

Research on Bearing Fault Diagnosis of Wind Turbine Based on Vibration Signals

Xiang Guo¹ Zhenguo Liang¹ Hongkai Li¹ Xiong Liu¹ Dongdong Zhang²

1. CGN Gansu New Energy Co., Ltd., Lanzhou, Gansu, 730070, China

2. Gansu Xuanyue Ecological Technology Co., Ltd., Lanzhou, Gansu, 730070, China

Abstract

To address the needs of bearing fault diagnosis in wind turbines, this study systematically investigates the full-process technical framework from fault mechanisms to diagnostic implementation, focusing on vibration signal analysis as the core approach. It elucidates structural characteristics and typical failure modes of bearings, analyzes vibration excitation mechanisms and characteristic frequency composition. A data acquisition scheme incorporating optimized sensor selection and rational measurement point layout is designed, with signal denoising and interference suppression methods employed to enhance data quality. A multidimensional feature extraction system integrating time-domain statistical indicators, frequency-domain spectral analysis, and time-frequency analysis is established. Comparative evaluations of diagnostic models based on statistical learning and deep neural networks are conducted, followed by the development of a multi-feature fusion and decision-making mechanism. The diagnostic system architecture and online monitoring workflow are designed, with method performance assessed from accuracy, robustness, and adaptability perspectives. This research provides systematic technical references for bearing fault diagnosis in wind turbines.

Keywords

wind turbine; rolling bearing; fault diagnosis; vibration signal; feature extraction; diagnostic model

基于振动信号的风电机组轴承故障诊断研究

郭翔¹ 梁振国¹ 李洪凯¹ 刘雄¹ 张东东²

1. 中广核(甘肃)新能源有限公司, 中国·甘肃兰州 730000

2. 甘肃轩岳生态科技有限公司, 中国·甘肃兰州 730000

摘要

针对风电机组轴承故障诊断需求,围绕振动信号分析核心主线,系统研究从故障机理到诊断实现的全流程技术体系。阐述轴承结构特点与典型失效形式,剖析振动激励机理与特征频率构成。设计包含传感器优化选型与测点合理布置的采集方案,采用信号降噪与干扰抑制方法提升数据质量。构建融合时域统计指标、频域谱分析、时频分析的多维特征提取体系。对比基于统计学习与深度神经网络的诊断模型,建立多特征融合与决策机制。开发诊断系统架构并设计在线监测流程,从准确性、鲁棒性、适应性角度评估方法性能。研究为风电机组轴承故障诊断提供系统化技术参考。

关键词

风电机组;滚动轴承;故障诊断;振动信号;特征提取;诊断模型

1 引言

风电机组长时间处于变工况、强干扰环境当中,轴承属于关键的旋转部件,其健康状况会直接影响整机的安全以及发电效益。振动信号包含诸多故障信息,而且适合采用非侵入式方法来测量,因此往往被当作轴承状态监测的主要依据。但是现场的情况很复杂,故障特征比较微弱,很容易被噪声掩盖,而且故障种类繁多,损伤的发展又不是线性的,这就给精确的判断造成了困难。当前研究虽然在信号处理和

智能判断方面有所发展,对于工程应用来说,其系统的框架还是需要进一步完善。本文以故障机理为切入点,全面整理振动信号采集、预处理、特征获取、判断模型形成以及系统达成各个阶段的关键技术,尝试构建起完整的技术链,从而为改善判断的可靠性及其在工程中的合理性提供支持。

2 故障机理与振动信号特征

2.1 风电机组轴承结构与失效形式

近年来,风能作为一种可再生能源在世界范围内受到越来越多的关注。然而,风电机组的工作环境恶劣,风力不稳定,可变量使得传动系统在风电机组中较易损伤。滚动轴承是旋转机械的关键部件之一,被广泛应用于风电机组传动

【作者简介】郭翔(1996-),男,中国甘肃礼县人,本科,从事风力发电机组检修维护研究。

系统中。风电机组的主轴、齿轮箱以及发电机这些关键部件大多会用上滚动轴承，轴承的基本构造包含内圈、外圈、滚动体和保持架。服役期间，轴承要承受交变载荷、冲击载荷还有润滑不佳之类的复杂状况，容易出现接触疲劳、磨粒磨损、粘着磨损、腐蚀以及过电流烧伤等失效现象。疲劳剥落即表面金属呈片状剥落，变成局部冲击源；磨损会造成间隙变大，精度缺失；腐蚀和烧伤会改变表面形态和材料性质。

2.2 轴承故障的振动激励机理与特征频率

滚动体经过故障点或者损伤表面的时候，接触部位会产生规律性的脉冲冲击，从而激发轴承结构的固有振动以及高频谐振。脉冲序列的重复频率同故障位置联系紧密：内圈故障频率会受转频调控，外圈故障频率与保持架旋转频率相关联，滚动体故障包含自转和公转这种复合运动，而保持架故障体现的是旋转不稳的情况。，载荷分布、滑动、间隙以及结构柔性等因素会让脉冲序列表现出幅值调制和频率调制的特性，进而形成边频带结构^[1]。这些特征频率及其谐波、调制边带合成了故障识别的基本图谱。精确地计算并识别这些特征频率，对于区分不同的故障类型、找到受损的部件而言非常关键。

3 振动信号采集与预处理

3.1 振动传感器选型与测点布置

传感器选型要兼顾频响范围、灵敏度、动态范围以及环境适应性。就轴承故障判断而言，加速度传感器由于高频响应良好而被优先选用，压电式传感器适合通用工况，集成电子压电式传感器利于远距离输送。测点布置需依据振动传递路径较短、刚性结合、避开结构共振区这一原则，一般位于轴承座径向和轴向之处。针对齿轮箱轴承，则还要考量壳体表面以及行星架等特别位置。多测点共同作用能够得到更为全面的振动分布情况，也要协调好通道数量和系统成本的关系。合理的选型并优化其布置会直接影响到原始信号中的信噪比以及故障特征的明显程度。

3.2 信号降噪与干扰抑制方法

现场采集到的振动信号包含齿轮啮合振动、轴系不平衡、电磁干扰以及环境噪声等诸多成分，要借助预处理来优化故障特征的显现程度。时域法用滑动平均或者中值滤波来压制随机脉冲干扰；频域法凭借带通滤波把目标频带独立出来，去除高频谐波和结构共振带来的干扰。针对非平稳的背景噪声，自适应滤波和奇异值分解能够有效地获取到周期冲击部分。当遇到强噪声环境下微弱的故障特征时，小波阈值降噪和经验模态分解可按照信号与噪声在尺度上的差别做到分离效果。且预处理步骤得按照工况特性灵活地融合起来，防止因过度滤波而造成故障特征发生变形或者消失。

4 故障特征提取

4.1 时域统计特征与冲击指标

时域分析会直接显示振动信号幅值的分布及其统计特

性，均值、方差、峰值、峭度这些无量纲指标对于早期故障较为敏感，特别是峭度，其对冲击性故障更为明显，可用来自量化波形尖峰的程度。裕度指标、波形指标、脉冲指标等会综合表述信号形态的改变情况。如果处于变工况运行时，可以采用均方根和峭度的合成指标来加强稳定性。时域特征的计算比较简单，物理意义也很清楚，适合用于在线检测和快速筛选^[2]。但是单个指标容易受到工况波动的影响，要结合很多统计量形成特征向量，给后面的判断提供基本的判定依据。

4.2 频域谱分析与边频带解调

频域分析依靠傅里叶变换显示信号的频率结构，故障特征频率及其谐波部分是识别故障类型的直接依照。功率谱密度分析能够凸显出周期性成分，而包络谱解调则利用希尔伯特变换获取调制信号，有效地去除了高频载波中的低频调制信息，适于由内圈和滚动体故障造成的边频带结构。倒频谱分析可以监测谐波簇和边频带间距，对于复杂调制信号具备较好的分离能力。在变速工况下，要结合阶次跟踪把时域里的非平稳信号变成角域的平稳信号，之后再执行频域分析。谱分析和解调技术相互配合，共同支持故障定位和严重程度评定。

4.3 时频分析与非平稳特征提取

风电机组轴承常常处于变转速、变载荷的工作状态，其信号表现出很强的非稳定性特点，单凭频域分析很难描绘出时变特征。短时傅里叶变换通过加窗处理得到时间局部频谱，其时频分辨率会受到窗函数的约束。小波变换具备多尺度分析的能力，可以兼顾到低频时的高分辨率和高频时的高定位精度，而小波包变换则更进一步把频带划分得更为细致。经验模态分解会把信号分解成一些本征模态函数，这种分解方法比较适合非线性又非平稳的信号类型。维格纳分布及其优化方法具有较高的时频聚集性，但存在交叉项干扰的情况。时频分析所获取的能量分布、时频熵以及脊线特征，给变工况下的故障识别提供了有效途径。

4.4 多域特征融合与降维处理

单一域特征无法很好地描绘复杂工况下的故障状态，多域融合有益于提升特征表征的完备性与鲁棒性。把时域统计指标、频域谱特征、时频能量分布以及熵特征加以结合，建立起高维的原始特征集。高维特征存在多余和共线的情况，极易引发模型过拟合并且造成计算效率降低。要借助主成分分析、线性判别分析或者核化降维方法来获取关键成分，保留下最有判别能力的信息。特征选择按照相关性、互信息或者模型重要性评分去筛选出最好的子集。融合和降维相互配合，既能充实故障信息的维度，又能保证诊断模型的简洁性和泛化能力。

5 故障诊断模型与识别方法

5.1 基于统计学习的诊断模型

统计学习模型把特征向量当作输入，形成特征空间和

故障状态之间的映射关系。支持向量机利用核函数被映射到高位空间来创建最优分类超平面,对于小样本分类有着很大的优势,核函数的选择以及参数的优化会直接影响泛化能力^[9]。K近邻算法按照特征空间中的距离来做类别判断,合适于样本分布比较清晰的情况。决策树和随机森林通过整合策略来改善稳定性,它们还能给出特征重要性的排序。隐马尔可夫模型可以描绘状态变化的时序关联,比较合适用于故障等级的考量。统计学习模型具备可解释性较强、训练效率较高的特性,但这种模型依靠特征工程质量,对于复杂非线性分布的拟合能力比较有限。

5.2 基于深度神经网络的故障识别

神经网络依靠多层非线性变换来自行获取层次化的特征,这缩减了对人工特征设计的依赖。卷积神经网络凭借局部连接和权值共享,可以高效地从时频图或者原始信号中提取局部模式,这很符合振动信号结构化输入的需求。循环神经网络以及其变种长短时记忆网络能够把握信号的时序依赖关系,比较合适用来处理连续采样序列。深度自编码器通过重构误差来判断异常状态,迁移学习借助预先训练好的模型来改善标注样本短缺的情况。深度模型从头到尾的诊断能力较强,不过它得要大量的标注数据,且模型的可解释性比较差一些,对于训练样本分布改变也较为敏感。

5.3 多特征融合与诊断决策机制

单一特征或者模型在复杂工况下存在表征局限性,也存在泛化风险,多特征融合可以从互补的角度来加强诊断的可靠性。特征级融合把时域、频域、时频域的特征拼接起来形成高维特征向量,并利用特征选择或者降维去除多余的信息。决策级融合会对各个模型的输出执行投票、加权平均或者证据推理,从而综合很多方的判断结果。依靠D-S证据理论或者模糊集的方法可以解决诊断结果的不确定问题。对于多故障同时发生的情况,多标签分类机制能够同时识别复合故障的类型。建立动态阈值更新以及置信度评价机制,可以加强决策系统针对工况波动的自适应能力。

6 诊断系统实现与性能评估

6.1 诊断系统架构与在线监测流程

诊断系统采取分层架构,包含数据采集层、特征计算层、诊断分析层和用户交互层。数据采集层负责传感器信号的调理、同步采集以及边缘预处理。特征计算层执行特征获取算法,并创建特征数据库。诊断分析层安排已训练好的模型,即时给出健康状态和警报信息。用户交互层提供监测界面、报警记录和诊断报告。在线监测流程依照定时采集、特征更新、状态判断、阈值对比、警报启动和结果反馈的循环逻辑。系统设计要顾及即时性、可扩展性和故障容忍能力,以支撑远程运维和模型升级更新。

6.2 诊断准确性与鲁棒性评估

准确性评定依靠混淆矩阵、准确率、召回率、F1-score等指标,从大量角度对分类结果实施量化,还要留意各类故障的漏报率和误报率。关于程度的评定,利用均方根误差和相关系数来度量预测误差。鲁棒性评定要考量系统在变工况、不同噪声水平、缺少数据以及传感器漂移等情况下的性能稳定性,通过创建扰动检测集和工况迁移实验来进行验证。交叉验证和留一法被用来评价模型的泛化能力。形成评价指标体系的时候,既要考虑整体性能,也要考虑极端工况下的表现,从而确保诊断结果在实际应用中既准确又可靠。

6.3 方法对比与适应性分析

把所提出的方法同经典诊断方法做比较,剖析它们在特征获取的有效性、模型训练的效率、识别的准确率以及计算开销等方面存在的差别。统计学习和深度模型要依照样本数量、工况复杂程度以及是否需要即时性来决定采用哪种。时频分析和传统谱分析在处理非平稳工况的时候,可以相互比较各自的长处。适应性分析重点看方法对于不同类型飞机、不同功率级别、不同故障种类以及不同运行时期是否合适,并探究相关参数是否具有通用性及其自身调节的能力^[4]。通过分析各个方法的优缺点,可以确定它们各自适宜在哪种情况下使用,找到改进之处,给工程应用当中的方法挑选以及系统优化提供参考。

7 结语

本文系统探究了依靠振动信号的风电机组轴承故障判断全流程技术。先从故障机理入手,弄清楚轴承失效形式以及特征频率产生机制。在信号采集阶段,确定传感器选型和降噪预处理办法。特征获取上创建起时域、频域、时频域以及多域融合的特征体系^[9]。针对诊断模型而言,比较统计学习和深度神经网络的合适性,形成多特征融合决策机制。从系统达成角度来讲,规划在线检测架构和性能评价方法。此项研究塑造起从机理分析到工程应用的完善技术链,给风电机组轴承状态检测和智能判断提供系统的理论支持和技术参照。

参考文献

- [1] 卞文彬,邓艾东,刘东川,等.基于改进深度残差收缩网络的风电机组滚动轴承故障诊断方法[J].机械工程学报,2023,59(12):202-214.
- [2] 王寅杰.基于声信号的风电机组滚动轴承故障诊断研究[D].东南大学,2023.
- [3] 常淼,沈艳霞.基于贝叶斯优化CNN的风电轴承故障诊断策略[J].噪声与振动控制,2021,41(06):77-83.
- [4] 齐咏生,樊佳,李永亭,等.基于增强型形态学滤波的风电机组轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2021,40(04):212-220.
- [5] 孙启涛,牛晓瑞,郭卓锋,等.基于RS-LOD和快速谱峭度消噪的风电机组滚动轴承故障诊断[J].风能,2021,(02):80-89.