

基于参数优化ICEEMDAN-MCKD的 滚动轴承故障特征提取研究*

刘果, 姜宏[†], 章翔峰

(新疆大学 机械工程学院(智能制造现代产业学院), 新疆 乌鲁木齐 830017)

摘要: 针对旋转机械运行过程中, 滚动轴承会产生冲击性强、结构复杂的振动信号, 导致故障特征难以精准提取的问题, 本文提出一种基于冠豪猪优化算法(CPO)联合优化ICEEMDAN与MCKD的故障特征提取方法. 首先, 采用CPO算法对ICEEMDAN中噪声幅值(Nstd)与噪声添加次数(NR)等关键参数进行自适应寻优, 分解原始带噪信号, 得到多个本征模态函数(IMF), 并以峭度为指标筛选有效分量进行重构; 其次, 在MCKD方法中引入CPO优化算法对其核心参数滤波器长度(L)与移位数(M)进行寻优, 对重构信号应用MCKD以增强其包含的周期性冲击特征; 最后, 从包络谱中提取关键故障特征频率. 实验结果表明, 该方法能够有效提取关键故障特征频率成分, 将提取效果与其他算法进行对比分析, ICEEMDAN-MCKD算法提取效果更加清晰, 验证了其在故障特征提取方面的鲁棒性.

关键词: 滚动轴承; 故障特征提取; 冠豪猪优化算法; 最大相关峭度解卷积; 包络谱分析

DOI: 10.13568/j.cnki.651094.651316.2025.06.19.0001

中图分类号: TH17; TH165.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-7675(2025)06-0685-014

引文格式: 刘果, 姜宏, 章翔峰. 基于参数优化ICEEMDAN-MCKD的滚动轴承故障特征提取研究[J]. 新疆大学学报(自然科学版中英文), 2025, 42(6): 685-698.

英文引文格式: LIU Guo, JIANG Hong, ZHANG Xiangfeng. Research on fault feature extraction of rolling bearings based on parameter-optimized ICEEMDAN-MCKD[J]. Journal of Xinjiang University(Natural Science Edition in Chinese and English), 2025, 42(6): 685-698.

Research on Fault Feature Extraction of Rolling Bearings Based on Parameter-Optimized ICEEMDAN-MCKD

LIU Guo, JIANG Hong, ZHANG Xiangfeng

(School of Mechanical Engineering (School of Intelligent Manufacturing and Modern Industry),
Xinjiang University, Urumqi Xinjiang 830017, China)

Abstract: During the operation of rotating machinery, rolling bearings generate vibration signals that have strong impact and complex structures, which makes it difficult to accurately extract fault features. Therefore, a fault feature extraction method based on the crested porcupine optimizer (CPO) combined with the optimization of ICEEMDAN and MCKD is proposed. Firstly, the CPO algorithm is used to adaptively optimize the key parameters such as noise amplitude (Nstd) and addition times (NR) in ICEEMDAN, decomposing the original noisy signal to obtain multiple intrinsic mode function (IMF), and selecting the effective components as indicators of kurtosis for reconstruction; Secondly, the CPO optimization algorithm is introduced into the MCKD method to optimize its core parameters, filter length (L) and shift number (M), and apply MCKD to the reconstructed signal to enhance the periodic impact features contained therein; Finally, the key fault feature frequencies are extracted from the envelope spectrum. Experimental results show that this method can effectively extract the key fault feature frequency components. The extraction effect is compared and analyzed with other algorithms. The ICEEMDAN-MCKD algorithm has a clearer extraction effect, verifying its robustness in fault feature extraction.

Key words: rolling bearing; fault feature extraction; crested porcupine optimizer; maximum correlation kurtosis deconvolution; envelope spectrum analysis

* 收稿日期: 2025-06-19

基金项目: 新疆维吾尔自治区重大科技专项“六行打包采棉机关键技术研究与应用”(2022294797).

作者简介: 刘果(1993—), 男, 硕士生, 从事机械故障诊断的研究, E-mail: 9939627@qq.com.

† 通讯作者: 姜宏(1976—), 男, 博士, 教授, 主要从事故障诊断、信号处理、机器学习的研究, E-mail: onlyxjjh@xju.edu.cn.

0 引言

滚动轴承作为各类旋转机械的关键传动部件,广泛应用于大型设备.其一旦发生故障,极易引发大型设备非正常停机,甚至造成重要部件损坏,影响整机运行的稳定性.若能够及时并精确发现故障,则可有效避免不必要的损失^[1].大型设备频繁停机检修具有不现实性,故振动测试分析逐渐成为大型设备故障特征提取的常用方法.但受设备箱体结构复杂、箱体内其他零部件和配套设备协同运行的影响,采集到的滚动轴承故障信号中夹杂大量多源扰动成分.这些扰动严重干扰了故障特征的提取,降低了故障模型的可靠性和精度,甚至可能导致诊断误差^[2].故亟需一种能够在复杂工况下高效精准提取故障特征的方法,为设备状态监测和故障特征提取提供可靠支持.

为解决大型旋转机械中滚动轴承故障信号受噪声干扰以及特征提取可靠性不足的问题,近年来学者提出了多种滚动轴承降噪方法,以提升模型在复杂工况下的准确性与鲁棒性.研究者提出改进自适应噪声完备集合经验模态分解(Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, ICEEMDAN),在一定程度上规避了传统经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)所面临的模态混叠和端点效应问题,广泛应用于识别轴承故障问题.Zou等^[3]采用ICEEMDAN结合Ghost-IRCNN的方式实现了对滚动轴承的诊断.Liu等^[4]采用ICEEMDAN与贝叶斯网络相结合的方式实现故障模式的智能识别.逢英等^[5]采用ICEEMDAN与K-means相结合的方式有效增强了特征的区分度,提高了滚动轴承故障识别的可靠性.然而,ICEEMDAN方法中的关键参数(如噪声幅值、噪声添加次数)通常依靠人工经验设定,缺乏自适应性,参数选择不当可能导致分解效果不理想,甚至引入新的噪声成分^[6-7].任良等^[8]将变分模态分解与MCKD相结合,进一步强化周期性冲击成分,实现故障特征的有效增强.然而,MCKD的参数(如滤波器长度、移位数)对提取效果影响明显,参数的选取大多依赖经验,缺乏高效的自动寻优机制,降低了提取方法的通用性与实用性^[9-10].

针对上述问题,本文融合ICEEMDAN在信号模态分解中的能力与MCKD在周期性冲击特征增强方面的优势,将二者联合用于滚动轴承故障特征的提取任务.为提高算法性能,实现ICEEMDAN和MCKD参数的最优组合,首次引入冠豪猪优化算法(Crested Porcupine Optimizer, CPO)以峭度最大化为目标函数,对ICEEMDAN的噪声幅值(Nstd)和噪声添加次数(NR)进行优化,再引用CPO算法以最小包络熵为目标函数,对MCKD算法的滤波器长度(L)、移位数(M)进行优化,以有效强化对滚动轴承故障信息的提取能力.该方法有效缓解了传统EMD分解中信号模态混叠与端点效应方面存在的问题,提升了滚动轴承故障特征提取的效率和准确性.

1 基本理论

1.1 改进自适应噪声完备集合经验模态分解

ICEEMDAN是一种基于CEEMDAN改进型分解算法,通过引入自适应噪声调节机制并优化噪声传播路径,保证每阶本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)均为在最新残差上独立生成,避免前一阶噪声成分传递到后续模态,有效增强了解析的精度与可控性.具体步骤如下:

1) 设原始信号为 x ,为引导第一阶IMF提取,向其叠加多组白噪声,表达式如下:

$$x^i = x + \varepsilon_0 E_1(w^i), \quad (1)$$

式中: x^i 为第 i 次加入处理后白噪声获得的扰动信号; ε_0 为第一轮加噪比例因子; w^i 为第 i 次生成的单位方差高斯白噪声; $E_1(\cdot)$ 为经EMD处理获得的第一阶IMF.

2) 对 x^i 进行EMD处理,计算其局部均值并求出第一阶残差 r_1 和第一阶IMF,计算方式如下:

$$r_1 = \langle M(x^i) \rangle, \quad (2)$$

$$IMF_1 = x - r_1, \quad (3)$$

式中: $\langle M(\cdot) \rangle$ 为对所有样本的局部均值取平均.

3) 在残差 r_1 上叠加新的白噪声序列并重复EMD操作,计算第二阶IMF:

$$r_2 = \langle M(r_1 + \varepsilon_1 E_2(w^i)) \rangle, \quad (4)$$

$$IMF_2 = r_1 - r_2 = r_1 - \langle M(r_1 + \varepsilon_1 E_2(w^i)) \rangle, \quad (5)$$

式中: ε_1 为当前轮的加噪系数,控制引入噪声的幅度; $E_2(\cdot)$ 为经EMD处理得到的第二阶IMF.

4) 在第 $k-1$ 阶残差上叠加噪声并继续进行EMD操作:

$$r_k = \langle M(r_{k-1} + \varepsilon_{k-1} E_k(w^i)) \rangle, \quad (6)$$

$$IMF_k = r_{k-1} - r_k, \quad (7)$$

式中: $E_k(w^i)$ 为第 i 次白噪声经EMD处理后得到的第 k 阶IMF; ε_{k-1} 为第 $k-1$ 阶自适应噪声幅值系数; $\langle \cdot \rangle$ 为所有样本的均值; r_{k-1} 为第 $k-1$ 阶残差信号; r_k 为第 k 阶分解后得到新的残差信号.

5) 将所有IMF分量累加,并叠加终止残差信号,原始信号可表示为:

$$x(n) = \sum_{k=1}^K IMF_k + r_k. \quad (8)$$

1.2 最大相关峭度解卷积

MCKD是一种基于峭度优化的滤波算法,旨在增强周期性冲击信号的特征,抑制噪声干扰.通过最大化滤波后信号的相关峭度来优化滤波器系数,从而提高信号特征的显著性.

1) MCKD的核心思想是构建目标函数,表达式如下:

$$CK_M(T) = \frac{\sum_{i=1}^N (\prod_{m=0}^M y_{i-mT})^2}{(\sum_{i=1}^N y_i^2)^{M+1}}, \quad (9)$$

式中: T 为冲击信号周期; M 为移位数; y_i 为滤波后信号.

相关峭度 $CK_M(T)$ 的最大化是算法的优化目标.

2) 滤波器输出形式为:

$$y = f^T \times x = \sum_{l=1}^L f_l x_{i-l}. \quad (10)$$

3) 对其求导并更新滤波器系数:

$$f' = \frac{\|y\|^2}{2\beta^2} (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M \mathbf{X}_m^T \psi_m, \quad (11)$$

式中: \mathbf{X}_m 、 ψ_m 分别为信号延迟矩阵及其对应向量; β 为相关矩阵. MCKD算法的实施步骤如下:

步骤1 初始化: 设置卷积周期 T 、移位数 M 和滤波器长度 L 等初始参数.

步骤2 构建信号矩阵: 计算输入信号 x 的延迟矩阵 \mathbf{X}_r 和相关矩阵 $(\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1}$.

步骤3 滤波器求解: 根据公式计算滤波器 f 的系数,更新滤波后的输出信号 y .

步骤4 计算滤波后信号的相关峭度 $CK_M(T)$.

步骤5 根据当前峭度值更新滤波器的系数,重复执行上述步骤3和4,当相关峭度的变化增量 $\Delta CK_M(T)$ 低于预设阈值,或已迭代至最大次数时终止.

步骤6 输出最优滤波器 f 和去噪后的信号 y .

1.3 冠豪猪优化算法

2024年, Abdel-Basset等^[11]提出了冠豪猪优化算法来模拟冠豪猪在捕食过程中所表现出的搜索、威胁应对与防御行为.在种群初始化、多样性保持及收敛性方面表现出良好的平衡性,为解决复杂优化问题提供了新的思路.具体步骤如下:

1) 种群初始化

个体位置初始化为:

$$X_i = L + r \times (U - L), r \in [0, 1], \quad (12)$$

式中: X_i 为第*i*个个体的位置; L 、 U 为搜索空间上下限; r 为 $[0,1]$ 区间内的随机数.

2) 循环种群减少技术

随迭代次数增长动态调整种群规模:

$$N = N_{\min} + (N' - N_{\min}) \left(1 - \frac{T}{T_{\max}}\right) \left(1 - \frac{t\%T_{\max}}{T}\right), \quad (13)$$

式中: N 为当前种群规模; N' 为初始规模; N_{\min} 为最小规模; T 为当前迭代数; T_{\max} 为最大迭代数; $t\%T_{\max}$ 为种群收缩步长.

3) 勘探阶段

第一防御策略(远离威胁)

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \tau_1 |2\tau_2 x_{CP}^t - y_i^t|, \quad (14)$$

式中: x_i^t 为当前个体位置; x_{CP}^t 为当前全局最优位置; y_i^t 为预测捕食者位置; τ_1 为服从正态分布的随机扰动; τ_2 为 $[0,1]$ 区间内的均匀随机数.

第二防御策略(释放干扰)

$$x_i^{t+1} = (1 - U_1)x_i^t + U_1(y + \tau_3(x_{r_1}^t - x_{r_2}^t)), \quad (15)$$

式中: U_1 为 $[0,1]$ 区间内的随机数; $x_{r_1}^t$ 、 $x_{r_2}^t$ 为种群中随机选取的两个个体位置.

4) 开发阶段

第三防御策略(释放气味)

$$x_i^{t+1} = (1 - U_1)x_i^t + U_1(x_{r_1}^t + S_i^t(x_{r_2}^t - x_{r_3}^t) - \tau_3\delta\gamma_t S_i^t), \quad (16)$$

式中: $x_{r_1}^t$ 、 $x_{r_2}^t$ 、 $x_{r_3}^t$ 为随机选取的个体位置; S_i^t 为气味扩散因子; δ 为扰动方向; γ_t 为防御因子.

第四防御策略(攻击驱离)

$$x_i^{t+1} = x_{CP}^t + (\alpha(1 - \tau_4) + \tau_4)(\delta x_{CP}^t - x_i^t) - \tau_5\delta\gamma_t F_i^t, \quad (17)$$

式中: α 为碰撞因子; $F_i^t = \tau_6 m_i \frac{v_i^{t+1} - v_i^t}{\Delta t}$ 为冲击影响因子; m_i 为个体质量; v_i^{t+1} 、 v_i^t 为前代和下一代个体速度; τ_6 为权重因子.

此策略结合碰撞因子和随机机动,提升算法的全局搜索能力,减少了陷入收敛至局部最优的概率.

1.4 CPO优化ICEEMDAN-MCKD

为进一步提升滚动轴承故障特征提取的准确性与稳定性,采用CPO对ICEEMDAN和MCKD的关键参数进行联合优化.具体步骤如下:

步骤1 种群初始化阶段

针对传统优化算法易陷入局部最优、种群多样性不足等问题,采用随机策略对CPO算法的种群个体位置进行初始化,确保优化过程具有良好的初始多样性和全局搜索能力.

步骤2 参数配置设定

合理设置种群规模、最大迭代次数等关键控制参数,以提升优化过程的全局收敛性能与计算精度,保证优化算法的效率与稳定性.

步骤3 适应度函数定义

将ICEEMDAN分解所得IMF分量的峭度最大化和MCKD的最小包络熵作为目标函数,用于衡量不同参数组合在冲击特征增强方面的能力,作为CPO算法的评价依据.

步骤4 参数迭代优化

在每一代迭代过程中,根据当前适应度值更新种群个体位置,并判断是否优于当前最优解;若优于当前解则完成更新操作.

步骤5 终止判据判断

判断当前迭代与前一代的最优适应度差值是否小于阈值,若满足终止条件则输出当前最优参数组合.

步骤6 最优参数输出

输出当前CPO优化得到的最优参数组合,分别应用于ICEEMDAN与MCKD处理流程中,提升降噪与冲击特征提取效果.

ICEEMDAN算法的分解性能主要受噪声幅值与噪声添加次数两个参数的显著影响,而MCKD算法的解卷积效果主要取决于滤波器长度、移位数两个关键参数^[12-13].信号峭度值越强,代表其包含更明显的冲击特征,所对应的故障信息也越突出,故ICEEMDAN以峭度最大化作为目标函数^[14].信号的包络熵越小,表示其频谱能量分布越集中,周期性冲击成分越显著,故障特征也更加突出,故MCKD选取最小包络熵作为目标函数,以衡量参数组合在冲击特征增强方面的有效性.通过引入CPO算法,分别对ICEEMDAN和MCKD的主要参数进行动态调整,以实现最优参数组合.最小包络熵的表达式如下:

$$Ep = - \sum_{i=1}^N P_i \lg P_i, \tag{18}$$

式中: P_i 为包络信号在第 i 个幅值区间内的概率分布值,用于衡量其幅值统计特性.

具体优化流程如图1所示.

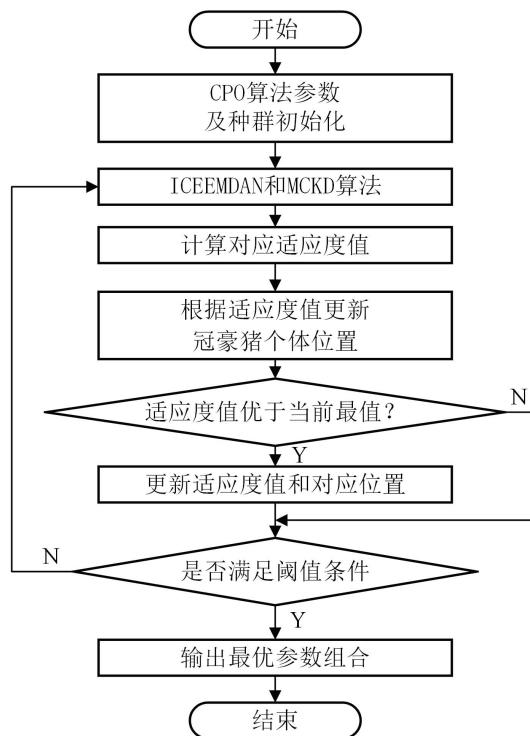


图1 CPO优化ICEEMDAN和MCKD参数流程

借助CPO算法对优化参数的高效搜索,确定了ICEEMDAN分解过程中的最佳参数组合,将优化所得噪声幅值与噪声添加次数带入ICEEMDAN算法,通过自适应分解方法将噪声信号拆分为若干本征模态函数(IMF).随后,分别计算各模态分量的峭度值以评估其冲击特征,依据峭度判据(峭度值大于3)进行有效IMF分量的筛选,依据峭度判据选取分量并进行重构,得到降噪后的重构信号.对应的峭度计算表达式如下:

$$K_u = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^d \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4, \tag{19}$$

式中: d 为信号长度; μ 为信号均值; σ 为信号标准差.

为进一步增强重构信号中微弱的周期性冲击特征,再次引入CPO优化的MCKD方法对其进行解卷积处理.在参数设置过程中,滤波器长度 L 与移位数 M 通过CPO算法实现自适应优化;而解卷积周期 T 依据采样频率与目标故障特征频率之间的关系进行计算,方式如下:

$$T = \frac{F_s}{f_s}, \quad (20)$$

式中: F_s 为采样频率; f_s 为故障特征频率.

2 基于CPO-ICEEMDAN-MCKD的滚动轴承故障特征提取流程

滚动轴承的故障特征频率主要取决于轴承结构参数及轴承的实际旋转频率.可用不同故障类型的频率计算.滚动轴承内圈与外圈的特征频率可依据下列公式分别求得:

$$f_{\text{BPFI}} = \frac{nf_r}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha'\right), \quad (21)$$

$$f_{\text{BPFO}} = \frac{nf_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha'\right), \quad (22)$$

式中: n 为滚动轴承的滚动体个数; f_r 为转频; D 为节圆直径; d 为滚珠直径; α' 为接触角.

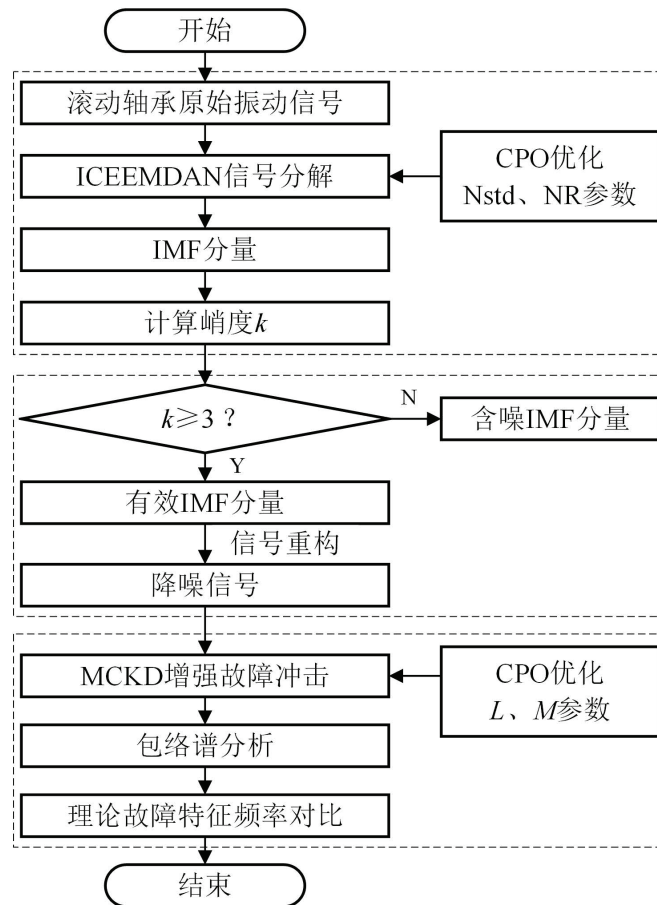


图 2 故障特征提取流程

综合ICEEMDAN算法在提高信号分解精度、抑制端点效应及减少模态混叠方面的优势,本文提出一种将CPO算法引入ICEEMDAN-MCKD流程的方案,以高效提取滚动轴承关键特征信息,从而增强故障识别的准确性和可靠性.基于CPO优化ICEEMDAN-MCKD的滚动轴承故障特征提取流程如图2所示.具体流程如下:

步骤1 利用CPO优化算法,以峭度最大化为目标函数,对ICEEMDAN中的Nstd和NR等参数进行优化,实验中设定种群规模为20、迭代次数上限为50、噪声幅值取值范围为[0.15,0.6]、噪声添加次数取值范围为[50,600]以获得最优参数组合,从而提升信号分解的精度。

步骤2 通过经CPO优化的ICEEMDAN算法对原始信号执行模态分解处理,获取一系列具有时频特征的本征模态分量。

步骤3 计算各个IMF分量的峭度指标,并以峭度指标大小作为分类依据。若峭度值 $k \geq 3$,则判定为有效IMF分量。

步骤4 将经筛选获得的有效IMF分量进行联合重构,生成降噪后的重构信号。

步骤5 为提升MCKD性能,再次利用CPO优化算法以最小包络熵为目标函数,对MCKD算法的滤波器长度 L 和移位数 M 进行最优解搜索(设定种群规模为20、迭代次数上限为50),其中:滤波器长度 L 的取值范围为[100,1 000],移位数 M 的取值范围为[1,7]。

步骤6 结合优化参数的MCKD算法,对步骤4中重构信号实施MCKD解卷积处理,进一步增强信号中的故障冲击特征。

步骤7 对解卷积结果开展包络谱处理,以提取其故障特征信息,基于滚动轴承对应的特征频率,对其故障类型进行准确判别。

本文所提基于峭度的IMF筛选方法,通过设定峭度判别标准精准区分含噪与有效的IMF分量。具体而言,该方法对信号经ICEEMDAN分解获得的各IMF分量进行峭度计算,利用峭度值有效反映信号中冲击成分强弱的特点,筛选出携带明显故障信息的有效IMF分量,剔除包含大量噪声且故障特征不明显的含噪IMF分量。通过保留有效的IMF分量并将其进行重构,显著削弱噪声干扰,最大程度保留原始信号中的有用故障特征。该方法不仅提高了信号的重构质量和精度,也进一步增强了滚动轴承故障特征提取的稳定性和准确性。

3 仿真信号分析

为验证本文所提方法的有效性,模拟了滚动轴承外圈的故障仿真模型,并叠加随机冲击、周期性谐波以及高斯白噪声,用于表征强噪声条件下外圈故障的滚动轴承仿真信号^[15]。仿真模型构造方式如下:

$$\begin{cases} x(t) = x_{\text{fault}}(t) + x_{\text{random}}(t) + x_{\text{harmonic}}(t) + n(t), \\ x_{\text{fault}}(t) = \sum_i A_i \cdot s_i(t - iT_a - \tau_i), \\ x_{\text{random}}(t) = \sum_j B_j \cdot s_j(t - t_j), \\ x_{\text{harmonic}}(t) = \sum_k P_k \cdot \sin(2\pi f_k t + \phi_k), \end{cases} \quad (23)$$

式中: $x(t)$ 为混合振动信号; $x_{\text{fault}}(t)$ 为轴承外圈故障产生的周期性冲击; $x_{\text{random}}(t)$ 为随机冲击; $x_{\text{harmonic}}(t)$ 为周期性谐波干扰; $n(t)$ 为高斯白噪声。 A_i 、 B_j 、 P_k 分别为冲击幅值、干扰幅值及谐波幅值; T_a 为故障冲击间隔; τ_i 为模拟误差引起的周期扰动,服从零均值、标准差为 $0.01T_a$ 的高斯分布; t_j 为随机冲击的出现时刻; f_k 为谐波频率; ϕ_k 为谐波相位; $s(t)$ 为脉冲响应函数,表达式为:

$$s(t) = e^{-C_n t} \cos(2\pi f_n t + \phi), \quad (24)$$

式中: C_n 为衰减系数; f_n 为共振频率; ϕ 为相位。

$$A_i = 1 + A_0 \cos(2\pi f_r t), \quad (25)$$

式中: f_r 为转频。

本文构建的滚动轴承仿真模型关键参数设置如下:采样频率 $f_s = 12$ kHz,采样点数 $N = 8\ 192$ 点,转频 $f_r = 30$ Hz,故障特征频率 $f_{\text{fault}} = 1/T_a = 140$ Hz,故障冲击和随机冲击的共振频率 f_n 分别为3 200 Hz和4 100 Hz,衰减系数分别为1 800和2 300, $A_0 = 0.25$, B_j 为[0.3,1.2]区间内的随机数, $P_k = 0.15$, $n(t)$ 为-10 dB高斯白噪声,其组成如图3所示,可以观察到故障特征完全被随机冲击、周期性谐波和噪声所淹没。

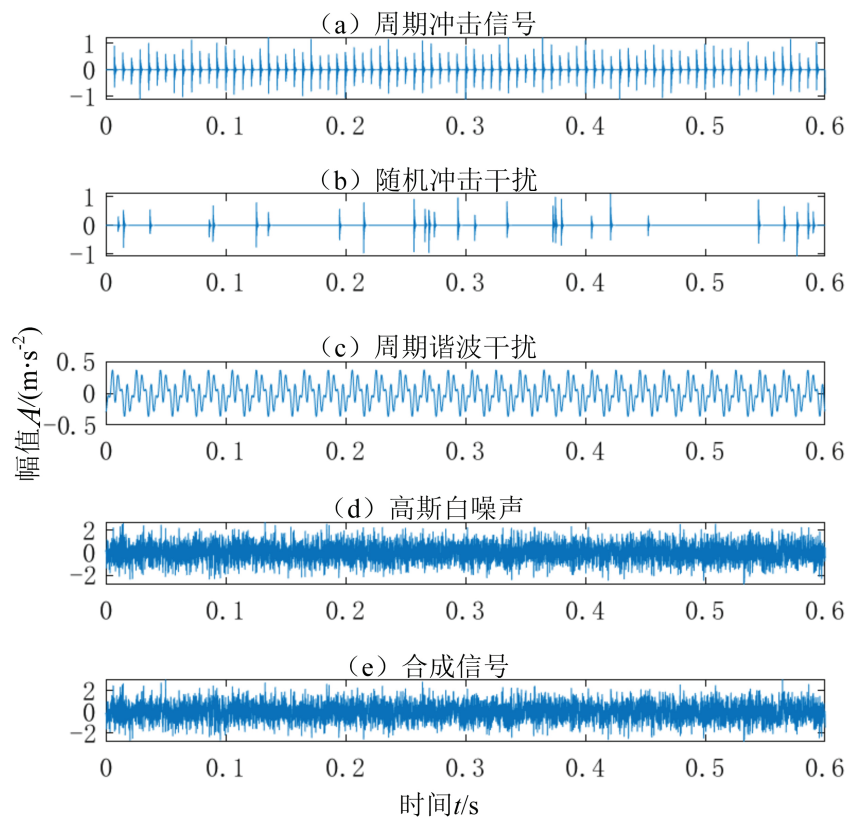


图3 混合振动信号

通过包络谱方法提取混合振动信号的信号特征,分析结果如图4所示.受随机冲击、周期性谐波以及强背景噪声干扰的影响,包络谱中频谱线呈现明显的混叠与紊乱,故障频率对应的特征成分在频谱中表现不明显,难以分辨.

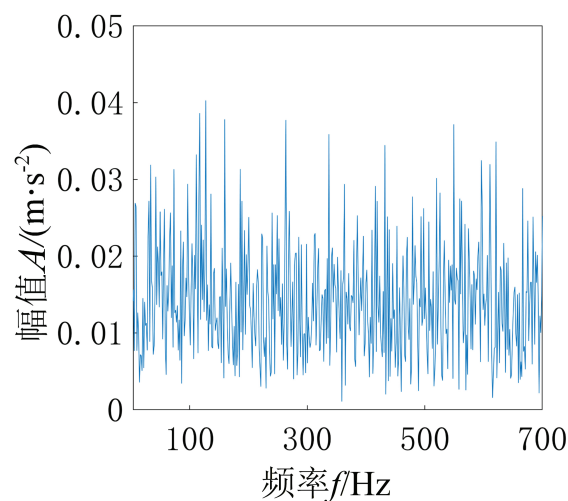


图4 混合振动信号包络谱

为有效识别滚动轴承的故障特征,分析构建的仿真信号.为验证CPO算法在参数优化中的性能优势,将其与鲸鱼优化算法(WOA)和遗传算法(GA)进行对比实验.图5展示了3种算法在相关峭度最大化(以其负值为适应度函数)条件下的迭代变化曲线.结果表明,CPO、WOA与GA分别在第16、37与29代完成收敛,所对应的适应度值依次为-35.246、-33.597、-34.956,表明CPO算法有更强的全局寻优能力.

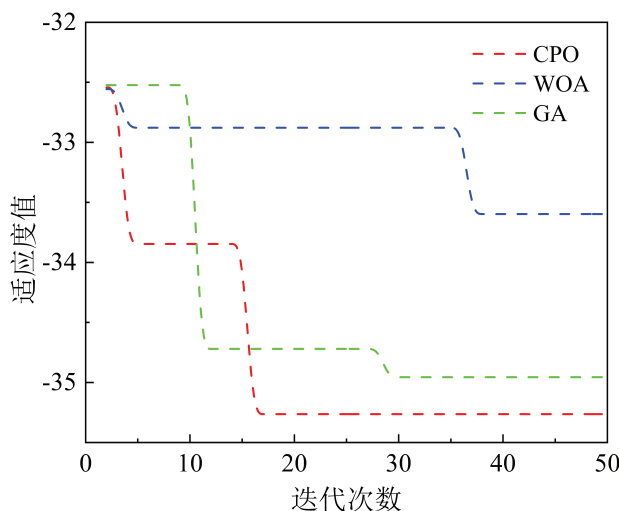


图 5 迭代曲线对比

通过CPO算法对ICEEMDAN中关键参数进行自适应寻优,得到的[Nstd, NR]最佳参数组合为[0.21,535].混合振动信号经优化后的ICEEMDAN分解处理后,计算各IMF分量的峭度值,如表1所示.

表 1 各IMF分量峭度值(仿真信号)

分量	峭度	分量	峭度
IMF1	2.119	IMF6	3.584
IMF2	2.899	IMF7	2.663
IMF3	3.182	IMF8	3.467
IMF4	2.865	IMF9	3.955
IMF5	2.822		

选择峭度指标大于设定阈值3的IMF分量3、6、8、9进行重构,为实现对MCKD算法关键参数的自适应寻优,引入CPO优化策略,并将其与WOA和GA优化算法进行对比分析.图6为包络熵随迭代次数变化的对比结果,CPO算法在第19代便实现收敛,最终适应度为7.235,进一步验证了其在全局搜索能力上的优势.经CPO算法寻优后得到[L, M]最佳参数组合为[814, 7],采用调优后的MCKD算法对重构结果进行特征增强处理,得到MCKD处理后的时域形态和包络谱如图7所示.

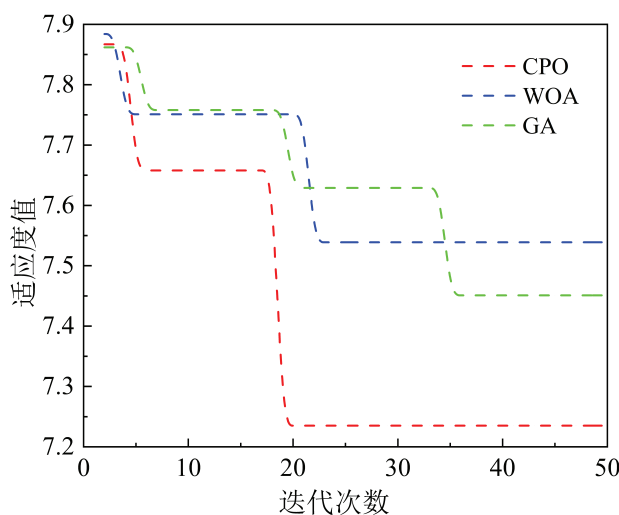


图 6 迭代曲线对比

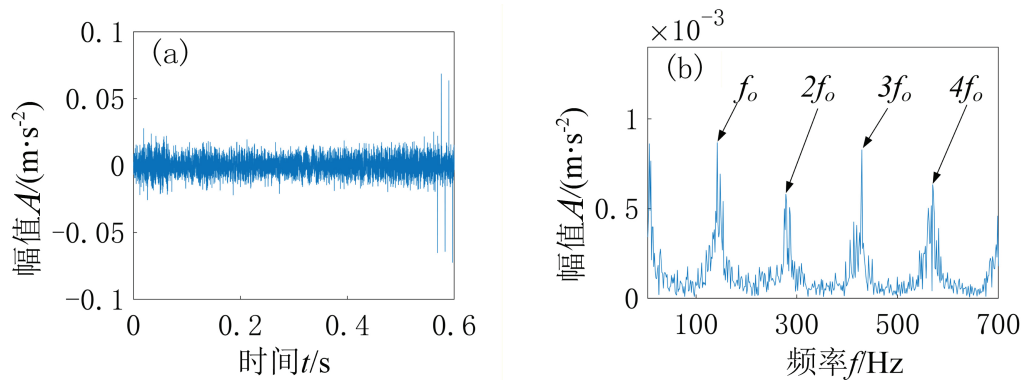


图7 优化后仿真信号 (a) 时域图, (b) 包络谱

包络谱结果可以清晰识别出仿真信号中的故障特征频率 f_0 及其 $2f_0$ 、 $3f_0$ 、 $4f_0$ 等倍频成分,谱线位置与理论特征频率高度吻合,幅值明显、主峰突出,未出现混叠或干扰成分掩盖,充分验证了所提算法在故障特征提取中的有效性与适用性.尤其在强噪声背景与复合冲击干扰共存的信号环境下,经CPO优化的ICEEMDAN-MCKD联合算法不仅有效抑制了非结构性干扰,提高了目标冲击成分的信噪比,还显著增强了多阶调制信息在频谱中的聚集与可视化能力.

为验证ICEEMDAN-MCKD结合的必要性,对叠加了随机冲击、周期性谐波以及强背景噪声仿真信号不作任何处理,直接采用CPO对MCKD中参数 $[L, M]$ 进行自适应寻优,得到最优参数 $[973, 1]$,使用CPO调优后的MCKD对信号进行增强处理,得到的时域形态和包络谱如图8所示.

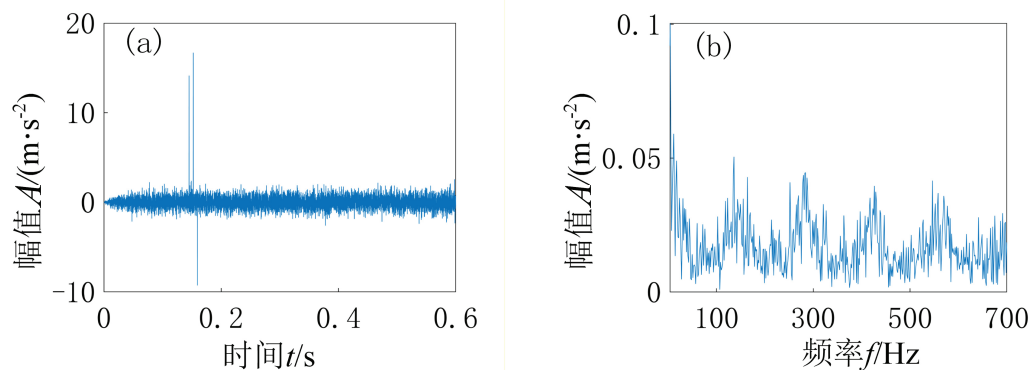


图8 仅MCKD后仿真信号(对比实验) (a) 时域图, (b) 包络谱

由图8可知,所得包络谱中频谱线分布紊乱,无法准确识别故障特征频率,强噪声干扰背景下导致故障频率信息被掩盖.表明仅依赖参数优化的MCKD方法直接处理原始信号,难以有效增强周期性冲击成分,进一步说明CPO算法参数优化ICEEMDAN-MCKD算法结合的必要性.

4 实验与对比分析

4.1 实验数据说明

为验证本文方法提取轴承故障特征的有效性,采用凯斯西储大学轴承数据中心公开的滚动轴承数据集开展实验分析.选取两种典型故障类型,分别为内圈故障(i)、外圈故障(o),对应采样频率为12 kHz,内外圈故障直径分别为0.178 mm、0.356 mm,电机转速为1 797 r/min,无负载.轴承型号为6205-2RS JEM SKF深沟球轴承,相关结构参数如表2所示.

4.2 轴承内圈故障特征提取

基于滚动轴承的设计参数,计算得出内圈对应的故障频率 $f_i=162.18$ Hz,转频 $f_r=29.95$ Hz,添加高斯白噪声-10 dB,内圈的时域信号和包络谱如图9所示.受强背景噪声干扰影响,原始时域信号中冲击成分被严重掩盖,难以直观识别故障特征.对信号进行包络谱分析,由于噪声干扰严重,特征信息被大量干扰成分淹没,在包络谱中基本无法提取出有效的故障频率信息.

表 2 轴承参数

参数	值
外圈直径/mm	52
内圈直径/mm	25
节圆直径/mm	38.5
滚珠直径/mm	7.94
滚珠数	9
接触角	0

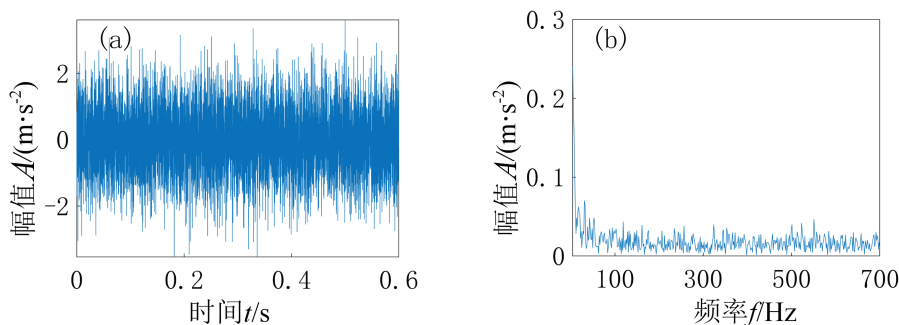


图 9 滚动轴承内圈故障信号 (a) 时域图, (b) 包络谱

通过本文方法,采用CPO算法对ICEEMDAN分解过程中的[Nstd, NR]进行自适应搜索,最终得到[0.14, 360]最优参数组合.依据优化后的参数,对内圈故障数据进行模态分解,并对所得各本征分量进行峭度计算,以识别关键冲击成分,具体结果如表3所示.

表 3 内圈各IMF分量峭度值

分量	峭度	分量	峭度
IMF1	2.176	IMF6	2.790
IMF2	2.842	IMF7	2.492
IMF3	3.150	IMF8	2.788
IMF4	3.343	IMF9	2.033
IMF5	3.105		

完成IMF分量峭度指标计算后,进一步保留峭度指标超过3的IMF分量3、4、5进行信号重构.以保留内圈故障信号中的非平稳冲击成分.随后,利用CPO算法对MCKD中的[L, M]进行寻优,得到最优解[948, 7].基于该最优参数组合,对重构信号进行MCKD处理,其时域形态与包络谱如图10所示.实验结果表明,所提方法可有效识别内圈故障频率 f_i 及 $2f_i$ 、 $3f_i$ 、 $4f_i$ 等高阶谐波成分,各阶谱线在包络谱中分布明确、幅值突出,主频与倍频信号均表现出良好的调制特征,未出现频率偏移、谱线模糊或混叠等现象,内圈故障特征信息得到准确提取,进一步验证了本文方法的准确性与稳定性.

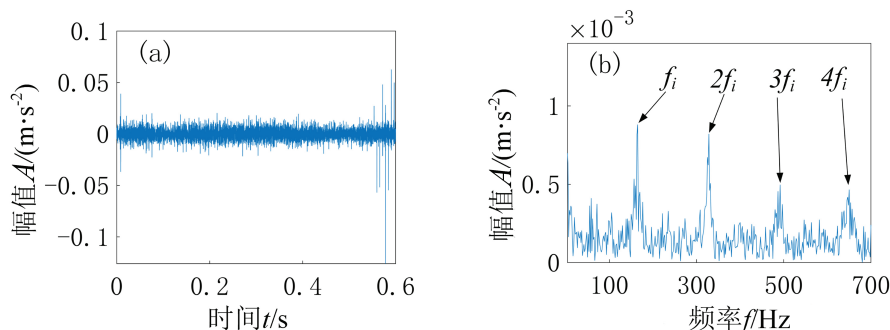


图 10 优化后内圈故障信号 (a) 时域图, (b) 包络谱

4.3 轴承外圈故障特征提取

基于滚动轴承的结构参数,计算出其外圈故障特征频率 $f_o=107.36$ Hz,转频 $f_r=29.95$ Hz,添加信噪比-10 dB的高斯白噪声后,外圈故障的时域形态和包络谱如图11所示.受背景噪声干扰影响较大,时域信号中的故障特征难以显现.直接进行包络谱分析,仅能观察到外圈故障特征频率 f_o ,且周围存在大量干扰谱线,容易产生故障特征混淆甚至误诊情况.

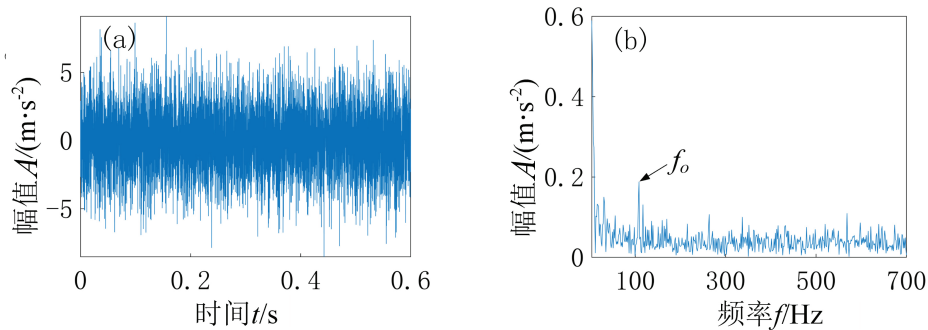


图 11 滚动轴承外圈故障信号 (a) 时域图, (b) 包络谱

采用本文方法,按照CPO算法对ICEEMDAN分解过程中的关键参数进行自适应搜索,最终获得 $[N_{std}, NR]$ 最优参数组合为 $[0.52, 382]$.基于该最优参数组合,对外圈故障信号进行分解,逐一计算IMF分量的峭度值,具体结果如表4所示.

表 4 外圈各IMF分量峭度值

分量	峭度	分量	峭度
IMF1	2.425	IMF6	3.094
IMF2	2.821	IMF7	2.632
IMF3	3.332	IMF8	2.594
IMF4	2.771	IMF9	4.436
IMF5	2.865		

选取峭度值高于3的分量3、6、9用于后续信号重构,从而保留主要的非平稳冲击成分,根据CPO算法确定MCKD中 $[L, M]$ 最优参数组合为 $[625, 7]$,基于该最优参数组合,对重构信号进行MCKD处理,其时域形态和包络谱如图12所示.由结果分析可知,滚动轴承外圈故障相关的故障频率特征 f_o 及其前1~6倍的倍频成分,各阶倍频谱线在包络谱中分布规律,幅值突出、调制特性明显,显著区别于噪声背景.故障冲击信号的能量集中度进一步增强,表明周期性冲击成分经解卷积后被有效提取.

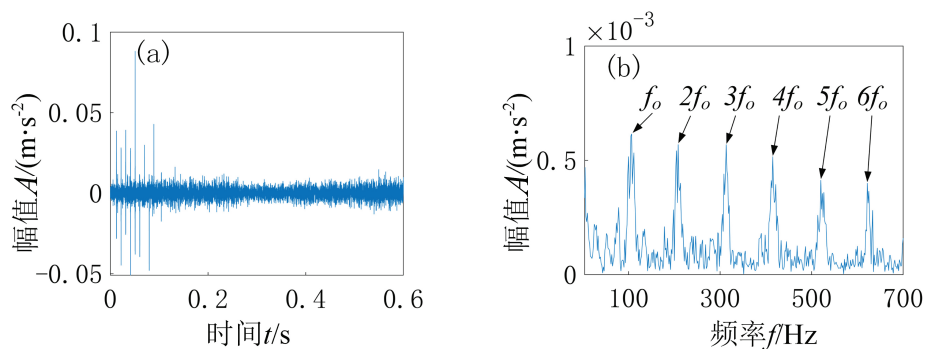


图 12 优化后外圈故障信号 (a) 时域图, (b) 包络谱

4.4 对比分析

为验证本文方法在噪声背景下提取故障频率的优越性,本文将文献[16]提出的EEMD-MCKD算法作为对比方案进行实验分析.为确保实验结果具有较强的严谨性与说服力,开展如下实验设置:首先,仍基于4.3节中

的外圈故障信号加入-10 dB高斯白噪声开展实验;其次,利用CPO算法对EEMD中关键参数 $[\varepsilon, N]$ 进行寻优,基于EEMD算法对外圈故障信号进行分解,筛选峭度大于3的模态分量用于后续信号重建.随后,利用CPO算法对重构信号MCKD中参数 $[L, M]$ 进行寻优,基于MCKD算法增强信号中的周期性冲击成分;最后,对MCKD输出结果进行包络谱分析.

CPO算法优化EEMD中 $[\varepsilon, N]$ 最优参数组合为 $[0.46, 91]$,利用优化后的EEMD分解本文中加噪的外圈故障,对满足 $k \geq 3$ 的IMF分量进行重构操作;再利用CPO算法优化MCKD中 $[L, M]$ 最优参数组合为 $[775, 1]$,优化后的MCKD方法用于增强重构信号中的特征信息,其时域形态和包络谱如图13所示.

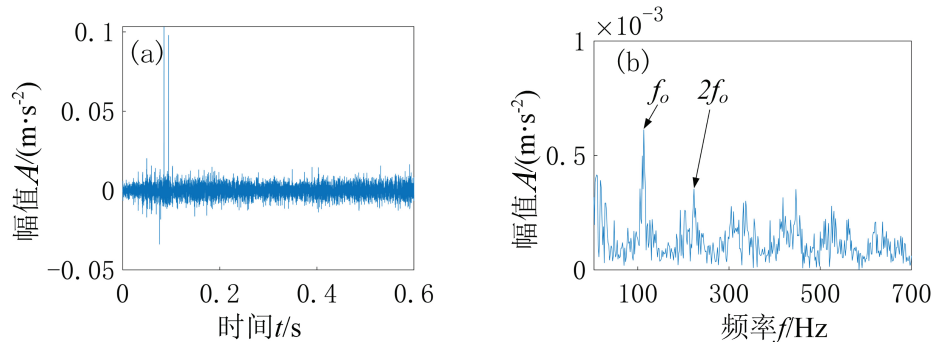


图 13 优化后的外圈故障信号(对比实验)(a)时域图,(b)包络谱

由包络谱分析可知,文献[16]所提方法只能识别出故障特征频率成分 f_0 及其2倍频,其余频谱特征不够清晰,能量分布较弱,整体提取效果较为有限.相比之下,本文方法在相同噪声条件下不仅能准确提取出 f_0 及其倍频,且频谱冲击成分突出,故障特征频率清晰可辨.

上述对比结果说明,在强噪声背景下,EEMD在实际应用中仍存在一定局限性,如分解过程中易产生模态混叠现象、重构效果不稳定等,进而影响后续MCKD对周期性冲击的增强能力.而本文方法针对ICEEMDAN分解过程中的关键参数进行自适应调节,有效提升了分解精度与重构稳定性,显著抑制了模态混叠现象,提升了信号分解与解卷积性能,间接证明了本文算法在强背景噪声下的优越性.

5 结论

1) 与传统参数选择方法及其他优化算法相比,CPO算法实现了对ICEEMDAN和MCKD关键参数的自适应选取,CPO优化算法在收敛速度、鲁棒性以及故障特征提取精度方面表现出更优性能,有效抑制了噪声干扰,增强了周期性冲击分量的突出程度.

2) 在多源噪声干扰的滚动轴承故障信号背景下,传统MCKD在降噪性能方面存在一定不足.本文引入ICEEMDAN对原始振动信号进行分解处理,提取包含明显冲击特性的有效模态成分,降低背景噪声影响,增强关键故障成分的可识别性.与EEMD相比,ICEEMDAN在提升分解稳定性及成分纯净度方面具有更优表现,能够更有效地分离出冲击信号,进一步增强整体故障特征提取的准确性.

3) 通过引入CPO算法对MCKD关键参数进行自适应寻优,构建的CPO-MCKD算法可在多源噪声干扰背景下实现滚动轴承故障信号的高效处理,尤其在大型复杂机械装备中展现出更强的工程适应性,有效增强了MCKD在复杂工况下对滚动轴承冲击类特征的提取能力.

参考文献:

- [1] MA Z R, ZHANG Y. A study on rolling bearing fault diagnosis using RIME-VMD[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 4712.
- [2] 任海军, 韦冲, 谭志强, 等. 基于CEEMDAN-IAWT方法的滚动轴承振动信号降噪[J]. 振动与冲击, 2023, 42(13): 199-207. REN H J, WEI C, TAN Z Q, et al. Denoising of rolling bearing vibration signals based on CEEMDAN-IAWT method[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(13): 199-207. (in Chinese)
- [3] ZOU X Y, HE D Q, JIN Z Z, et al. Intelligent diagnosis method of bearing fault based on ICEEMDAN and Ghost-IRCNN[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2022, 237: 3115-3130.

- [4] LIU Z K, LYU K L, ZHENG C, et al. A fault diagnosis method for rolling element bearings based on ICEEMDAN and Bayesian network[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2022, 36(5): 2201-2212.
- [5] 逢英, 高军伟. 基于ICEEMDAN能量矩和HHO-KLEM的滚动轴承故障诊断[J]. *噪声与振动控制*, 2023, 43(4): 142-148.
PANG Y, GAO J W. Fault diagnosis of rolling bearings based on ICEEMDAN energy moments and HHO-KLEM[J]. *Noise and Vibration Control*, 2023, 43(4): 142-148. (in Chinese)
- [6] THURASINGHAM R A. Revisiting ICEEMDAN and EEG rhythms[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 68: 102701.
- [7] 李雨晴, 马洁. 基于参数优化的ICEEMDAN滚动轴承故障诊断[J]. *机床与液压*, 2025, 53(6): 21-27.
LI Y Q, MA J. Rolling bearing fault diagnosis based on parameter optimization of ICEEMDAN[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2025, 53(6): 21-27. (in Chinese)
- [8] 任良, 甄龙信, 赵云, 等. 基于SSA-VMD-MCKD的强背景噪声环境下滚动轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(3): 217-226.
REN L, ZHEN L X, ZHAO Y, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under strong background noise based on SSA-VMD-MCKD[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(3): 217-226. (in Chinese)
- [9] 牛礼民, 万凌初, 胡超. 基于IPSO-MCKD的汽车变速箱轴承故障诊断[J]. *现代制造工程*, 2024(3): 134-139.
NIU L M, WAN L C, HU C. Fault diagnosis of automobile transmission bearings based on IPSO-MCKD[J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2024(3): 134-139. (in Chinese)
- [10] 张志宇, 章翔峰, 姜宏. 基于MCKD-NMD的滚动轴承故障诊断[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2023(6): 93-96.
ZHANG Z Y, ZHANG X F, JIANG H. Research on fault diagnosis method of rolling bearing based on MCKD-NMD[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2023(6): 93-96. (in Chinese)
- [11] ABDEL-BASSET M, MOHAMED R, ABOUHAWWASH M. Crested porcupine optimizer: A new nature-inspired metaheuristic[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2024, 284: 111257.
- [12] GAO Y Q, LUO Z S, BI A R, et al. A new method for evaluating natural gas pipelines based on ICEEMDAN-LMS: A view of noise reduction in defective pipelines[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(17): 9670.
- [13] 宿磊, 刘智, 顾杰斐, 等. 基于改进PSO-VMD-MCKD的滚动轴承故障诊断[J]. *噪声与振动控制*, 2024, 44(4): 118-124.
SU L, LIU Z, GU J F, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on improved PSO-VMD-MCKD[J]. *Noise and Vibration Control*, 2024, 44(4): 118-124. (in Chinese)
- [14] MENG D B, WANG H T, YANG S Y, et al. Fault analysis of wind power rolling bearing based on EMD feature extraction[J]. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2022, 130(1): 543-558.
- [15] 陶翰铭, 张栋良, 吴坤鹏, 等. 基于参数优化VMD-MCKD的滚动轴承早期故障诊断[J]. *噪声与振动控制*, 2024, 44(6): 156-164.
TAO H M, ZHANG D L, WU K P, et al. Early fault diagnosis of rolling bearings based on parametric optimized VMD-MCKD[J]. *Noise and Vibration Control*, 2024, 44(6): 156-164. (in Chinese)
- [16] 刘兴教, 赵学智, 李伟光, 等. 基于峭度原则的EEMD-MCKD的柔性薄壁轴承故障特征提取[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(1): 157-164.
LIU X J, ZHAO X Z, LI W G, et al. Fault feature extraction of flexible thin-walled bearing based on EEMD-MCKD using kurtosis criterion[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(1): 157-164. (in Chinese)

责任编辑: 刘 敏