

兆瓦级风力发电机主轴承故障诊断与寿命预测

李泰鑫

北京京能清洁能源电力股份有限公司西北分公司 宁夏 银川 750000

摘要: 随着全球能源结构向清洁化、低碳化转型,风力发电作为可再生能源的重要组成部分,其装机容量持续攀升。兆瓦级风力发电机组因其高效率 and 规模经济优势,已成为陆上及海上风电场的主流机型。然而,作为风电机组传动链核心部件之一的主轴承,长期承受复杂多变的交变载荷、冲击载荷及恶劣环境影响,极易发生早期失效,导致非计划停机,造成巨大的经济损失。本文系统综述了兆瓦级风力发电机主轴承的典型故障模式及其成因,深入探讨了基于振动信号、声发射、油液分析及多源信息融合的故障诊断方法,并重点阐述了基于物理模型、数据驱动(尤其是深度学习)以及混合建模策略的寿命预测技术。最后,针对当前研究中存在的挑战,如小样本故障数据、工况耦合干扰、模型泛化能力不足等,提出了未来研究方向,旨在为提升风电机组主轴承的可靠性与智能化运维水平提供理论支撑与实践指导。

关键词: 兆瓦级风力发电机;主轴承;故障诊断;寿命预测;状态监测;深度学习

引言

全球应对气候变化与“双碳”目标下,风能作为潜力巨大的可再生能源发展迅猛。截至2024年底,全球风电累计装机容量超1太瓦,单机3MW及以上兆瓦级风电机组占主导,其提升了发电效率、降低了度电成本,但复杂结构与严苛环境带来可靠性挑战。主轴承是风电机组关键部件,位于轮毂与齿轮箱(或直驱式发电机)间,要支撑风轮重量、传递风能,一台3-5MW机组的主轴承承受巨大载荷与动态激励。统计表明,主轴承是传动链薄弱环节,故障率仅次于齿轮箱,修复时间长、损失大。所以,对主轴承进行状态监测、故障诊断与剩余寿命预测,对实现预测性维护、降低成本、保障电网稳定意义重大。本文梳理该领域研究现状,分析技术优劣,展望发展趋势,为相关人员提供参考。

1 兆瓦级风力发电机主轴承的结构特点与典型故障模式

1.1 主轴承的结构与类型

兆瓦级风电机组的主轴承主要有两种结构形式:(1)双轴承支撑结构:采用两个独立的轴承(通常为调心滚子轴承或圆锥滚子轴承)分别承担径向和轴向载荷。这种结构设计成熟,承载能力强,但结构相对复杂。(2)单轴承支撑结构:采用一个大型的三排圆柱滚子轴承或四点接触球轴承来同时承受径向和双向轴向载荷。这种结构紧凑,重量轻,是近年来大功率机组(特别是直驱和半直驱机型)的主流选择^[1]。无论何种结构,主轴承都工作在低速、重载、变工况的极

端条件下。其转速通常仅为每分钟几转到十几转,这给传统的基于高频振动分析的故障诊断方法带来了巨大挑战。

1.2 典型故障模式与成因

主轴承的失效是一个渐进的过程,常见的故障模式主要包括:(1)疲劳剥落:这是最常见的故障形式。在交变接触应力的长期作用下,轴承滚动体或滚道表面下的材料产生微裂纹,并逐渐扩展至表面,最终导致金属碎片剥落,形成麻点或凹坑。疲劳剥落会引发周期性的冲击振动,是故障诊断的主要目标。(2)磨损:包括粘着磨损、磨粒磨损和腐蚀磨损。润滑不良、润滑油污染(如水分、沙尘)或微动腐蚀都会加速轴承表面的磨损,导致游隙增大、精度下降,进而影响整个传动链的动态特性。(3)电蚀:在变流器供电的风电机组中,轴电流可能通过轴承形成回路,在滚动体与滚道的微小接触点处产生电火花,瞬间高温熔化局部金属,形成密集的凹坑。这种损伤具有突发性和隐蔽性,危害极大。(4)塑性变形:当轴承承受超出其额定静载荷的冲击载荷(如强阵风、电网故障)时,滚动体或滚道表面可能发生永久性的压痕或凹陷^[2]。(5)保持架损坏:保持架用于引导滚动体运动。在高速或剧烈振动下,保持架可能因疲劳或碰撞而断裂,导致滚动体相互碰撞,引发灾难性故障。这些故障的诱因复杂多样,既包括设计制造缺陷(如材料纯净度不足、热处理不当)、安装误差(如不对中、预紧力不当),也包括运行维护因素(如润滑失效、密封不良)以及外部环境(如极端天气、盐雾腐蚀)的影响。

表1: 兆瓦级风力发电机主轴轴承故障类型的统计表

故障类型	相对发生频率	平均修复时间(天)	主要成因
疲劳剥落	高 (~40-50%)	10-15	交变载荷、材料缺陷
磨损	中 (~20-30%)	3-7	润滑不良、污染
电蚀	低-中 (~10-20%)	7-14	轴电流、绝缘失效
塑性变形	低 (<10%)	14-21	极端载荷事件
保持架损坏	低 (<5%)	>21	动态不平衡、制造缺陷

注: 频率为估计范围, 基于多项现场研究综合得出; 修复时间受吊装窗口、备件供应等影响较大。

2 主轴轴承故障诊断方法

故障诊断的目标是从传感器采集的信号中提取出能够表征轴承健康状态的特征, 并据此判断故障的存在、类型、位置及严重程度。针对主轴轴承低速重载的特点, 研究者们发展了多种诊断方法。

2.1 基于振动信号的诊断方法

振动分析是最主流的轴承故障诊断手段。然而, 轴承的低转速导致其故障特征频率(如内圈、外圈、滚动体故障频率)极低, 通常淹没在强烈的背景噪声和齿轮啮合等干扰信号中。(1) 传统信号处理方法: 包络分析是处理低频冲击信号的有效工具。通过对原始振动信号进行带通滤波、希尔伯特变换求取包络, 再对包络信号进行频谱分析, 可以有效凸显出被调制的故障冲击成分。此外, 小波变换、经验模态分解(EMD)等时频分析方法也被用于分离和提取微弱的故障特征。(2) 先进信号处理与机器学习: 为了克服传统方法对专家经验依赖性强、鲁棒性差的问题, 研究者将机器学习引入故障诊断。首先, 从时域、频域、时频域提取大量统计特征(如均方根、峭度、频谱熵等), 然后利用支持向量机(SVM)、随机森林(RF)等分类器进行故障识别。这种方法在一定程度上实现了自动化, 但其性能高度依赖于手工特征的质量。

2.2 基于声发射(AE)的诊断方法

声发射技术通过捕捉材料内部因裂纹扩展、塑性变形等微观损伤释放的瞬态弹性波来监测故障。AE信号频率高(通常在几十kHz到几MHz), 不受低转速限制, 对早期微小裂纹极为敏感。研究表明, AE信号在检测主轴轴承早期疲劳损伤方面具有巨大潜力。然而, AE信号易受电磁干扰、机械噪声等影响, 且传感器安装和信号解释较为复杂, 目前多用于实验室研究和特定场景的在线监测。

2.3 基于油液分析的诊断方法

油液分析通过检测润滑油中的磨损颗粒(铁谱分析、光谱分析)来评估轴承的磨损状态。对于主轴轴承这种封闭式润滑系统, 油液中的金属颗粒浓度和形态能直接反

映其磨损程度。在线磨粒传感器可以实时监测大尺寸铁磁性颗粒的数量和尺寸, 为判断轴承是否进入加速磨损阶段提供直接证据^[3]。该方法直观、可靠, 常作为振动分析的有效补充。

2.4 多源信息融合诊断

单一传感器信息往往不足以全面、准确地描述复杂的故障状态。多源信息融合技术通过整合来自振动、声发射、油液、温度、SCADA(监控与数据采集系统)等多种传感器的数据, 利用D-S证据理论、贝叶斯网络或深度神经网络等融合算法, 构建更鲁棒、更精确的诊断模型。例如, 将SCADA数据中的功率、转速等工况信息与振动特征相结合, 可以有效消除变工况对诊断结果的干扰。

3 主轴轴承寿命预测技术

3.1 基于物理/机理模型的方法

这类方法试图从轴承失效的根本物理机制出发建立数学模型。经典的Lundberg-Palmgren(L-P)理论和ISO 281标准基于次表面疲劳理论, 给出了轴承额定寿命的计算公式。然而, 这些模型假设载荷恒定、润滑理想, 难以准确反映实际风场中复杂多变的工况。为此, 研究者们发展了基于Miner线性累积损伤理论的变载荷寿命模型, 通过雨流计数法统计实际载荷谱, 再结合S-N曲线进行寿命估算。尽管物理意义明确, 但此类方法对载荷谱的准确性、材料参数的精确性要求极高, 且难以考虑润滑、污染等复杂因素, 预测精度有限。

3.2 基于数据驱动的方法

随着大数据和人工智能技术的发展, 数据驱动方法成为寿命预测的主流。(1) 传统机器学习方法: 该方法通常分为两步: 1) 从监测数据中提取退化特征(如振动信号的RMS值、峭度随时间的变化趋势); 2) 利用回归模型(如高斯过程回归GPR、支持向量回归SVR)或相似性模型(如基于历史样本库的相似性匹配)来拟合退化轨迹并外推RUL。其成功与否很大程度上取决于退化特征能否有效表征真实的物理退化过程。(2) 深度学习方法: 深度学习能够自动从原始数据中学习高层次的抽象特征, 避免了繁琐的手工特征工程, 特别适合处理高维、非线性的监测数据。一是卷积神经网络(CNN): 擅长

处理具有空间或局部相关性的数据。可将一维振动信号或二维时频图（如小波变换图）作为输入，自动提取与故障相关的时空特征^[4]。二是循环神经网络（RNN）及其变体（如LSTM, GRU）：专为处理序列数据而设计，能够有效捕捉退化过程中的时间依赖性和长期记忆。通过将连续的健康指标或原始信号片段输入LSTM，可以直接输出RUL预测值。三是混合深度网络：结合CNN和RNN的优势，例如先用CNN提取每个时间窗口内的局部特征，再用LSTM建模这些特征随时间的演化规律，从而实现端到端的RUL预测。

3.3 混合（Hybrid）建模方法

混合方法试图融合物理模型的先验知识与数据驱动模型的学习能力，以期获得兼具物理可解释性和数据适应性的高精度预测模型。一种常见的策略是使用物理模型（如累积损伤模型）生成一个初步的寿命估计，然后利用数据驱动模型（如神经网络）来学习并校正物理模型与真实世界之间的偏差（即所谓的“数字孪生”思想）。另一种策略是将物理约束（如退化过程的单调性）嵌入到深度学习模型的损失函数中，引导模型学习更符合物理规律的退化轨迹。

4 挑战与未来研究方向

4.1 挑战

一是数据稀缺性与不平衡性：主轴承的设计寿命长达20年，真实的全生命周期故障数据极其稀有。现有的公开数据集（如PHM Society数据集）大多来自加速寿命试验，其退化模式与实际工况存在差异。同时，正常样本远多于故障样本，导致模型训练困难。二是强噪声与工况耦合干扰：风电机组运行工况（风速、功率、桨距角）时刻变化，这些变化会强烈调制振动信号，使得故障特征难以分离。如何在变工况下实现鲁棒的特征提取是核心难题。三是模型的泛化能力与可解释性：在某一台或某一型号风机上训练的模型，往往难以直接迁移到其他风机上，泛化能力不足。此外，深度学习模型常被视为“黑箱”，其决策过程缺乏透明度，不利于工程人员的信任和采纳。四是早期微弱故障的检测：在故障萌芽阶段，信号中的异常信息极其微弱，信噪比极低，现有方法的检出率不高。

4.2 展望

针对上述挑战，未来的研究方向可聚焦于以下几个方面：（1）小样本/零样本学习：探索迁移学习、元学

习、生成对抗网络（GAN）等技术，利用仿真数据、实验室数据或其他相似设备的数据来辅助真实风机的模型训练，缓解数据稀缺问题。（2）自适应与解耦诊断：发展能够自适应不同工况的诊断算法，例如利用域自适应（Domain Adaptation）技术消除工况差异，或采用盲源分离、阶次跟踪等信号处理方法将故障信息与工况信息解耦。（3）可解释人工智能（XAI）：将注意力机制、梯度加权类激活映射（Grad-CAM）等XAI技术应用于深度诊断与预测模型，可视化模型关注的关键信号区域或特征，增强模型的可信度和可操作性。（4）数字孪生驱动的智能运维：构建高保真的主轴承数字孪生体，集成多物理场仿真、实时监测数据和智能算法，实现虚实交互、动态更新的故障诊断与寿命预测，为风电机组提供全生命周期的健康管理服务。

5 结语

兆瓦级风力发电机主轴承的可靠性直接关系到风电场的整体经济效益和安全运行。本文系统回顾了主轴承的典型故障模式，并全面评述了当前主流的故障诊断与寿命预测技术。基于振动、声发射、油液分析的多源信息融合诊断框架，以及融合物理机理与深度学习的混合寿命预测模型，代表了该领域的发展前沿。然而，数据稀缺、工况干扰、模型泛化等挑战依然突出。未来的研究应致力于发展更具鲁棒性、自适应性和可解释性的智能算法，并依托数字孪生等新兴范式，推动风电机组运维模式从“被动维修”和“定期检修”向“预测性维护”和“视情维修”的根本性转变，为风电产业的高质量、可持续发展保驾护航。

参考文献

- [1]李佩繁.基于多目标优化的兆瓦级风力发电机主轴承优化设计研究[D].东北大学,2022.DOI:10.27007/d.cnki.gdbeu.2022.000690.
- [2]周鸿雁,于国帅,朱鹏成.关于风力发电机组主轴轴承故障诊断与运维策略分析[J].中国设备工程,2025,(15):153-155.
- [3]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(05):153-156.
- [4]刘烽.基于多维数据特征的直驱风力发电机轴承故障诊断研究[D].福建农林大学,2025.DOI:10.27018/d.cnki.gfjnu.2025.001206.