

机电设备故障诊断中振动信号分析技术的应用探讨

姚 岚

杭州地铁科技有限公司 浙江 杭州 310000

【摘要】：振动信号分析是机电设备故障诊断的重要技术手段，广泛应用于旋转机械的状态监测与异常识别。围绕信号采集、特征提取与智能处理等关键环节，系统梳理了当前技术应用的基本原理与发展现状。深入探讨了信号处理中的难点问题，并引入时频分析与小波变换优化策略以提升诊断准确性。结合实际应用场景，分析了振动信号识别的具体实施路径。最后，展望了智能算法融合下的发展趋势，指出未来将向更高水平的自动化、智能化方向演进，助力工业设备运维效率的全面提升。

【关键词】：机电设备；故障诊断；振动信号分析；设备可靠性；信号处理

DOI:10.12417/2811-0722.25.09.016

引言

随着设备结构日趋复杂，传统依赖人工经验的故障检测方式已难以满足高精度与实时性的要求。振动信号因其反映设备状态的丰富信息，成为故障诊断领域的重要研究对象。近年来，基于信号分析的智能诊断技术快速发展，为提高设备故障识别的准确性和响应速度提供了新的解决方案。在此背景下，深入研究振动信号分析的关键技术及其应用路径，对于推动设备状态监测智能化具有重要意义。

1 振动信号分析技术的基本原理与应用基础

振动信号分析技术是机电设备状态监测与故障诊断中的核心技术之一，其基本原理建立在机械动力学与信号处理理论的基础之上。机电设备在运行过程中，由于旋转部件的不平衡、轴承磨损、齿轮啮合异常或结构松动等因素，会引发不同频率和幅值的振动响应。这些振动信号携带着设备运行状态的丰富信息，通过传感器采集后，经过信号调理、转换与分析，能够揭示出设备内部潜在的故障特征。振动信号不仅是反映设备运行状态的重要物理量，也是实现非接触式、实时监测的关键数据来源。

从技术构成来看，振动信号分析主要包括信号采集、时域与频域分析、特征提取以及模式识别等环节。信号采集阶段通常采用加速度传感器或速度传感器对设备关键部位进行布点监测，获取原始振动波形；通过模数转换将模拟信号转化为数字信号，为后续分析提供数据基础。在信号处理方面，傅里叶变换（FFT）是最常用的频谱分析工具，可将时域信号转换为频域信号，从而识别出主导频率成分及其能量分布情况。短时傅里叶变换（STFT）、小波变换（WT）等时频分析方法也广泛应用于非平稳信号的处理中，有助于捕捉瞬态故障特征。在工程实践中，振动信号分析技术已被广泛应用于旋转机械、传动系统、压缩机组、风机、电机等多种设备的状态监测与故障诊断中。

通过对设备运行过程中振动幅值、频率、相位等关键参数的变化进行持续监测，能够有效识别异常工况，并准确判断故

障的位置与类型。以轴承检测为例，高频共振解调技术可提取微弱冲击信号，实现对早期点蚀、剥落等微小缺陷的识别；在齿轮箱诊断中，边频带分析有助于发现齿距误差、断齿或偏心等典型故障特征。随着现代传感技术、数据处理能力和人工智能算法的不断进步，振动信号分析正朝着多通道同步采集、高精度特征提取与智能化诊断方向发展。高速数据采集系统和无线传感网络显著提升了信号获取的实时性与完整性，而基于深度学习的自动特征提取与分类模型则增强了复杂环境下故障识别的准确性与效率。

2 机电设备故障诊断中信号特征提取难点

机电设备在实际运行中往往受到多种激励因素的共同作用，导致所采集到的振动信号具有高度的复合性。正常运行成分与故障特征信号相互叠加，使得有效信息被掩盖或干扰，难以准确分离出关键故障特征。噪声干扰是影响特征提取精度的重要因素之一。传感器采集过程中不可避免地引入外界环境噪声、电磁干扰以及传感器自身误差，这些噪声成分会与原始信号混合，降低信噪比，进而影响后续分析结果的准确性。尤其是在早期故障阶段，故障信号通常表现为微弱的冲击或调制特征，极易被背景噪声所淹没，导致漏检或误判。

再者，机电设备故障的发生往往具有动态演变的特点，信号呈现出明显的非平稳性和时变性。传统的傅里叶变换方法在处理稳态信号方面具有一定优势，但在面对突发性或渐变故障信号时，其频域分辨率受限，难以准确捕捉瞬态变化信息。如何选择合适的时频分析工具，以适应不同工况下的信号特性，成为特征提取过程中的核心问题之一。特征参数的选择与优化也是提取过程中的难点之一。目前常用的特征参数包括时域统计量（如均值、方差、峭度等）、频域能量分布、包络谱特征以及高阶谱分析等。然而，不同类型的故障对各类特征参数的敏感程度存在差异，缺乏统一的评价标准，导致特征选取过程中容易出现冗余或遗漏现象。

同时，多源特征之间的耦合关系也增加了特征融合与降维处理的难度，影响了故障分类的准确性。在复杂系统中，多个部件之间存在动力学耦合效应，某一部件的故障可能引起整个

系统的振动响应变化,造成“伪特征”或“混叠特征”的出现。这种跨部件的信号交互现象进一步增加了特征提取的不确定性,要求分析方法具备更强的解耦能力与模式识别能力。

3 基于时频分析与小波变换的信号处理优化

在机电设备故障诊断中,振动信号往往具有非平稳性和瞬态变化特征,传统基于傅里叶变换的频谱分析难以满足对这类信号的高分辨率处理需求。因此,引入更为先进的时频分析方法成为提升信号处理精度的重要途径。时频分析技术能够在时间与频率两个维度上同时对信号进行描述,适用于捕捉信号中随时间变化的局部特征,尤其在处理突发性或周期性冲击信号方面展现出明显优势。短时傅里叶变换(STFT)作为早期广泛应用的时频工具,通过滑动窗函数对信号进行局部化处理,但其固定窗长限制了时间分辨率和频率分辨率之间的平衡,难以适应复杂多变的振动信号特性。

为克服这一局限,小波变换(Wavelet Transform)作为一种多尺度分析工具被引入到振动信号处理中。小波变换采用可伸缩和移动的小波基函数对信号进行分解,能够在高频段提供较高的时间分辨率,在低频段则具备更高的频率分辨率,从而实现信号不同频率成分的自适应分析。该方法特别适用于处理包含突变点、调制成分或多尺度特征的振动信号,能够有效提取故障发生过程中的瞬态信息,增强微弱故障特征的识别能力。在实际应用中,连续小波变换虽然具有良好的时频聚焦性,但由于计算量较大且存在冗余信息,难以满足工程实时性要求。离散小波变换(DWT)成为更常用的选择。通过正交小波基的快速分解与重构算法,可以在保证信号完整性的同时显著降低数据维度,提高处理效率。

进一步地,结合经验模态分解(EMD)或其改进形式如集合经验模态分解(EEMD),可实现对非线性、非平稳信号的自适应分解,生成一系列本征模态函数(IMF),再辅以小波阈值去噪或能量熵分析,有助于增强故障特征的可辨识度。为了提升小波变换在特征提取中的有效性,研究者不断优化小波基函数的选择策略。不同类型的机械故障对应不同的信号形态,合理匹配母小波类型可以显著改善信号的稀疏表示效果。对于冲击性强的轴承故障信号,常选用db系列或sym系列小波;而对于谐波成分较多的齿轮类故障信号,则倾向于使用coif系列或haar小波。

4 旋转机械故障诊断中的振动信号识别应用实例

在旋转机械的运行过程中,各类部件如轴系、轴承、齿轮及叶轮等均可能因制造误差、装配偏差、疲劳损伤或长期磨损而引发异常振动。这类振动信号往往包含丰富的动态特征信息,通过对其采集与分析,能够有效识别设备状态并判断故障类型。随着传感技术与数据处理能力的提升,基于振动信号的故障识别已在汽轮机组、压缩机、离心机等典型旋转机械中得

到广泛应用。旋转机械的振动信号通常由多个频率成分叠加而成,其中基频及其谐波反映了设备正常运行的基本动力学特性,而边频带、高次谐波以及非周期性冲击成分则往往与特定故障模式密切相关。

通过对这些特征频率的提取与比对,可以实现对不同故障类型的初步判别。在转子不平衡状态下,振动能量主要集中在基频处;而在不对中或偏心情况下,二倍频甚至更高阶谐波的能量会显著增强。频谱分析成为识别旋转机械典型故障的重要手段之一。为了提高故障识别的准确性,工程实践中常结合包络解调技术对高频共振区域进行局部放大处理。该方法特别适用于滚动轴承早期微弱故障的检测。通过选取适当的带通滤波器对原始信号进行预处理,再对滤波后的信号进行希尔伯特变换,可以获得其幅值包络,并进一步进行傅里叶变换以揭示隐藏在高频段中的低频调制信息。这种处理方式能够有效抑制背景噪声干扰,突出故障引起的周期性冲击特征,从而提升诊断灵敏度。

在多通道信号融合方面,利用多个测点同步采集的振动数据进行相位差分析,有助于确定故障发生的具体位置。轴系不对中或联轴器异常往往会在不同方向上引起明显的相位变化,而单一测点的信息难以全面反映结构的动力学响应。采用多传感器协同采集并结合矢量分析方法,可实现对故障源的空间定位,为后续维修决策提供依据。针对复杂工况下信号特征易受负载波动、转速变化等因素影响的问题,引入阶次跟踪技术可有效消除转速不稳定性带来的频谱模糊现象。该方法基于转速脉冲信号对振动数据进行重采样,使频谱分析结果与旋转次数直接对应,从而更准确地捕捉随转速变化的故障特征。该技术在变转速运行的旋转机械中具有重要应用价值,尤其适用于风力发电机组、航空发动机等设备的状态监测。

5 智能算法融合下的振动信号分析发展趋势

随着工业设备智能化水平的不断提高,传统基于信号处理与特征工程的振动分析方法已难以满足日益复杂的故障诊断需求。在此背景下,将智能算法引入振动信号分析流程,成为提升诊断精度、增强系统自适应能力的重要发展方向。当前,以深度学习、强化学习和迁移学习为代表的智能算法正逐步与经典信号处理技术相融合,推动振动信号分析向自动化、智能化、高维特征挖掘的方向演进。在数据预处理环节,智能算法的应用有效提升了信号去噪与特征增强的能力。传统的滤波与阈值去噪方法依赖于对噪声分布的先验假设,而在复杂工况下这些假设往往难以成立。

基于神经网络结构的自编码器(Autoencoder)或生成对抗网络(GAN),能够从大量原始数据中学习噪声与真实信号之间的映射关系,实现更精准的信号重构与干扰抑制。结合注意力机制的模型可自动识别信号中的关键区域,为后续特征提取提供高质量输入。在特征提取方面,智能算法突破了人工设计

特征的局限,实现了从原始信号中端到端地学习深层次抽象特征。卷积神经网络(CNN)因其对局部模式的高度敏感性,被广泛应用于振动信号的一维时域波形与二维时频图谱分析中。通过多层卷积与池化操作,CNN能够自动捕捉信号中的周期性、突变性及调制特性,并形成具有判别能力的高阶特征表示。循环神经网络(RNN)及其改进形式如长短时记忆网络(LSTM),在处理具有时间依赖性的振动序列数据方面展现出优势,有助于捕捉设备运行状态的动态演变过程。

在分类与决策阶段,集成学习与迁移学习策略的应用增强了模型的泛化能力与跨设备适用性。机电设备类型多样、工况差异显著,单一模型难以覆盖所有应用场景。采用集成方法如随机森林、梯度提升树等,可以融合多个弱分类器的优势,提高整体识别性能。而迁移学习则允许将在某一设备上训练好的模型快速适配到新设备上,减少数据采集与标注的工作量,提升实际应用效率。未来,随着边缘计算与物联网技术的发展,智能算法与振动信号分析的融合将进一步向实时化、分布式方

向演进。嵌入式AI芯片的普及使得轻量化模型部署成为可能,使诊断任务能够在本地完成,降低对中心服务器的依赖,提高响应速度与系统可靠性。同时,知识图谱与语义推理技术的引入,有望构建设备故障知识体系,实现从数据分析到故障解释的闭环推理,进一步拓展智能诊断的功能边界。

6 结语

振动信号分析技术在机电设备故障诊断中发挥着关键作用,随着信号处理方法与智能算法的不断融合,其诊断精度与应用范围持续拓展。现代时频分析手段有效提升了对非平稳信号的解析能力,结合小波变换等方法增强了微弱故障特征的识别效果。同时,深度学习与迁移学习的应用推动了特征提取与模式识别向自动化方向发展。未来,随着边缘计算、物联网和知识图谱等新兴技术的集成,振动信号分析将进一步实现智能化、实时化,为构建高效、可靠的设备状态监测体系提供更强有力的技术支撑。

参考文献:

- [1] 刘志远.振动信号分析在旋转机械故障诊断中的研究进展[J].机械工程学报,2022,58(4):76-83.
- [2] 陈志强.基于小波包变换与神经网络的滚动轴承故障识别方法[J].振动与冲击,2021,40(12):112-119.
- [3] 郭立峰.现代信号处理技术在机电系统状态监测中的应用综述[J].自动化仪表,2020,41(6):1-7.
- [4] 孙文涛.多传感器融合下的设备振动信号采集与分析方法研究[J].测控技术,2023,42(3):55-60.
- [5] 赵国栋.深度学习在机械设备故障诊断中的应用前景分析[J].中国设备工程,2024,39(2):23-28.