

基于振动分析的水利发电机组机械状态检测方法

杨 能

贵州西源发电有限责任公司 贵州 六盘水 553000

摘要: 水利发电机组作为清洁能源体系的核心设备,其安全稳定运行直接关系能源供应可靠性。机械故障是导致机组停机的主要诱因,传统检测方法存在响应滞后、精度不足等缺陷。本文提出基于振动分析的机械状态检测方案,先梳理机组核心结构振动机理与典型故障振动特征,再构建“信号采集-预处理-特征提取-故障诊断”全流程技术体系。采用时域、频域及多目标时频域联合提取方法强化故障特征辨识度,结合机器学习算法构建智能诊断模型。研究成果为机组故障早期预警与精准诊断提供技术支撑,对提升运维水平、降低停机损失具有重要实践价值。

关键词: 振动分析;水利发电机组;机械状态检测

引言:“双碳”目标下,水利发电占比上升,机组单机容量与运行时长增加,对机械状态检测的精准和实时性要求更高。水轮机、发电机等核心设备高负荷、变工况运行,易出现多种故障,未及时发现会引发连锁反应,造成重大损失与安全风险。传统检测靠人工巡检和定期停机检修,难捕捉早期微弱故障,主观性强、周期长。振动信号能直观反映机组状态,基于振动分析的检测方法灵敏度高、非侵入性强,是主流方向。本文研究其技术要点,为机组运行提供保障。

1 水利发电机组振动机理与故障特征

1.1 机组核心结构振动机理

水利发电机组由水轮机、发电机、轴系、轴承及机架等核心部件构成,各部件振动成因存在显著差异,且相互耦合影响整体振动特性。水轮机作为动力输入部件,其振动主要源于水力激励与机械扰动,叶片与水流间的相互作用可能引发流道内压力脉动,形成周期性振动;若叶片存在气蚀、磨损等缺陷,会破坏水流稳定性,导致振动幅值异常增大。发电机振动核心诱因包括电磁激励与机械不平衡,定子与转子间的气隙不均会产生周期性电磁力,驱动机体振动;转子质量分布失衡则会在高速旋转时产生离心力,引发轴系横向振动。轴系作为动力传输核心,其振动受对中精度直接影响,平行不对中或角度不对中会导致轴系受力不均,产生周期性弯曲振动;轴承作为支撑部件,滚道磨损、滚珠缺陷等会引发冲击振动,且振动频率与轴承结构参数密切相关^[1]。

1.2 典型故障振动特征

通过大量现场数据与实验分析,梳理出机组三类典型故障的振动特征。转子不平衡故障的振动信号呈现明显周期性,时域波形多为正弦曲线,峰值随转速升高而增大;频域内,基频幅值显著高于其他频率成分,且无

明显边频带。轴系不对中故障的振动信号在时域内表现为周期性脉冲,频域内除基频外,2倍基频幅值显著增强,部分场景下会出现4倍基频成分,且水平方向振动幅值通常大于垂直方向。轴承缺陷故障的振动特征与缺陷类型相关,滚道磨损会引发宽频带振动,频域内呈现连续频谱;滚珠缺陷则会产生周期性冲击脉冲,时域内可见明显尖峰,频域内出现与滚珠公转频率相关的特征频率及边频带。此外,复杂故障场景下,不同故障振动信号相互叠加,需通过多维度分析剥离特征。

2 基于振动分析的检测系统构建

2.1 系统总体架构

基于振动分析的机组机械状态检测系统采用分层架构设计,涵盖感知层、传输层、处理层与应用层。感知层负责振动信号采集,依据机组核心部件振动特性优化传感器布置:在发电机转子两端、水轮机主轴轴承座及机架关键位置安装加速度传感器,采集X、Y、Z三方向振动信号;选用压电式传感器,其测量频率范围为0.1Hz-10kHz,适配机组0-3000r/min转速下的振动检测需求。传输层采用“边缘计算+光纤通信”模式,传感器采集的模拟信号经数据采集卡转换为数字信号后,由边缘节点完成初步滤波与降噪,再通过光纤传输至后台处理系统,确保数据传输的稳定性与实时性。处理层构建信号分析与故障诊断核心模块,实现特征提取与智能诊断。应用层提供可视化监控、故障预警与报告生成功能,支撑运维人员决策。

2.2 核心硬件与参数选型

硬件选型直接影响检测精度,核心设备参数需结合机组工况适配。传感器选用ICP型压电加速度传感器,灵敏度设定为100mV/g,测量范围 $\pm 50g$,满足机组正常运行与故障状态下的振动幅值测量需求。数据采集卡选用16

通道高精度采集设备,采样频率设置为25.6kHz,依据香农定理确保对高频故障特征的完整捕捉;分辨率达24位,有效降低信号量化误差。边缘计算节点选用工业级嵌入式处理器,支持多线程并行处理,可在现场完成信号去趋势、滤波等预处理操作,减少后台处理压力。后台服务器配置高性能CPU与GPU,支撑大规模数据存储与复杂算法运算,保障诊断模型高效运行^[2]。

3 振动信号处理与故障诊断方法

3.1 信号预处理技术

在水利发电机组的实际运行中,原始振动信号往往夹杂着环境干扰、电磁噪声等大量无用信息,这些干扰会严重影响后续故障诊断的准确性,因此必须通过预处理来提升信号质量。首先运用线性趋势去除法,该方法能够有效消除传感器安装误差以及温度漂移所导致的基线漂移问题,确保信号基准处于稳定状态,为后续处理提供可靠基础。随后采用联合滤波方案,针对低频干扰,选用Butterworth低通滤波器,将截止频率设置为1kHz,精准滤除低频噪声;针对高频噪声,采用小波阈值降噪,选取db4小波作为基小波,分解层数设为5层,通过自适应阈值调整,在平滑信号的同时最大程度保留故障特征。最后进行信号归一化处理,把信号幅值映射至[0,1]区间,消除不同工况下信号幅值差异对后续分析的干扰。经这一系列预处理后,信号信噪比平均提升20dB,有效去除了噪声干扰,为后续精准的特征提取奠定了坚实基础。

3.2 多维度特征提取方法

为全面且精准地捕捉故障特征,采用时域、频域联合提取策略。时域特征选取峰值、有效值、峭度、偏度、波形因子等12项参数。其中,峭度对冲击性故障极为敏感,在轴承早期缺陷的识别中发挥着关键作用,能及时发现轴承的微小损伤;偏度可反映信号波形的对称性,通过分析偏度值能够有效判断转子不平衡程度,为转子故障诊断提供重要依据。频域特征通过快速傅里叶变换(FFT)提取,涵盖基频幅值、倍频幅值、频率重心及频谱峰值等参数,重点关注与故障相关的特征频率,如轴承特征频率、轴系对中故障的2倍基频等,这些特征频率能直接反映设备的故障类型和位置^[3]。针对非平稳振动信号,引入希尔伯特-黄变换(HHT)进行时频域特征提取,通过经验模态分解将信号分解为多个本征模态函数,计算各阶函数的瞬时频率与幅值,构建时频矩阵,从而强化复杂工况下故障特征的辨识度,提高故障诊断的准确性。

3.3 智能故障诊断模型构建

基于提取的多维度特征,构建融合随机森林与支持向量机的混合智能诊断模型。首先采用主成分分析(PCA)

对高维特征进行降维处理,保留累计贡献率达95%的主成分,在保留关键信息的同时降低模型计算复杂度,提高模型运行效率。将降维后的特征数据集按7:3比例划分为训练集与测试集,利用训练集对模型进行训练。随机森林负责初步筛选故障类型,通过构建100棵决策树,充分利用多棵树的集成优势,降低单一模型的过拟合风险,提高模型的稳定性和可靠性。支持向量机采用RBF核函数,对随机森林输出结果进行二次精准诊断,进一步提升复杂故障的识别精度。为优化模型参数,采用网格搜索与交叉验证结合的方法,在参数空间中寻找最优参数组合。在模型训练过程中引入正则化项,有效避免过拟合现象,确保模型具有良好的泛化能力,能够在不同的数据集上都能取得较好的诊断效果。

4 实验验证与结果分析

4.1 实验平台搭建

为充分验证基于振动分析的水利发电机组机械状态检测方法的有效性,我们选取了位于长江流域的大型水电站中一台300MW的混流式机组作为实验对象。该机组自投入运行以来,已持续运行超10年,期间曾出现过轴承磨损与转子不平衡等典型故障,具有一定的代表性。依据前文精心设计的检测系统架构,我们在机组的关键部位进行了传感器的安装工作。具体而言,在发电机前后轴承座、水轮机主轴轴承座以及机架等关键位置,共安装了8个高精度的加速度传感器。同时,将数据采集卡的采样频率设置为25.6kHz,以确保能够精确捕捉振动信号的细节。在实验过程中,连续采集机组在额定负荷、75%负荷及50%负荷下的振动信号。为了构建全面的数据集,通过人为设置故障模拟实验,分别构建了转子不平衡(偏心距设定为0.2mm)、轴系不对中(平行偏差设定为0.15mm)、轴承滚道磨损(磨损深度设定为0.3mm)以及正常状态下的数据集,各状态采集样本数均为200组,每组数据长度为1024个采样点。

4.2 验证指标与方案

为了客观、准确地评估本文提出的检测方法,选取了故障识别准确率、误报率及响应时间作为核心验证指标。其中,故障识别准确率是指正确诊断出故障类型的样本数占总样本数的比例,它直接反映方法对故障的识别能力;误报率是指正常样本被误判为故障的比例,该指标体现方法的可靠性;响应时间则是指从信号采集到输出诊断结果的总时长,它衡量了方法的实时性。为了确保结果的客观性,将本文提出的方法与传统频谱分析方法、单一BP神经网络诊断方法进行对比验证。实验分为两个阶段进行:第一阶段采用模拟故障数据集进行离

线验证,通过大量样本测试模型的识别精度,以评估模型在理想环境下的性能;第二阶段在机组实际运行过程中进行在线验证,模拟真实的运行场景,测试系统在实际工况下的实时性与稳定性,从而全面评估方法的实用性和可靠性。

4.3 结果分析

离线验证结果显示,本文方法在故障识别方面表现优异。对转子不平衡、轴系不对中及轴承磨损故障的识别准确率分别达到了98.5%、97.2%及96.3%,平均准确率高达97.3%。相比之下,传统频谱分析方法平均准确率仅为82.1%,单一BP神经网络方法平均准确率为88.6%,本文方法准确率较两者分别提升了15.2%与8.7%。在误报率方面,本文方法同样表现出色,误报率仅为1.2%,远低于传统方法的8.3%与BP神经网络方法的4.5%。在线验证结果显示,本文方法的平均响应时间为2.3秒,完全满足实时检测的需求。而且在机组变负荷工况下,识别准确率仍能保持在95%以上,这表明该方法具备良好的工况适应性。在实验过程中,系统连续运行72小时未出现任何异常,稳定性符合现场运维要求,进一步证明了该方法在实际应用中的可靠性和有效性。

5 方法优化与应用展望

5.1 现有方法不足与优化方向

尽管本文提出的方法取得良好效果,但仍存在改进空间:一是在多故障并发场景下,不同故障特征相互叠加,导致识别精度略有下降,后续可引入盲源分离技术剥离混合特征;二是模型训练依赖大量标注样本,部分罕见故障样本不足会影响模型泛化能力,可采用迁移学习方法利用相似设备数据提升模型性能;三是传感器布置仍存在优化空间,可结合数值仿真与现场实验,构建基于信息熵的传感器最优布置方案,降低设备成本与数据冗余^[4]。

5.2 应用前景展望

基于振动分析的检测方法具备极为广泛的潜在应用前

景,未来可从三个关键方面进行深化与推广。其一,拓展应用场景。目前该方法主要应用于特定类型设备,未来可将方法适配到抽水蓄能机组、贯流式机组等更多不同类型的设备上,构建通用型检测体系,满足不同场景下的检测需求。其二,强化技术融合。结合数字孪生、物联网等前沿技术,实现振动信号与温度、压力等多源数据的融合分析,从多个维度获取设备状态信息,提升诊断的全面性和准确性。其三,推动智能化升级。引入强化学习算法,使模型能够根据实际运行情况自主优化,并实现故障预测功能,构建“检测-诊断-预警-运维”的闭环体系。随着技术的不断完善,该类方法必将成为水利发电机组机械状态检测的核心技术,为清洁能源的高效安全供应提供坚实保障。

结束语

水利发电机组机械状态检测是保障能源供应稳定的关键环节,基于振动分析的检测方法凭借高灵敏度与强适应性,有效弥补传统方法的缺陷。本文通过梳理振动机理、构建检测系统、优化特征提取与诊断模型,形成一套完整的检测技术方案。实验验证表明,该方案可精准识别典型故障,提升检测效率与精度。当前,能源结构转型步伐加快,机组运行工况愈发复杂,后续需持续优化方法性能,强化多技术融合,推动检测技术向智能化、精准化方向发展。

参考文献

- [1]章天际.基于振动分析的水利发电机组机械状态检测方法[J].实验室检测,2025,3(21):129-131.
- [2]金黎明.黄家湾水利枢纽水力机械选型设计要点[J].水电站机电技术,2025,48(6):19-21,32.
- [3]沈彬.水电厂水利机械保护功能无水试验方法探讨[J].电工技术,2022(5):206-208.
- [4]张剑.水轮发电机组机械安装调试中的优化控制和自适应技术研究[J].中国科技投资,2023(35):139-141.