

基于ICEEMDAN和小波包阈值的滚动轴承故障特征分析*

李 鑫¹, 石维喜¹, 蔡 景², 左洪福², 周恒康¹, 羊 玢¹

(1.南京工程学院交通工程学院 南京, 211167)

(2.南京航空航天大学民航学院 南京, 211106)

摘要 为了解决滚动轴承故障诊断过程中由于环境噪声干扰所导致的故障分类准确性较低的问题,提出一种基于改进型完全自适应噪声集合经验模态分解(improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, 简称ICEEMDAN)与小波包阈值去噪相结合的多阶段处理的轴承故障诊断方法。首先,对滚动轴承的原始振动信号应用ICEEMDAN方法将其分解为不同分量;其次,基于分解结果构建相关系数-多尺度排列熵(multi-scale permutation entropy, 简称MPE)筛选准则以划分高噪、低噪分量;然后,利用小波包阈值抑制高噪分量中的背景噪声,并与低噪分量进行重构;最后,对重构信号实施包络解调,提取出蕴含关键故障信息的特征信号,并建立故障特征能量图,实现对轴承故障类型的识别。为了验证所提出方法的有效性,分别采用滚动轴承外圈故障仿真数据、凯斯西储大学深沟球轴承实验台的故障数据和某型航空发动机三支点轴承试验平台的试验数据开展试验验证。试验结果表明,所提方法能够在复杂工况下准确识别滚动轴承的故障模式,对滚动轴承的智能运维具有重要的理论意义和工程实用价值。

关键词 滚动轴承;小波包阈值;多尺度排列熵;包络谱;故障能量

中图分类号 TH133.33

引 言

旋转件是机械系统的重要组成部分,滚动轴承作为常用的旋转部件,因其结构紧凑、便于拆卸及机械效率高等优点,在保障设备安全稳定运行方面具有重要意义^[1]。在实际工况下,振动信号常受强背景噪声干扰导致故障特征提取难度显著增加。由于传统信号处理方法难以满足强噪声下的故障分析,因此系统优化复杂工况下的振动信号处理技术成为突破旋转机械故障分析技术瓶颈的关键研究方向,具有重要的理论意义与工程价值。

当前针对旋转机械振动信号处理的研究,主要围绕噪声抑制、时频特征解析及非线性特征量化3大技术维度展开。针对强噪声环境下振动信号淹没混叠、周期性不明显等问题,Xiong等^[2]提出了时延自相关降噪算法,有效滤除噪声并提取出了周期性振动信号。高斯白噪声对低时延较为敏感,当时延值为0时,自相关值较大。李文华等^[3]利用自相关函数分离含噪信号,时延值为0处自相关值置0,去除了非周期噪声,保留信号中的有效周期成分。然

而,该改进方案仅针对单一类型噪声,面对工业场景中多源噪声的混合干扰时,其适应性仍需进一步提升。

在非时频特征解析方面,Zhang等^[4]充分发挥短时傅里叶变换(short time Fourier transform, 简称STFT)在时域-频域局部化分析中的优势,提高了故障识别能力。由于STFT存在固定窗口宽度的缺陷,Sun等^[5]采用小波包技术突破了此局限,对高低频成分进行同步精细化分解,提高了在不平衡样本下的故障诊断能力,但该技术对小波基函数与分解尺度的选择依赖性强,缺乏自适应优化机制。王奉涛等^[6]采用经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称EMD)将复杂信号分解为一系列本征模态分量(intrinsic mode function, 简称IMF),简化了特征提取流程,具有较高的故障诊断准确率。EMD易受信号间歇性影响产生模态混叠,为抑制模态混叠,王全全等^[7]采用改进型完全自适应噪声集合经验模态分解,通过先对白噪声进行EMD、再将其IMF逐次添加到原始信号EMD余量中,有效减少伪模态与残余噪声。

* 国家自然科学基金资助项目(12372079);江苏省自然科学基金资助项目(BK20220687);航空科学基金资助项目(2024L042052001)

收稿日期:2025-03-25;修回日期:2025-11-06

在非线性信号特征量化领域,熵作为表征时间序列复杂度与不确定性的核心指标,被广泛用于轴承故障特征提取。排列熵(permutation entropy,简称PE)^[8]在故障早期信号幅值变化微弱时,易导致特征估计结果偏离真实值,降低故障识别的灵敏度。李瑞等^[9]将多尺度分析思想与PE结合,提出多尺度排列熵,通过在不同时间尺度下计算MPE来拓展特征表征维度,并成功应用于高压隔膜泵单向阀故障诊断,但该方法针对旋转机械不同部件,易出现不同故障类型特征重叠的问题,制约了故障特征的全面性与有效性。综合现有研究可知,当前旋转机械振动信号处理技术存在强噪声下的降噪鲁棒性不足、时频分解的精度与可靠性待提升以及非线性特征量化的区分度与适配性欠缺问题。

笔者提出一种基于ICEEMDAN与小波包阈值相结合的多阶段处理的滚动轴承故障诊断方法。该方法通过小波包阈值降噪优化ICEEMDAN分解结果,并结合故障特征能量分析,构建了多阶段协同处理框架。该方法兼顾ICEEMDAN的非平稳信号分解优势与小波包降噪的信号优化能力,实现了故障特征的精准提取。

1 理论分析

1.1 自相关降噪

在滚动轴承振动信号中,为了降低随机噪声对信号周期性的影响,采用时延自相关方法对信号进行降噪^[10],以增强其中的周期性成分,有效减弱随机噪声的影响。

自相关性是衡量某个变量与本身之间的线性联系或相互依赖程度,通过内积运算得到自相关函数 $R_x(\tau)$ 为

$$R_x(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)x(t+\tau)dt \quad (1)$$

其中: $x(t)$ 为原始序列; T 为观测时间; τ 为时延值。

1.2 ICEEMDAN分解

现有的完全自适应噪声集合经验模态分解在进行故障信号分解时,会出现模态分量的噪声变多和模态分量个数增加的问题。ICEEMDAN通过改变噪声的生成和添加方式,使分解后的模态数更符合真实模态,减少伪模态数^[11]。

ICEEMDAN分解步骤如下。

1) 生成 K 个高斯白噪声,其服从均值为0、方差

为1的标准正态分布,再对 K 个噪声进行EMD分解,获得 K 个 m 阶分量,并和原始信号进行重构获得重构信号,即

$$x^{(i)} = x + \epsilon_j Z_j(\varphi^{(i)}) \quad (i=1, 2, \dots, K; j=1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

其中: $x^{(i)}$ 为第 i 个重构信号; x 为原始信号; ϵ_j 为第 j 次分解时噪声标准差; $Z_j(\bullet)$ 为信号的第 j 阶IMF分量; $\varphi^{(i)}$ 为第 i 个高斯白噪声。

令 $j=1$ 时,得到 k 个一阶重构信号,即

$$x^{(i)} = x + \epsilon_1 Z_1(\varphi^{(i)}) \quad (3)$$

2) 分别对 k 个一阶重构信号进行EMD,获得 k 个一阶余量,为了方便用 $D(\bullet)$ 表示提取余量,则

$$r_1^i = D(\varphi^{(i)}) \quad (4)$$

3) 对 k 个余量求平均,得到整体的一阶余量,再通过原始信号得到IMF₁分量,完成第1次分解,即

$$\text{IMF}_1 = x - \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k r_1^i \quad (5)$$

4) 此时,整体的一阶余量作为第2次分解的原始信号,令 $j=2$,获得 k 个二阶重构信号,即

$$x^{(i)} = x + \epsilon_2 Z_2(\varphi^{(i)}) \quad (6)$$

5) 对 k 个二阶重构信号进行EMD,得到 k 个二阶余量,即

$$r_2^i = D(\varphi^{(i)}) \quad (7)$$

以此类推,得到 k 个 j 阶余量,分别求平均并与当前原始信号相减,得到各阶IMF分量。当模态分量小于柯西收敛准则时,则停止分解,得到IMF₁, IMF₂, ..., IMF _{m} ,即

$$\text{IMF}_j = r_{j-1} - r_j \quad (8)$$

其中: $r_j = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k D(r_{j-1} + \epsilon_j E_j(\varphi^i))$ 。

1.3 相关系数-多尺度排列熵筛选准则

1.3.1 相关系数

考虑到ICEEMDAN分解后,各阶模态分量包含的非确定性噪声信号和确定性真实信号不同,采用皮尔逊相关系数量化原始信号和各分量间的线性相关程度^[12],即

$$r(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)} \sqrt{D(Y)}} \quad (9)$$

其中: X, Y 为2个变量; $r(X, Y)$ 为2个变量之间的相关系数; $D(\bullet)$ 为变量的方差; $\text{Cov}(\bullet)$ 为相关函数。

该系数通过式(9)将相关程度映射至 $[-1, 1]$ 区间,对分量进行初步筛选。

1.3.2 多尺度排列熵

分量中非确定性噪声信号和确定性真实信号在排列熵中的表现不同,可采用排列熵值区分噪声与信号,但排列熵是研究分量在单一尺度下的熵值^[13],准确度较低。为了进一步准确区分高噪模态分量和低噪模态分量,采用多尺度排列熵方法筛选分量^[14]。多尺度排列熵的计算流程如下。

1) 生成数据长度为 N 的一组时间序列 $X_i (i=1, 2, \dots, N)$, 按照不同尺度 C , 将序列进行粗粒化处理, 即

$$z_j^C = \frac{1}{C} \sum_{i=(j-1)C+1}^{jC} X_i \quad (j=1, 2, \dots, [N/C]) \quad (10)$$

其中: z_j^C 为粗粒化序列, 表示原始数据以 C 为长度无重叠分组后, 各组平均值的集合; $[\cdot]$ 表示取整。

2) 对 z_j^C 进行维数为 m 、延迟时间为 τ 的相空间重构, 将原始数据转化成 $N-(m-1)\tau \times m$ 矩阵, 则第 l 个重构分量为

$$Z_l^C = \{z_l^C, z_{l+\tau}^C, \dots, z_{l+(m-1)\tau}^C\} \quad (11)$$

其中: l 为重构分量的序号, $l=1, 2, \dots, N-(m-1)\tau$ 。

3) 对 Z_l^C 中的每个元素按照从小到大排序, 并获取每个元素排序前的列索引序号, 构成一组位置序列, 共有 $N-(m-1)\tau$ 个位置序列, 每个位置序列有 A_m^m 排列方式, 即

$$k(r) = (d_1, d_2, \dots, d_m) \quad (12)$$

其中: r 为位置序列的可能个数, $r=1, 2, \dots, R$; R 为最多的可能数, $R \leq A_m^m$; $k(r)$ 为第 r 位置序列; d 为元素列索引值。

4) 计算每种位置序列出现的频率 P_n

$$P_n = \frac{N_n}{\sum_{n=1}^{N-(m-1)\tau} N_n} \quad (13)$$

5) 将 P_n 代入香农熵公式, 得到单个尺度下的排列熵, 即

$$H_{PK}^C = - \sum_{i=1}^{N-(m-1)\tau} P_n \ln(P_n) \quad (14)$$

其中: H_{PK}^C 为单尺度下的排列熵, $\max(H_{PK}^C) = A_m^m$ 。

6) 为了计算方便, 对 H_{PK}^C 进行归一化处理, 即

$$H_{HPK}^C = \frac{H_{PK}^C}{\ln(A_m^m)} \quad (15)$$

7) 对不同尺度排列熵进行均值化处理, 得到多尺度排列熵, 即

$$MPE = \sum_{o=1}^C H_{HPK}^o \quad (16)$$

其中: MPE 为时间序列 X_i 在尺度 C 下的多尺度排列熵值。

滚动轴承振动信号通常蕴含复杂冗余成分, 为在筛选过程中平衡固有模态分量中有效信息与噪声成分的比例, 构建固有模态分量的相关系数绝对值与多尺度排列熵的乘积作为量化指标 W , 即

$$W = MPE_c \cdot r_c \quad (17)$$

其中: MPE_c 为固有模态分量的多尺度排列熵值; r_c 为固有模态分量相关系数的绝对值。

相关系数阈值 T 的计算公式为

$$T = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r})^2}{n}} \quad (18)$$

其中: $\bar{r}$ 为 r_c 的平均值。

将相关系数阈值与多尺度排列熵阈值 MPE_0 相乘作为筛选指标 C_0 , 其计算公式为

$$C_0 = MPE_0 \cdot T \quad (19)$$

其中: MPE_0 为归一化后原始信号多尺度排列熵值。

1.4 小波包阈值降噪

传统小波降噪方法仅聚焦于低频成分的处理, 忽视了高频细节成分的分析。小波包变换通过对高低频成分的全面分析, 在保留低频趋势的同时, 有效提取了高频分量中的细微特征, 完整地保留了故障特征信息^[15]。

1.4.1 小波基函数选择

小波基函数的选取需考虑正交性、消失矩等属性, 不同属性会影响小波包降噪结果^[16]。考虑实际噪声特性, 笔者选择滤波器长度为 8 的 db4 小波基函数。

1.4.2 分解层数选择

不同分解层数影响小波包分解效果, 若分解层数过多, 会损失大量有效信息; 反之, 若分解层数不足, 则无法充分分离信号与噪声的小波包系数。笔者选择分解层数为 $3^{[17]}$ 。

1.4.3 阈值计算

小波包阈值大小影响小波包阈值分解效果, 适当的阈值可实现信号成分和噪声成分的有效分离, 提高降噪效果^[18]。计算小波包分量阈值的计算公式为

$$\lambda = \sqrt{2 \ln N} \sigma \quad (20)$$

其中: N 为变量的长度; σ 为变量方差。

1.4.4 阈值处理函数

阈值函数体现了小波包系数对阈值的不同处理方法,阈值处理的表达式为

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(w_{j,k})(|w_{j,k}| - l) & (|w_{j,k}| \geq \lambda) \\ 0 & (|w_{j,k}| < \lambda) \end{cases} \quad (21)$$

其中: $w_{j,k}$ 为原始小波系数; $\text{sgn}()$ 为符号函数。

1.5 故障特征能量分析法

考虑到故障特征信息在滚动轴承故障分类中的重要性,本研究针对性地解析滚动轴承的故障特征信息,并构建综合量化指标,实现了多维度故障特征的高效融合,为滚动轴承故障分类提供了简明且直观的量化依据^[19]。

$$Q = \frac{\sum_{a=1}^m q_a^2 + \sum_{b=1}^n q_b^2}{\sum_{c=1}^k q_c^2} \quad (22)$$

其中: q_a^2 为从包络谱图中提取的故障特征信息及其倍频能量; q_b^2 为从包络谱图中提取的故障特征谐波能量; q_c^2 为包络谱所有能量。

若故障特征能量占比大于 50%,则可判断轴承存在该类型故障。

2 基于 ICEEMDAN 和小波包阈值的滚动轴承故障特征能量分析方法

本研究提出了一种基于 ICEEMDAN 与小波包阈值降噪相结合的多阶段信号处理的滚动轴承故障诊断方法,图 1 为故障诊断流程图,具体步骤如下。

1) 数据获取与模态分解。通过加速度传感器收集滚动轴承振动信号,运用 ICEEMDAN 技术提取故障特征获得 IMF 分量。

2) 融合指标筛选。构建基于相关系数绝对值与多尺度排列熵的融合筛选准则,实现高噪与低噪成分分类,提取出高噪信号与低噪信号。

3) 小波包阈值与故障诊断。对高噪信号进行一维三阶小波包变换,基于底层小波包系数计算阈值参数,经软阈值函数量化处理后获得降噪信号,将其与低噪信号重构,得到高信噪比重构信号。对重构信号进行包络分析,提取轴承故障振动信号的故障特征信息,构建故障特征能量图,实现滚动轴承诊断。

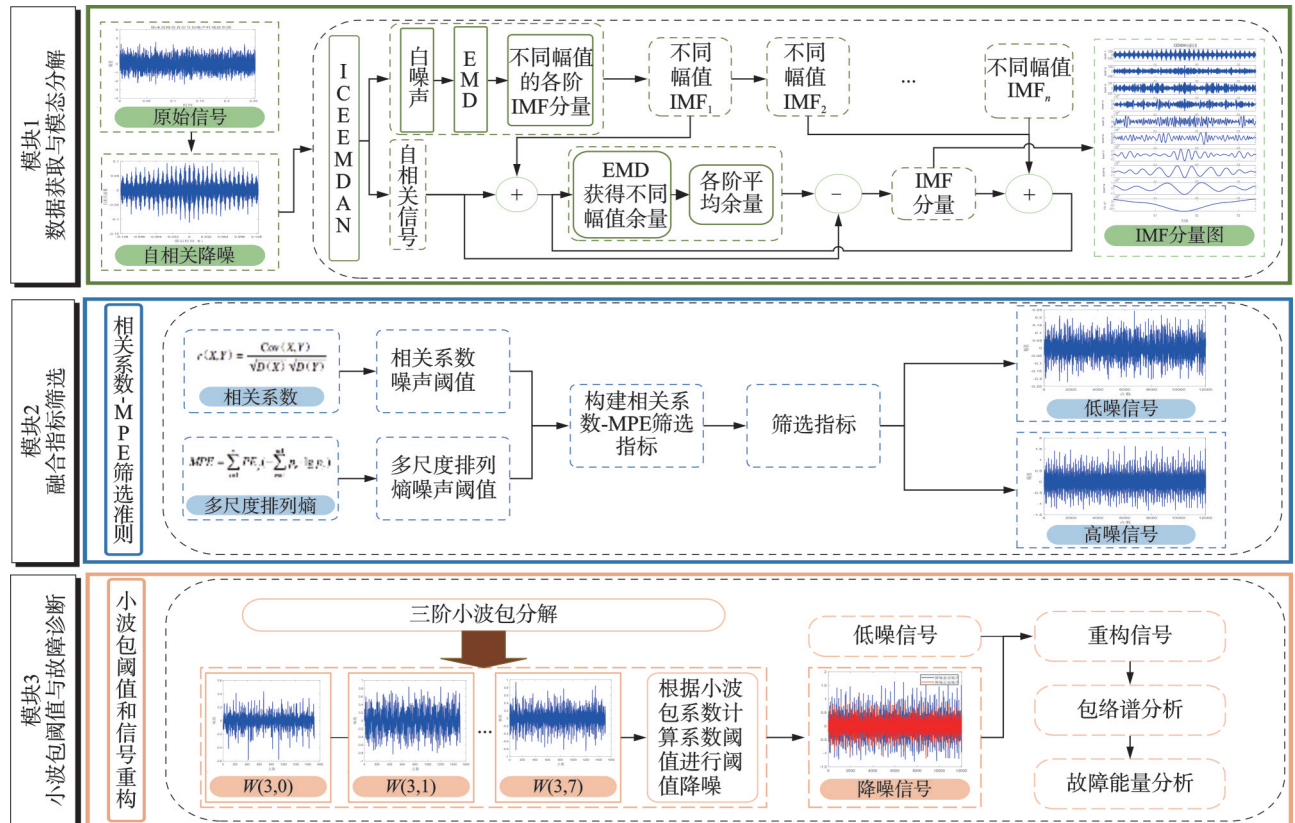


图 1 故障诊断流程图

Fig.1 Fault diagnosis flowchart

3 实验验证

3.1 滚动轴承故障类型和故障特征频率

当设备发生故障时,会引发显著的周期性冲击响应,同时伴随周期性特征频率出现。为了方便分析,将故障时的滚动轴承外圈频率定义为 F_o ;内圈频率为 F_i ;滚动体频率为 F_r ;保持架频率为 F_c 。滚动轴承发生不同故障的特征理论频率的计算公式^[20]为

$$F_o = \frac{nf_r}{2} (1 - \frac{d}{D} \cos \phi) \quad (23)$$

$$F_i = \frac{nf_r}{2} (1 + \frac{d}{D} \cos \phi) \quad (24)$$

$$F_c = \frac{1}{2} f_r (1 - \frac{d}{D} \cos \phi) \quad (25)$$

$$F_r = \frac{D}{2d} \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \phi \right)^2 \right] \quad (26)$$

其中: n 为滚动体的个数; f_r 为轴转频; d 为滚动体直径; D 为滚道节径; ϕ 为接触角。

3.2 滚动轴承外圈故障仿真信号验证

为验证所提出方法的有效性,构建了滚动轴承外圈故障响应函数。通过在目标函数中引入高斯白噪声,模拟实际工况下故障轴承信号受环境噪声干扰的特征。其数学表达式为

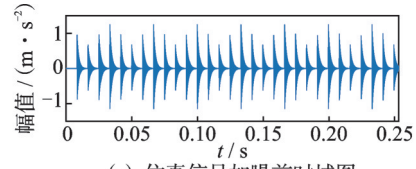
$$\begin{cases} x(t) = s(t) + n(t) = \sum A_i h(t - iT) + n(t) \\ h(t) = \exp(-C_1 t) \cos(2\pi f_n t) \\ A_i = 1 + A_0 \cos(2\pi f_r t) \end{cases} \quad (27)$$

其中: $s(t)$ 为周期性冲击成分;幅值 A_0 为0.3;转频 f_r 为30 Hz;衰减系数 C_1 为700;共振频率 f_n 为4 kHz;外圈故障特征频率为120 Hz; $n(t)$ 为高斯白噪声;所加信噪比为-13 dB;采样频率为16 kHz;分析点数为4 096。

图2为仿真原始信号加噪前后时域图。为了通过信号验证轴承的故障类型,对信号进行快速傅里叶变换,得到如图3所示的仿真加噪信号频谱图,仿真信号的故障特征频率为120 Hz。

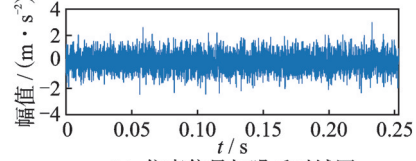
为了提取故障信息,对加噪信号进行包络谱分析,图4为仿真加噪信号包络谱图。观察到加噪信号周期性较差,采用自相关降噪对加噪信号进行周期性降噪,图5为加噪信号自相关降噪结果对比。

采用ICEEMDAN结合小波包阈值降噪法对信号进行进一步降噪。ICEEMDAN分解各IMF分量



(a) 仿真信号加噪前时域图

(a) Time-domain diagram of simulated signal before noise addition



(b) 仿真信号加噪后时域图

(b) Time-domain diagram of simulated signal after noise addition

图2 仿真原始信号加噪前后时域图

Fig.2 Time-domain diagrams of simulated original signal before and after noise addition

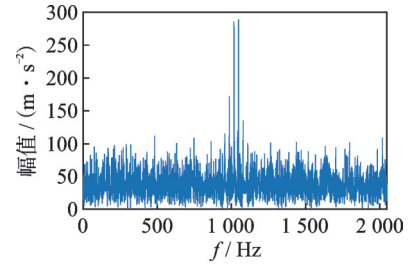
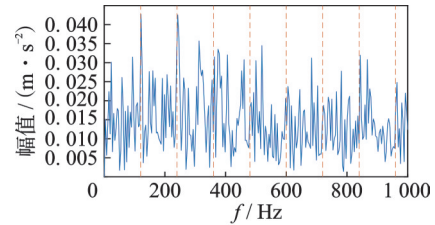


图3 仿真加噪信号频谱图

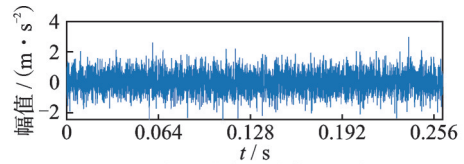
Fig.3 Frequency-domain of simulated noisy signal



— 包络谱; --- 故障特征频率及其倍频

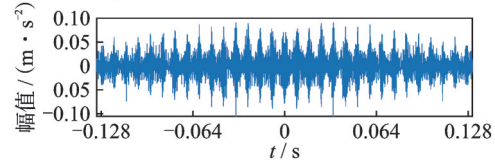
图4 仿真加噪信号包络谱图

Fig.4 Envelope spectrum of simulated noisy signal



(a) 自相关降噪前信号时域图

(a) Time-domain diagram of signal prior to autocorrelation-based denoising



(b) 自相关降噪后信号时域图

(b) Time-domain diagram of signal after autocorrelation-based denoising

图5 加噪信号自相关降噪结果对比

Fig.5 Comparison of autocorrelation-based denoising results for noisy signal

结果如图 6 所示。融合指标分量筛选结果如图 7 所示,纵坐标表示融合指标大小,属于无量纲值。

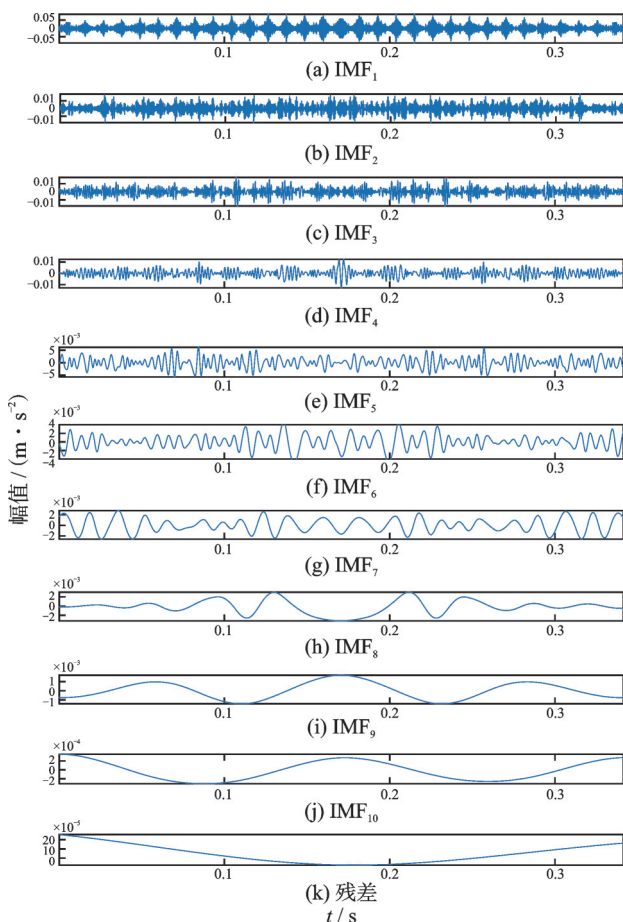


图 6 ICEEMDAN 分解各 IMF 分量结果

Fig.6 Intrinsic mode function components from ICEEMDAN decomposition

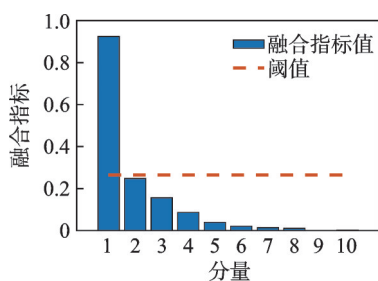


图 7 融合指标分量筛选结果

Fig.7 Characterization of modal components via multi-index fusion criterion

采用小波包阈值降噪法对高噪分量进行降噪处理,仿真信号降噪前后信号对比如图 8 所示。重构信号包络谱如图 9 所示。

外圈仿真数据故障特征能量诊断结果如图 10 所示。轴承外圈故障特征能量为 62%,内圈、滚动体和正常故障能量之和为 38%,说明此轴承发生了外圈故障。

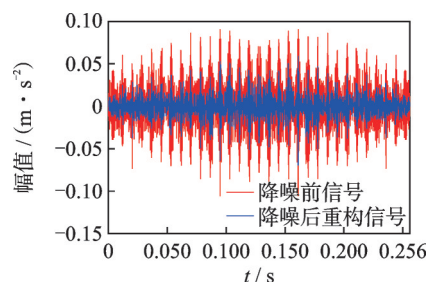


图 8 仿真信号降噪前后信号对比

Fig.8 Comparative analysis of simulated signals before and after noise reduction

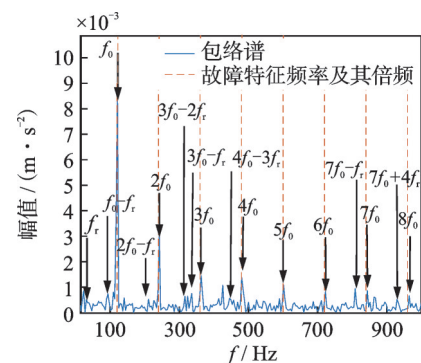


图 9 重构信号包络谱图

Fig.9 Envelope spectrum of reconstructed signal

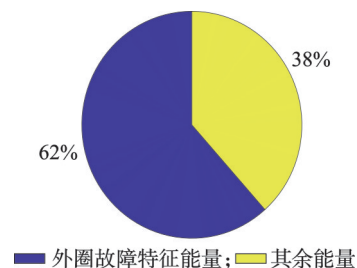


图 10 外圈仿真数据故障特征能量诊断结果

Fig.10 Graph of diagnostic results for fault characteristic energy in outer race simulated data

3.3 公开轴承故障实例分析

3.3.1 西储大学数据集介绍

为了验证笔者所提出方法在轴承故障诊断中的实际应用价值,采用美国凯斯西储大学的实验数据进行分析。滚动轴承故障模拟试验台能够在不同工况下有效模拟各种轴承故障场景,增强了研究结果在实际工程中的应用意义。

3.3.2 内圈故障验证

试验数据选取美国凯斯西储大学滚动轴承数据库中型号为 6205-2RSJEM-SKF 的深沟球轴承内圈故障样本(数据文件 105.mat)的驱动端振动信号作为内圈故障诊断的试验数据,采样频率为 12 kHz。

表 1 为西储大学轴承故障试验参数。经理论计算,内圈故障特征频率为 162.2 Hz。提取 1 s 数据为研究对象,图 11 为轴承原始数据时域图。

表 1 西储大学轴承故障试验参数

Tab.1 CWRU bearing fault test parameter table

参数	数值
滚珠直径/mm	7.940
接触角/(°)	0
轴承中径/mm	39.039
轴承转速/(r·min ⁻¹)	1 797
滚珠个数	9

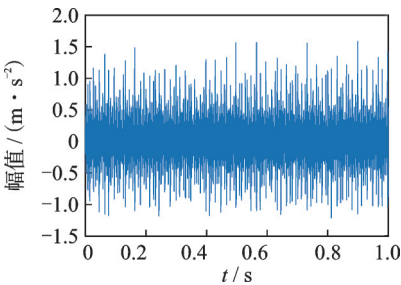


图 11 轴承原始数据时域图

Fig.11 Bearing raw signal time-domain representation

对数据进行 ICEEMDAN 分解后,基于相关系数与多尺度排列熵的融合指标进行高噪与低噪分量的筛选。对高噪分量进行小波包阈值降噪处理,将降噪后的信号与低噪分量重构,最终获得重构信号。西储轴承数据降噪前后对比如图 12 所示。

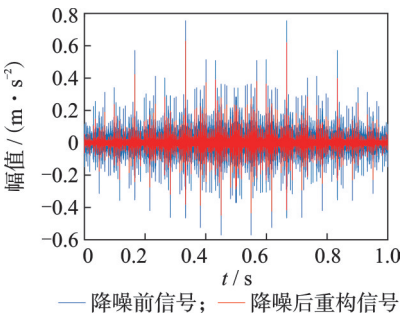


图 12 西储轴承数据降噪前后对比

Fig.12 Comparative analysis of CWRU bearing signals before and after noise reduction

根据重构信号构建包络谱图,并提取故障特征频率及其谐波等特征信息作为区分轴承状态的依据。

图 13 为内圈轴承故障特征信息,展示了包络谱提取出的故障特征频率 f_0 及其倍频,转频 f_r 及其倍频,以及故障特征调制频率,如 f_0+2f_r , f_0-2f_r 等。

将图 13 中的故障信息代入式 (22),内圈公开数据故障特征能量诊断结果如图 14 所示。轴承内圈

故障频率为 58%,其余能量之和为 42%,可判断该轴承故障类型为内圈故障,验证了笔者所提出方法的正确性。

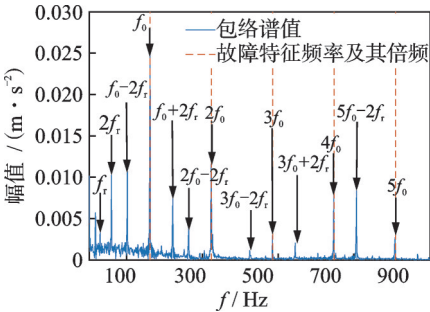


图 13 内圈轴承故障特征信息

Fig.13 Graph of fault characteristic information of inner race rolling bearings

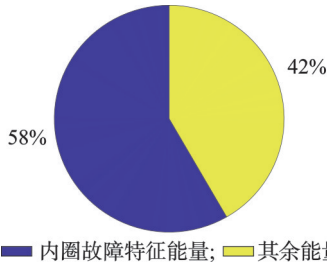


图 14 内圈公开数据故障特征能量诊断结果

Fig.14 Graph of diagnostic results for fault characteristic energy in inner race publicly available data

3.4 航空发动机主轴轴承故障试验验证

3.4.1 试验数据介绍

为了进一步验证所提出方法在滚动轴承故障诊断上的工程应用效果,开展了某型航空发动机主轴轴承故障模拟试验。经过数十小时的整机试车,三支点轴承故障形式为外圈真实磨损故障,传感器安装在中介机匣和涡轮后机匣上,采样频率为 117 kHz。试验工况为发动机高压转子转速达到 8 400 r/min,此时轴承的外圈理论故障特征频率为 2 100 Hz。

3.4.2 外圈故障分析

使用加速度计采集三支点轴承故障振动信号,图 15 为试验数据时域图,采用自相关分析法获取降噪后的周期性振动信号。

根据式 (19) 计算小波包阈值,对高噪信号进一步降噪处理,并与低噪信号组成重构信号。图 16 为小波包阈值降噪前后对比,可以看出,降噪结果显著,利于提取故障特征信息。

对重构信号进行包络谱分析,提取轴承故障特征信息如图 17 所示。

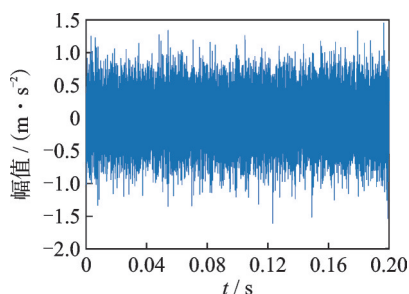


图 15 试验数据时域图

Fig.15 Time-domain diagram of test data

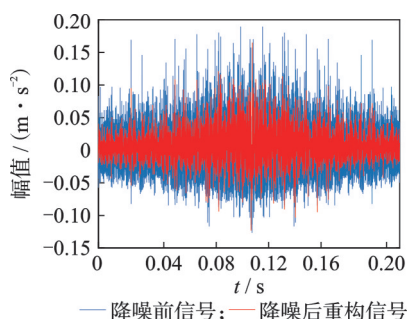


图 16 小波包阈值降噪前后对比

Fig.16 Graph of comparison before and after wavelet packet threshold denoising

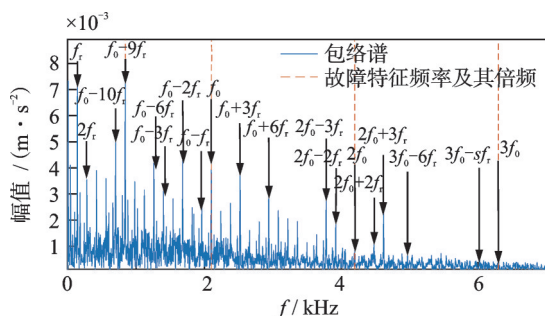


图 17 轴承故障特征信息

Fig.17 Graph of fault characteristic information of rolling bearings

图 18 为试验数据故障特征能量诊断结果,展示了外圈故障特征能量占比为 52%,其余能量占比 48%,能够识别出外圈故障,与实际情况一致,验证了所提出方法的有效性。

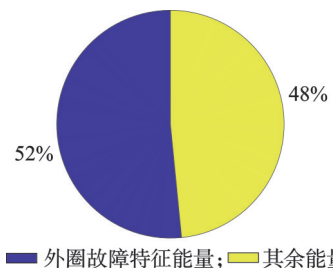


图 18 试验数据故障特征能量诊断结果

Fig.18 Graph of diagnostic results for fault characteristic energy in test data

4 结 论

1) 提出一种多阶段降噪的滚动轴承故障诊断方法,分别采用滚动轴承外圈故障仿真数据、公开数据集及试验数据验证了所提出方法的有效性。

2) 针对滚动轴承受强噪声干扰、故障特征信息提取困难、故障类型判别精度低的问题,建立相关系数-多尺度排列熵联合筛选准则,并结合 ICEEMDAN-小波包阈值多阶段去噪方法,提高了数据质量。

3) 采用包络谱分析提取重构信号故障特征信息。通过构建故障特征能量图,实现对滚动轴承故障类型的精准判别,具有重要的理论意义与工程应用价值。

参 考 文 献

- [1] 官源林,刘贵林,于春雨,等. 基于 CNN 与 BLS 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(5):1017-1022.
GUAN Yuanlin, LIU Gunlin, YU Chunyu, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on CNN and BLS[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(5): 1017-1022. (in Chinese)
- [2] XIONG C, WANG M, CHEN W. Data analysis and dynamic characteristic investigation of large-scale civil structures monitored by RTK-GNSS based on a hybrid filtering algorithm[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2022, 12(4):857-874.
- [3] 李文华,姜惠,赵正元,等. 基于波形匹配端点延拓法优化的经验模态分解算法在铁路继电器参数降噪上的应用[J]. 电工技术学报, 2022, 37(10):2656-2664.
LI Wenhua, JIANG Hui, ZHAO Zhenyuan, et al. Application of empirical mode decomposition algorithm based on waveform matching endpoint continuation method in noise reduction of railway relay parameters [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(10): 2656-2664. (in Chinese)
- [4] ZHANG B, WAN S, ZHAO X, et al. Instantaneous rotational frequency estimation and fault diagnosis for rotating machinery based on multi-component short-time Fourier transform[J]. Measurement, 2025, 253: 117565.
- [5] SUN Y, TAO H, STOJANOVIC V. Autoregressive data generation method based on wavelet packet transform and cascaded stochastic quantization for bearing fault diagnosis under unbalanced samples[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 138:109402.

- [6] 王奉涛, 邓刚, 王洪涛, 等. 基于 EMD 和 SSAE 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2019, 32(2):368-376.
WANG Fengtao, DENG Gang, WANG Hongtao, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on EMD and SSAE[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(2): 368-376. (in Chinese)
- [7] 王全全, 谢松霖, 顾志豪, 等. 低信噪比下基于 ICEEMDAN 和 HHO 的协作频谱感知方法[J]. 系统工程与电子技术, 2025, 47(9):3109-3116.
WANG Quanquan, XIE Songlin, GU Zhihao, et al. Cooperative spectrum sensing method based on ICEEMDAN and HHO under low signal to noise ratio [J]. Systems Engineering and Electronics, 2025, 47(9):3109-3116. (in Chinese)
- [8] MA P, LIANG W, ZHANG H, et al. Multiscale permutation entropy based on natural visibility graph and its application to rolling bearing fault diagnosis[J]. Structural Health Monitoring, 2025, 24(1):313-326.
- [9] 李瑞, 范玉刚. 基于 CEEMDAN 多尺度排列熵和 SO-RELM 的高压隔膜泵单向阀故障诊断[J]. 振动与冲击, 2023, 42(5):127-135.
LI Rui, FAN Yugang. Fault diagnosis of one-way valve of high-pressure diaphragm pump based on CEEMDAN multi-scale permutation entropy and SO-RELM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(5): 127-135. (in Chinese)
- [10] 雷衍斌, 李舜酩, 门秀花, 等. 基于自相关降噪的混叠转子振动信号分离[J]. 振动与冲击, 2011, 30(1): 218-222.
LEI Yanbin, LI Shunming, MEN Xiuhua, et al. Separating mixed rotor vibration signals based on auto-correlation denoising[J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(1):218-222. (in Chinese)
- [11] XIAO M H, WANG Z Y, ZHAO Y F, et al. A new fault feature extraction method of rolling bearings based on the improved self-selection ICEEMDAN-permutation entropy[J]. ISA Transactions, 2023, 143: 536-547.
- [12] PAN H Y, SHUAI J B, LI J H, et al. Analysis of Deformation behavior characteristics of double-prevention boreholes based on pearson Correlation Coefficient[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2025, 58(6):1-23.
- [13] LANDAUSKAS M, CAO M, RAGULSKIS M. Permutation entropy-based 2D feature extraction for bearing fault diagnosis[J]. Nonlinear Dynamics, 2020, 102(3):1-15.
- [14] 康怡泽, 姚颖康, 董润龙, 等. 基于 ICEEMDAN-多尺度排列熵的拆除爆破振动信号降噪研究[J]. 振动与冲击, 2024, 43(13):275-287.
KANG Yize, YAO Yingkang, DONG Runlong, et al. Denoising of demolition blasting vibration signals based on ICEEMDAN - multiscale permutation entropy[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(13): 275-287. (in Chinese)
- [15] WU Q, LI G, WANG X, et al. Jamming recognition method based on wavelet packet decomposition and improved deep learning[J]. Digital Communications and Networks, 2025, 11(5):1469-1478.
- [16] HUANG Q B, LIU B N, ZHANG W M, et al. Application of a novel constrained wavelet threshold denoising method in ensemble-based background-error variance [J]. Science China Technological Sciences, 2018, 61(6):809-818.
- [17] YU M Y, FANG M H, GUO G H. Combined failure identification of intermediate bearing in aeroengine based on wavelet transform, second-order difference, and 1D-LBP[J]. Structural Health Monitoring, 2025, 24(6): 3617-3636.
- [18] ZU X J, SUN W H, GUO Y C, et al. Feature extraction for low-speed bearing fault diagnosis based on spectral amplitude modulation and wavelet threshold denoising[J]. Sensors, 2025, 25(12): 3782.
- [19] 栾孝驰, 赵俊豪, 沙云东, 等. 基于特征能量建立的航空发动机滚动轴承故障预警方法[J]. 航空动力学报, 2025, 40(7): 21-34.
LUAN Xiaochi, ZHAO Junhao, SHA Yundong, et al. Fault warning method for aircraft engine rolling bearings based on feature energy[J]. Journal of Aerospace Power, 2025, 40(7):21-34. (in Chinese)
- [20] SHI K J, LIU S L, JIANG C, et al. Rolling bearing feature frequency extraction using extreme average envelope decomposition[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2016, 29(5):1029-1036.



第一作者简介:李鑫,男,1990年4月生,博士、讲师。主要研究方向为寿命预测、故障诊断与健康管理。曾发表《Repair tolerance assessment for aircraft composite structures using Bayesian updating》(《Chinese Journal of Aeronautics》2024, Vol.37)等论文。
E-mail:lixin1990@nuaa.edu.cn

通信作者简介:蔡景,男,1976年12月生,博士、副教授。主要研究方向为故障诊断与健康管理、可靠性维修性工程。
E-mail:cailing@nuaa.edu.cn