频率设为100 kHz, 采样时长设为5 s/次, 精准捕捉转速变化中的噪声特征; 针对正常运行阶段, 机组转速稳定, 噪声信号相对平稳, 可以选择常规采集模式, 将采样频率设为50 kHz, 采样时长设为10 s/次, 保证数据完整性的同时, 降低数据冗余; 针对停机阶段, 需要采集环境背景噪声, 可以选择低频采集模式, 将采样频率设为20 kHz, 采样时长设为20 s/次, 为后续信号降噪提供背景噪声样本。

### 1.2 抗干扰信号的处理技术

风力发电机组运行的环境较为复杂, 所采集的噪声数据中也包含大量的干扰信息。这些干扰信息主要包含环境噪声、电磁干扰和机械干扰等, 会影响故障特征的数据, 降低噪声检测的精准性。对此, 可以从多算法融合降噪处理和信号预处理优化两个维度优化抗干扰信号的处理技术<sup>[1]</sup>。

在算法融合降噪处理维度中, 可以通过“小波阈值降噪+自适应噪声抵消+频谱减法”的方式对不同类型的干扰信息进行降噪。例如: 运用小波阈值降噪处理高频电磁干扰与机械干扰, 获得初步降噪后的信号; 运用自适应噪声抵消技术消除环境噪声干扰, 进一步净化信号; 运用频谱减法去除背景噪声频谱, 保留故障特征信号。

在信号预处理优化维度中, 先运用最小二乘法拟合信号的线性趋势项, 将原始信号减去趋势项, 消除机组转速微小波动、载荷缓慢变化等因素导致的信号基线漂移, 再对去趋势后的信号进行标准化处理, 最后采用经验模态分解(EMD)将信号分解为多个本征模态函数(IMF), 实现信号的平稳化处理, 为后续特征提取奠定基础。

### 1.3 检测精度校准质量控制

检测精度是噪声检测技术的核心指标, 和后续的故障诊断有着密切关系。因此, 在噪声检测中, 可以从传感器精度校准和数据质量控制机制两个层面建立噪声的检测精度校准体系与数据质量控制机制, 以此增强采集数据的有效性, 提高故障诊断的精准度<sup>[2]</sup>。

在传感器精度校准层面中, 要采用标准声源法对采集传感器进行定期的精度校准。其中采用标准声源

法可以选择AWA6221型标准声源, 在校准中, 将标准声源布局到传感器采集方向, 以此记录传感器测量值与标准声源实际值的偏差, 当偏差大于 $\pm 1$  dB时, 需要对传感器进行调试或更换。

在数据质量控制机制层面中, 要注重实时数据质量评估体系的建立。通过对信噪比、信号完整性、幅值稳定性等设定数据质量评估指标的方式, 对采集到的噪声数据进行实时监测与评估。当发现信号信噪低于30 dB、信号缺失率超过5%或幅值波动超过20%时, 则不予采纳数据, 并进行重新采集, 而当数据采集超过3次或3次不达标时, 则发出警报, 对其进行维修。

## 2 风力发电机组故障诊断技术体系

### 2.1 多维度故障特征提取

故障特征的提取是故障诊断的关键环节, 其核心是从噪声数据中所提取的, 能表现故障类型和故障程度的数据集。由于风力发电机组故障类型的不同, 所产生的噪声特征也存在一定的差异。因此, 在风力发电机故障诊断中, 可以从时域、频域、时频域三个维度提取多维度特征参数, 以此构建完整的故障特征向量<sup>[3]</sup>。

在时域特征提取中, 可以基于时域的特征选择峰值、峰值因子、峭度、偏度、方差、均方根值、波形因子、脉冲因子等8个时域统计特征参数。其中峭度对冲击性信号具有极高的敏感性, 能呈现出轴承滚动物体剥落、齿轮断齿等故障产生的冲击噪声; 峰值因子和脉冲因子则能够通过信号峰值与有效值的比例关系, 识别早期磨损故障; 偏度对于判断故障类型具有辅助作用, 继而形成时域特征子集。

在频域特征提取中, 可以基于频域特征, 先对预处理后的信号进行快速傅里叶变换(FFT), 得到信号的功率谱密度函数; 随后, 提取中心频率、峰值频率、频率方差、频带能量、谱峭度、谱熵等6个频域特征参数, 精准定位故障对应的频率成分, 为故障类型识别提供依据。

在时频域特征提取中, 可以基于时频域特征, 先借助EMD将信号分解为多个IMF分量, 选取相关系数大于0.8的IMF分量(包含主要故障信息)进行重构; 随后, 对重构后的信号进行希尔伯特变换, 得到希尔伯特谱, 提取重心频率、频率带宽、时频熵等3个特征参数; 最后, 对信号进行5层小波包分解, 计算各分解层的能量占比与能量熵, 得到7个小波包特征参数。将希尔伯特—黄变换特征与小波包特征组合, 形成时频域特征子集。

在完成从时域、频域、时频域三个维度提取多维度特征参数后, 运用主成分分析(PCA)算法对特征向量进行降维处理, 用以获得最终的故障特征向量。同时,

借助降维处理将特征参数数量进行压缩,在保留关键故障信息的基础上,提升诊断效率。

## 2.2 融合型故障模型构建

风力发电机组的噪声数据和故障类型具有多样性的特征,使得传统意义上单一的诊断方式难以满足运用风力发电机组噪声数据诊断故障的需求。对此,可以通过构建“深度学习+传统机器学习”的融合型故障诊断模型,从基础诊断模型构建、注意力机制融合优化、集成决策层设计和模型训练与优化四个层面对故障进行精准识别,为运维决策提供科学依据<sup>[4]</sup>。

在基础诊断模型构建中,可以选择卷积神经网络(CNN)与支持向量机(SVM)构建基础诊断模型,基于此将降维后的故障特征向量划分为两部分,一部分输入 CNN 模型提取深层特征,另一部分直接输入 SVM 模型进行初步诊断。

在注意力机制融合优化中,可以先将 CNN 输出的特征向量通过线性变换映射为查询向量、键向量和值向量,运用 3 个注意力头计算不同特征维度的注意力权重,以加权求和的方式得到优化后的深层特征向量;再将优化后的深层特征向量与 SVM 模型的初步诊断结果进行融合,形成融合特征向量。

在集成决策层设计中,可以选取随机森林(RF)作为集成分类器。而 RF 通过对多个决策树的集成学习,能降低单一决策树的过拟合风险,提升模型的泛化能力,同时,为提高诊断结果的可靠性,可以通过投票机制验证诊断结果,将概率最高的诊断结果作为最终输出,并标记为“疑似故障”,触发进一步的验证流程。

在模型训练与优化中,选取某风电场 1.5 MW 风力发电机组的故障数据构建数据集。其中数据集则包含正常运行、齿轮箱磨损、轴承剥落、叶片裂纹、发电机转子不平衡等 5 种状态的噪声数据。采用 Adam 优化器训练 CNN 模型;采用网格搜索法优化 SVM 模型的参数;通过验证集调整 RF 模型的决策树数量与深度,以此提高融合型诊断模型的准确率,为风力发电机组的故障诊断提供支持。

## 2.3 诊断结果验证与优化

诊断结果的准确性会对故障诊断造成直接的影响。因此,在故障诊断中,可以通过建立诊断结果验证与优化体系的方式,提高诊断结果的准确性,为后续维修提供有效的数据支持<sup>[5]</sup>。具体而言:

1. 诊断结果验证机制。选择“线上诊断+线下复核”的双重验证模式验证诊断结果。譬如,在线上诊断中,借助融合型模型输出故障类型、故障位置、故障程度等信息,线下复核则通过停机拆解检查、振动检测、油液分析等方式对线上诊断的结果进行验证。同时,

就准确率、召回率、精确率等数据建立诊断结果准确性评估指标体系,对诊断结果进行定期的统计分析,当发现故障的诊断准确率小于 95% 时,则进行故障溯源,分析偏差原因。

2. 模型迭代优化体系。可以基于增量学习的模型迭代优化体系,依托机组运行时间段收集新的故障数据与运维经验,并建立故障资源案例库,对不同故障类型的噪声特征、运行环境、处理措施等信息进行收集记录。同时,运用增量学习算法更新融合型诊断模型,将新的故障数据纳入故障资源案例库中,在训练模型参数的重新训练中,提升模型对新型故障与复杂工况的适应能力。

3. 运维决策支持系统。结合诊断结果构建运维决策支持系统,根据所诊断出的故障类型与故障程度,生成运维建议,如轻微故障建议加强监测、中度故障建议计划停机检修、严重故障建议紧急停机检修等。同时,实时展示机组运行状态、诊断结果、运维记录等信息,以直观的数据信息为运维人员提供数据支持,提升运维效率。

## 3 结束语

风力发电机组的噪声检测能通过所采集的数据诊断故障类型,为运维提供数据支撑。通过多源噪声采集布局设计、抗干扰信号的处理技术和检测精度校准质量控制进行风力发电机组的噪声检测,能保证噪声数据采集的准确性。而借助多维度故障特征提取、融合型故障模型构建和诊断结果验证与优化对噪声数据进行处理,能为故障诊断提供有效的数据支撑,从而提高运维效率,降低运维成本。未来,要积极探索风力发电机组噪声检测及故障诊断途径,以提升风电运行的安全性与经济性,推动风电行业向更智能化、可持续化的方向发展。

## 参考文献:

- [1] 张伟,赵博阳,宗振龙,庞聪,程新德.自通风直冷风力发电机气动噪声仿真与试验研究[J].微特电机,2025,53(01):43-46.
- [2] 郭金龙.风力发电机组偏航噪声分析及控制措施[J].机械研究与应用,2021,34(05):156-158,162.
- [3] 邵沛泽,张万军,冀满忠,韩花丽,肖航.风力发电机组气动噪声监测与预测的发展现状[J].船舶工程,2019,41(S1):295-298,301.
- [4] 陈棋,刘伟江,周民强.风力发电机组噪声模式的优化设计[J].太阳能学报,2019,40(06):1715-1721.
- [5] 张有明.风力发电机组噪声测试系统设计与实现[D].呼和浩特:内蒙古工业大学,2018.