

Fault diagnosis of wind turbine bearing based on vibration signal and current characteristic fusion

Yonghui Linghu

Guizhou Xinen Electric Power Construction Co., Ltd., Guiyang, Guizhou, 550081, China

Abstract

As the core component of wind power generation systems, wind turbine bearings critically influence overall operational efficiency and safety. However, bearing-related failures currently account for a significant proportion of turbine malfunctions, primarily due to limitations in traditional single-signal diagnostic methods such as incomplete data coverage and low accuracy. To address this challenge, this study proposes an integrated fault diagnosis approach combining vibration signals and current characteristics. The methodology employs multi-source signal acquisition, multi-level feature extraction, intelligent fusion diagnostics, and adaptive optimization mechanisms to enable precise early-stage bearing fault detection and localization. By leveraging vibration signals 'sensitivity to mechanical failures and current signals' ease of measurement, combined with a deep learning-integrated traditional algorithm fusion model, the proposed approach significantly enhances diagnostic accuracy and robustness. This innovative solution provides reliable technical support for wind turbine maintenance and operation management.

Keywords

wind power generator; bearing fault; vibration signal; current characteristics; signal fusion; diagnosis strategy

基于振动信号与电流特征融合的风电发电机轴承故障诊断

令狐勇辉

贵州西能电力建设有限公司, 中国·贵州 贵阳 550081

摘要

风电发电机作为风力发电系统的核心设备,其轴承的健康状态与整机的运行效率与安全性息息相关。但目前轴承故障在风电发电机故障中的占比极高,原因是传统的单一信号诊断方法存在着信息片面、准确率不足等问题。基于此,本文提出了一种基于振动信号与电流特征融合的故障诊断方式,旨在通过多源信号采集、多层次特征提取、智能融合诊断及自适应优化等环节,实现对于轴承早期故障的精准识别与定位。该方式综合地利用了振动信号对机械故障的敏感性和电流信号易于采集的优势,且结合了深度学习与传统算法的融合模型,能够有效地提升故障诊断的准确率与鲁棒性,以此将为风电发电机的运维提供可靠的技术支撑。

关键词

风电发电机; 轴承故障; 振动信号; 电流特征; 信号融合; 诊断策略

1 引言

风能作为清洁可再生能源的重要组成部分,随着全球能源结构转型的加速,其装机容量也在持续地增长。而风电发电机作为能量转换的核心设备,它长期处于复杂多变的工况下,承受着交变载荷、温度波动及风沙侵蚀等多重影响,轴承则是其中关键的旋转部件,极易发生磨损、裂纹、剥落等故障。据统计,轴承故障导致的风电发电机停机事故占到了总故障的30%以上,在实践当中不但造成了巨大的经济损失,还极有可能引发安全隐患。

现阶段,常用的传统轴承故障诊断方法多依赖于单一

信号分析,如仅通过振动信号检测机械振动异常,或者仅利用电流信号判断电气系统的异常。可振动信号易受到环境噪声的干扰,在早期故障阶段的特征比较微弱。虽然电流信号采集比较便捷,但受电网波动的影响比较大,若采取单一信号难以全面地反映出故障本质。因此需要将振动信号与电流特征进行融合,以实现多源信息互补。在近几年,信号融合技术在故障诊断领域得到了广泛地应用,但其在风电发电机轴承故障诊断中的应用依然面临着诸多挑战,像如何有效地提取两类信号的故障特征、如何构建高效的融合模型、如何适应复杂工况下的动态变化等。本文便针对这些问题,系统构建了基于振动信号与电流特征融合的故障诊断方式,希望通过多维度技术手段的协同,能够实现轴承故障的精准诊断。

【作者简介】令狐勇辉(1995-),男,中国贵州遵义人,本科,助理工程师,从事风电建设工程。

2 多源信号采集与预处理

精准的故障诊断始于高质量的信号采集与预处理，即振动信号与电流信号的特性差异要求采用针对性的采集方案，并通过预处理来消除干扰，才能为后续的特征提取奠定基础^[1]。

就振动信号而言，在进行采集时需考虑到轴承故障的振动辐射特性，再选择合适的传感器类型与安装位置。一般采用加速度传感器采集轴承座处的振动信号最佳，因其对高频振动敏感，能有效地捕捉轴承滚动体与内外圈接触产生的冲击振动。对于低速轴承，则可辅以速度传感器来增强低频信号的采集效果。但传感器的安装位置一定要靠近轴承外圈，以避免通过齿轮箱等中间部件传递导致的信号衰减，同时还需采用磁性固定或螺栓连接方式确保安装牢固。对于电流信号的采集，就需要兼顾电气系统的安全性与信号完整性。建议通过霍尔电流传感器非接触式采集定子三相电流，进而避免对发电机电气回路的干扰，此时传感器带宽应覆盖0-1kHz，以包含电流信号中的故障调制分量。

信号预处理的核心则为降噪与基线校正。针对于振动信号中的环境噪声与电磁干扰，应该采用集合经验模态分解（EEMD）算法进行自适应降噪，该算法会将信号分解为多个本征模态函数（IMF），从中剔除含噪分量后重构信号，以此有效地保留故障冲击特征。而电流信号，应当采用小波阈值降噪法，即利用小波变换的时频局部化特性，达到抑制电网谐波与测量噪声的目的。

为了应对风电发电机运行中的转速波动，还需对信号进行阶次分析预处理。展开来说：通过安装在转轴上的光电编码器采集转速信号，再基于瞬时转速对振动与电流信号进行重采样，进而将非平稳信号转换为平稳的阶次域信号，如此便能消除转速变化而导致的频率模糊，保障了故障特征频率的稳定性。

3 多层次特征提取

特征提取在实践中是连接原始信号与故障诊断的桥梁，一般需要从振动与电流信号中提取能表征轴承故障的多层次特征，其中包括了时域、频域及时频域特征，旨在实现信息的深度挖掘。

3.1 时域特征

振动信号的时域特征聚焦于信号的统计特性与波形变化，它能直观地反映出故障引起的能量波动。第一步要提取峰值、峭度、均方根值等统计量，其中峭度对于早期故障的冲击信号尤为敏感，它可有效地识别微裂纹等轻微损伤；第二步便是通过分析波形指标与脉冲因子，来判断信号的脉冲特性，以此区分正常运行与故障状态下的振动差异。

3.2 频域特征

频域特征通过傅里叶变换能够将振动信号转换至频率域，进而揭示故障特征频率及其谐波分量。而轴承故障的特

征频率包括了内圈故障频率、外圈故障频率、滚动体故障频率等等，可根据轴承几何参数与转速计算得到理论值。之后通过频谱分析识别上述这些特征频率的幅值变化，当轴承出现故障时，对应特征频率处的谱峰将得到显著地增强，并且还会伴随边频带出现。

3.3 时频域特征

时频域特征比较适用于处理非平稳信号，此时应该采用小波变换与希尔伯特-黄变换（HHT）提取时间-频率平面上的能量分布特征。其中小波变换通过选择合适的小波基函数（如db4小波），对于振动信号进行多尺度地分解，随后在不同的频段上提取能量熵与小波系数模极大值，从而捕捉故障冲击的瞬时特征。HHT则通过EEMD分解与希尔伯特变换，能够获得信号的边际谱与瞬时频率，以此有效地表征故障发展过程中的动态变化。

总的来说，电流信号的特征提取需关注故障引起的电气调制效应。就时域而言，提取电流有效值、峰值因子与波形畸变率，可以反映故障而导致的电流幅值波动与波形失真；频域上，应着重分析电流频谱中与转速相关的边频分量，因为轴承故障会通过机械振动来调制定子电流，以形成以电网频率为载波、故障特征频率为调制频率的边频带。如果采用短时傅里叶变换（STFT）提取电流信号的时频特征，即可捕捉调制分量随时间的变化规律，再结合Park矢量变换就能将三相电流转换为二维空间矢量，以矢量轨迹的畸变程度便能判断出故障状态。但想要减少特征维度并且保留关键的信息，则需要采用主成分分析（PCA）与独立成分分析（ICA）对提取的高维特征进行降维处理^[2]。一方面PCA可以通过正交变换将特征映射到低维空间，使方差最大的主成分得以保留；另一方面ICA将分离出统计独立的特征分量，它更适合处理非线性相关的特征集。经过降维后的特征集既降低了计算复杂度，又增强了特征的代表性，最终能够为后续的融合诊断奠定基础。

4 智能融合诊断

在多源信息互补的多个环节当中，融合诊断是最为核心的环节。只有构建“特征层融合+决策层融合”的双层融合模型，再结合深度学习与传统分类算法的优势，就能提升故障诊断的准确性与泛化能力^[3]。

就特征层的融合，该过程旨在将振动与电流特征仅需有机地结合，使其形成更全面的故障描述。据此建议采用特征拼接与特征加权两种融合方式，先经过特征拼接将预处理后的振动特征向量与电流特征向量进行直接地串联，构建起高维融合特征集，该特征集适用于特征间关联性较弱的场景；特征加权是通过自适应权重分配突出重要的特征，权重值基于特征的Fisher判别比进行动态地调整，此时判别比越高的特征权重越大，那么就应增强对于故障敏感特征的关注度。决策层的融合则需要基于多个基分类器的诊断结果进行

综合决策，核心是通过集成学习来提升诊断鲁棒性。实践中可以选择支持向量机（SVM）、随机森林（RF）与卷积神经网络（CNN）作为基分类器：SVM基于结构风险最小化原则，能够在小样本情况下依然具有良好的分类性能，再采用RBF核函数处理非线性特征；RF则通过多棵决策树的投票机制可以降低过拟合风险，能有效地处理高维特征；CNN利用了卷积层与池化层，自动地提取融合特征中的空间关联信息，再通过全连接层输出分类的结果。

在基分类器权重的分配优化方面，应当采用自适应加权融合算法，也就是基于分类器在验证集上的准确率动态地调整权重。如果准确率高的分类器，应赋予较大的权重，反之则权重较小，仅需通过加权投票得到最终的诊断结果。同时引入D-S证据理论进行不确定性地推理，将各分类器的诊断结果作为证据，之后计算出信任函数与似然函数，再通过证据合成规则融合多源证据，即可解决分类冲突问题，以此提升复杂工况下的诊断可靠性。

另外，针对于风电发电机工况动态变化的特点，还需与构建基于迁移学习的自适应融合模型。在采用预训练的CNN模型（如在大量历史故障数据上训练的模型）作为基础模型的同时，通过微调网络参数使其适应新工况下的数据分布，以减少新样本的需求。然后引入在线学习机制，就能实时地更新分类器的参数，那么模型便能动态地跟踪故障特征的变化，进而避免因工况漂移导致的诊断精度下降。

5 诊断系统优化与验证

诊断系统的性能需通过持续优化与多场景验证得以保障，那么就要从模型适应性、实时性与工程实用性三个维度构建优化方案，并通过实验来验证策略的有效性。展开来说：模型参数优化是提升诊断性能的关键，应当采用网格搜索与粒子群优化（PSO）算法对融合模型的关键参数进行寻优。对于SVM而言，要优化惩罚因子C与核函数参数 σ ；对于RF，核心在于优化决策树数量与最大深度；对于CNN，需要优化卷积核大小、学习率与迭代次数。而PSO算法则经过模拟粒子群的群体智能，能够在参数空间中高效搜索最优解，随后结合交叉验证就能避免过拟合，使模型在不同故障类型上的性能得以趋于均衡^[4]。

在满足风电现场的实时诊断需求方面，应当采用模型轻量化策略。像CNN模型，需要先进行剪枝与量化，以此移除冗余卷积核，将浮点型参数转换为定点型，如此一来在保证诊断精度的前提下能够降低计算的复杂度。或者采用边

缘计算架构，经由将部分特征提取与诊断任务部署在风机本地边缘节点，从而减少数据传输量与云端计算压力，使诊断延迟可以控制在100ms以内，满足了实时监测的要求。对于系统鲁棒性的优化，则需要考虑到复杂工况的干扰因素。即通过数据增强技术来扩充训练样本，当中包括了添加不同信噪比的噪声、信号幅值缩放与时间拉伸，能够提升模型对于噪声与工况波动的适应能力。同时还可以引入故障演化模型，基于全生命周期故障数据构建起故障严重度的评估指标，以实现从故障诊断到寿命预测的延伸，终将为运维决策提供更加全面的信息。

最后的实验验证则分为实验室模拟与现场应用两个阶段。从实验室环境来看，搭建风电发电机轴承故障模拟试验台，再通过人为制造不同程度的内圈裂纹、外圈剥落与滚动体磨损故障，并采集振动与电流信号，此时仅需对比融合诊断策略与单一信号诊断方法的性能差异即可。

6 结语

上述基于振动信号与电流特征融合的风电发电机轴承故障诊断方式，经过多源信号的协同分析，有效地克服了单一信号诊断的局限性，且显著地提升了故障诊断的精度与鲁棒性。其中，多源信号采集与预处理策略确保了数据质量，多层次特征提取则实现了故障信息的深度挖掘，而智能融合诊断模型发挥了多源信息的互补优势，系统优化与验证得以保障策略的工程适用性。即该方式为风电发电机轴承故障诊断提供了一套完整的解决方案，其核心在于通过振动与电流信号的融合，来实现机械特征与电气特征的有机结合，最终为早期故障识别与精准定位奠定了基础。在未来的相关研究之中，可进一步探索基于数字孪生的虚实融合诊断技术，同时物理模型与实时监测数据，达到提升故障预测准确性的效果。

参考文献

- [1] 明亮.基于深度学习的风力发电机轴承故障诊断[D].山西省:太原科技大学,2021.DOI:10.27721/d.cnki.gyzjc.2021.000596.
- [2] 凌峰.基于信号处理与卷积神经网络的风电齿轮箱故障诊断[D].江苏省:东南大学,2022.DOI:10.27014/d.cnki.gdnau.2022.004468.
- [3] 吕致为.基于深度迁移学习的风电机组发电机轴承故障诊断方法研究[D].北京市:华北电力大学(北京),2023.DOI:10.27140/d.cnki.ghbbu.2023.001470.
- [4] 薛澳阳,张晓明.基于振动频谱信号分析的双馈风力发电机轴承故障诊断方法[J].舰船电子工程,2025,45(5):153-156. DOI:10.3969/j.issn.1672-9730.2025.05.032.