

复杂工况下离心机轴承故障演化规律与识别研究

张江

伊犁新天煤化工有限责任公司 新疆 伊犁 835100

【摘要】：离心机轴承作为核心传动部件，长期工作在变载荷、变转速、强噪声等复杂工况下，其故障演变呈现非线性耦合特性，极易导致设备停机，严重影响生产效率和安全性。因此，本文通过分析离心机轴承的失效形式与演化规律，探索复杂工况对其演变规律的影响机理，进而提出信号预处理-特征融合-深层迁移辨识的完整解决方案，融合多源数据和深度学习模型，进而实现复杂工况下轴承故障的精确辨识，为我国装备运行和故障防控提供理论支撑和技术借鉴。

【关键词】：道复杂工况；离心机轴承；故障演化规律；识别

DOI:10.12417/3083-5526.25.07.028

随着工业设备向高转速、重载方向发展，离心机在化工、冶金等行业中的应用越来越广泛，其运行环境日趋复杂，工况间的耦合作用导致故障隐蔽性强、演变路径复杂，传统辨识方法难以适应多工况变化，漏判和误判率高。通过对离心轴承复杂工况下故障演变规律及辨识方法的深入研究，可揭示工况与故障之间的内在联系，突破传统辨识技术的局限性，提高离心机故障早期预警和精确辨识能力，减少设备故障率和维护成本，保证离心机长周期稳定运行，具有重要的意义^[1]。

1 离心机轴承的失效形式与演化规律

1.1 失效形式

离心机轴承在长时间运行过程中故障表现为多维度、多类型特征，其核心是四种相关的故障类型。磨损类失效是由滚动体和滚动体表面产生的磨粒磨损、粘着磨损和接触疲劳磨损引起的，由周期性的接触应力触发的微裂纹扩展和剥落，造成配合间隙增加和表面粗糙度增加。腐蚀类失效包括电化学失效、应力失效和微动腐蚀失效。塑性变形失效，主要是指在重载和高温环境下，滚道和滚动体发生局部塑性流动，从而影响其几何精度^[2]。断裂类故障主要是指保持架和套圈的断裂，最终造成轴承的完全破坏。

1.2 演化规律

离心机轴承故障演化遵循“初始损伤-渐进扩展-耦合劣化-猝然失效”的阶段规律，具有明显的时序性和关联性。在轴承初始阶段，由于加工组织的残留、杂质的侵入或微小的装配误差等因素，会在轴承表面形成微裂纹、微点蚀和微磨损等微小的初始损伤。渐进扩展阶段，循环载荷、温度和润滑介质共同作用下，微裂纹沿着材料的晶界或缺陷扩展，点蚀坑相互融合形成大面积的剥落，磨损量呈指数级增长，轴承的振动加速度和摩擦阻力都有小幅度的增加。耦合劣化阶段，轴承磨损加剧，润滑膜破裂，诱发腐蚀和塑性变形，进一步放大接触应力，加速裂纹萌生和扩展，使轴承运行参数偏离正常范围的幅度大幅增加。在突发失效阶段，当损伤累积超过材料的临界承载阈值，裂纹迅速穿过轴套或保持架脆性断裂，使轴承产生剧烈振

动、温升骤升和转速骤降，最终彻底失去承载和传递能力，并随着离心机工作时间的增加和工况的复杂度的提高而加速。

2 复杂工况对故障演化规律的影响机制

复杂工况多维耦合效应，突破离心轴承故障线性演变规律，以应力调制-频率耦合-信号湮灭-非线性叠加为核心机理，大幅加速损伤累积，转变失效路径。变载荷对接触应力幅值和分布进行动态调整，形成局部应力集中区，增大了疲劳损伤的萌生和扩展速率；转速变化导致系统固有频率、激振频率和故障特征频率相互耦合，导致润滑膜稳定性降低，不同转速区间出现不同故障模式。在强噪声环境下，早期故障特征信号会被淹没，导致监测滞后，同时强迫振动加剧摩擦和应力损伤。多工况耦合产生协同效应，使得单个工况间的影响互相强化，降低了轴承失效临界阈值，并呈现出非线性损伤演变特征，显著缩短了轴承的有效使用寿命，增大了故障预测和预防的难度^[3]。为充分展示不同复杂工况的核心影响参数，可参考表1：

表1 不同复杂工况对故障演化规律的影响

复杂工况类型	核心影响参数	故障关联
变载荷工况	接触应力集中系数 3-5 倍	加速疲劳损伤
变转速工况	润滑膜厚度波动±40%	故障模式差异
强噪声环境	信噪比≤0dB	监测滞后损伤

3 复杂工况下离心机轴承故障识别方法

3.1 信号预处理：强噪声环境下的弱特征增强

复杂工况下离心轴承振动信号容易受到机械运转冲击、介质干扰、电磁干扰等因素的影响，表现出强噪声叠加微弱故障特征，传统时频域滤波方法很难将其与故障特征有效分离，导致后续特征提取失真。基于信号自适应分解和去噪技术的微弱特征增强方法，可突破噪声与故障特征之间的耦合关系，突出轴承故障诱发的微弱振动成分，为后续特征提取奠定基础^[4]。这一方法的本质在于从信号非线性动态特性出发，对信号进行多尺度分解，分离出包含故障信息的有效成分，同时抑制无关

噪声，实现微弱故障特征的精确增强。

在具体实施中，需要根据离心机的工作特点，分步进行信号预处理，以保证微弱信号的有效增强。可先利用多点最优最小熵解卷积算法对信号进行初步去噪，采用变步长搜索方法对故障周期 T 、滤波长度 L 等关键参数进行优化，并采用多点峭度、排序熵等指标筛选出最优参数组合，实现对原始振动信号的自适应滤波，初步抑制高频干扰。例如，针对高速运转离心机产生的高频噪声，将其设定为 0.01 的变步长，在 10~1000 范围内进行搜索，筛选最佳滤波器长度和故障周期，完成第一轮降噪工作。其次，利用自适应噪声完备集经验模式分解方法，将去噪信号分解成若干个本征模态成分，基于加权峭度指标，选取 3-5 个包含故障信息最丰富的行星际成分，剔除多余的噪声成分。例如，将分解层数设置为 8 层，将权重阈值设为 0.8，保留前 5 个权重较大的分量。在此基础上，利用频域降采样中的噪声横向截尾技术，在频域内截断残余噪声成分，进一步增强微弱故障特征。例如，利用 FFT 变换到频域中，设置 0.05 V 的噪声截止门限，剔除幅值低于阈值的频域成分，完成预处理后输出纯净的信号，以保证后续特征提取的精度。

3.2 特征提取：多尺度熵与深度特征的融合

离心机轴承的故障特征具有多尺度、非线性和非平稳性等特点，采用单一特征提取方法很难对其进行全面表征。多尺度熵是一种非线性动力学指标，能有效地提取不同尺度下振动信号的复杂度信息，反映轴承故障诱发信号的复杂性变化，但存在幅度变化敏感、深层特征难以把握等问题^[5]。深度特征利用深度学习模型对信号深层抽象特征进行自动挖掘，以弥补多尺度、浅层次特征的不足。其核心思想是构建“浅层非线性特征-深层次抽象特征”双特征体系，利用多尺度熵提取信号时域非线性特征，利用深度模型提取时频域深度特征，通过特征匹配和融合，形成完整和可区分的复合特征，提高故障识别精度。

在具体实施过程中，可采用多尺度熵特征提取方法，以不受信号长度和幅度变化影响较小且稳定性好的多尺度极差熵为核心指标，由于其在信号长度和幅值变化等方面存在不敏感性，所以其具有较高的稳定性，可将尺度因子的设定范围设置在 1-20，进而对不同尺度的极差熵进行计算，构建 128 维多尺度熵特征向量。例如，对预处理信号进行分段（信号分割长度指标为 1024），设置 1 到 20 的尺度系数，用滑动窗方法计算各尺度的极差熵，得到 128 维的浅层特征矢量。其次，建立一维卷积神经网络（1D-CNN）模型，提取深度特征，并将预处理信号输入到模型中，构建卷积神经网络（ $1 \times 501, 1 \times 401, 1 \times 301, 1 \times 201$ ），采用 ReLU 作为激活函数，采用批标准化和 Dropout (Dropout 比率取 0.1) 抑制过拟合，得到 256 个深度特征向量。比如，拟设置批大小是 64 个，循环 100 轮，利用 Adam 优化算法对网络权重进行更新，以保证深度特征能准确地提取故障关联的深层次抽象信息。最后，采用特征拼接方法，实现

多尺度熵特征和深度特征的维数对齐，并利用 ISOMAP 算法降维，将特征维数降到 32 个维度，去除冗余信息。例如，将 128 维多尺度熵特征和 256 维深度特征进行拼接，得到 384 维的特征矢量，并将其输入到 ISOMAP 算法中，设置 15 个近邻点，完成降维，获得 32 维复合特征，为后续的模式识别奠定基础。

3.3 模式识别：从浅层分类到深度迁移

复杂工况下离心机轴承存在多种故障（内圈磨损、外圈剥落、滚珠破损等），以及工况波动（如载荷变化、转速调节等）引起的训练样本与实际样本分布不符，传统浅层分类方法（如 SVM、梯度提升树）泛化能力差，难以适应多工况变化。突破浅层分类依赖于样本分布一致性的局限，以堆栈自编码器（SAE）为深度框架，采用非监督预训练方法，同步挖掘源域（标准工况样本）和目标区域（复杂工况样本）的特征；在精细调优阶段，采用域自适应策略，自适应地适应源域和目标域分布差异，保持特征分布结构一致性，实现浅层分类向深层迁移的提升，提高复杂工况下故障识别的泛化能力和准确性。

在具体实施过程中，可建立基于源域和目标域样本集，选取标准工况下轴承正常和各类故障（内圈磨损、外圈剥落、滚珠破损等）的振动信号，并对其进行预处理和特征融合，形成源域特征集。例如，以复杂工况（不同载荷、不同转速）轴承信号为目标域样本，经同一套流程处理进而生成目标域特征集，当中源域样本数量需超过 5000 组，目标域不低于 1000 个。之后基于堆叠式自编码器 (SAE)，构建深度流形迁移学习模型，在非监督预训练阶段，将源域和目标域特征集合同时输入到模型中，挖掘两类样本的共性特征并对网络参数进行初始化。其中，SAE 架构采用 3 层自编码结构，输入维数 32（融合特征维数），隐含层维数 64,32,64，预训练循环 50 次，学习率 0.001。在此基础上，引入域判别器和源域分类器，构建域自适应目标函数，实现对不同工况下模式不变量的适应。其中，域鉴别器采用 2 级全连通层，以 Sigmoid 作为激活函数，以软最大激活函数作为源域分类器，采用 30 轮的交叉熵损失函数对模型进行优化。最后，对模型进行验证和优化，通过混淆矩阵、正确率、召回率等指标对模型性能进行评价，并根据识别率不高的故障类型对相应工况进行补充，对模型参数进行增量式训练。例如，当滚珠故障辨识精度小于 95% 时，再补加 200 组复杂工况下的滚珠损伤样本，再进行微调训练，直到目标域样本上模型总体辨识精度达到 98% 以上，从而实现复杂工况离心机轴承故障的精确辨识。

3.4 滑动轴承故障识别的特殊考虑

复杂工况下滑动轴承故障识别核心理论是基于故障隐蔽、非线性和工况耦合等特点，突破传统单一振动监测方法的局限性。针对滑动轴承故障演变过程中油膜动力学特性、润滑状态和工况扰动之间存在深度关联的问题，可从“多源特征融合”的

角度出发,结合油膜动力学和故障机理,构建适用于复杂工况的故障诊断体系,实现故障特征与工况扰动的有效分离,提高辨识精度和鲁棒性。

在具体实施过程中,可构建多源信号采集系统,在轴承座、润滑线和转子轴端分别安装相应的传感器,采样频率在 10-20 kHz 之间,同步采集振动、油液和温度数据,并进行缓存。利用小波阈值对信号进行去噪处理,利用小波包分解技术进行特征频率提取,筛选出粒度 ≥ 50 微米且介电常数变化大于 10%的异常指标。在此基础上,通过引入转速校正系数,将温度设定在 85°C,特征频率偏离 $\pm 5\%$,实现故障诊断和故障诊断,实现

润滑系统联动调整,对传感器进行百小时标定,优化模型参数。

4 结语

通过建立复杂工况条件下离心轴承故障演变及辨识体系,探明其故障形态、演变规律及工况影响机理,提出多尺度特征融合及深层迁移辨识方法,可解决强噪声多工况耦合条件下轴承故障辨识精度低、泛化性差等问题,为类似装备故障诊断提供新思路。未来,需进一步优化深度学习模型结构,实现多物理场耦合分析,拓展极端工况下故障辨识场景;并结合物联网技术等,实现离心轴承故障实时监控与智能预警,促进离心轴承故障诊断技术向智能化、精准化方向发展。

参考文献:

- [1] 马新娜,张策,李豪,等.复杂工况下的轴承故障诊断方法综述[J].软件导刊,2025,24(9):9-18.
- [2] 欧阳承达,齐铁臣,李善吉,等.实际工况下基于元学习算法的轴承故障诊断[J].轴承,2025(7):104-109.
- [3] 唐安林,陈鑫,郭瑜,等.变转速工况下瞬时角速度精确估计及其在轴承故障检测中应用[J].振动与冲击,2025,44(22):255-263+314.
- [4] 康津,马萍,张宏立,等.基于联邦域泛化的未知工况下滚动轴承故障诊断框架[J].振动与冲击,2025,44(21):316-326.
- [5] 何新荣,邵峰,郭嘉,等.变工况下基于 IPNCC-MCSKNet 的滚动轴承故障声纹识别方法[J].现代制造工程,2025(5):135-143.