

基于 IDBO-TVFEMD 与改进小波阈值函数的滚动轴承复合故障诊断方法

别锋锋^{1,2} 张雨婷^{1,2} 李倩倩^{1,2} 丁学平^{1,2} 彭光成³ 戴雨萱^{1,2} 张瀚阳^{1,2}

(1. 常州大学 机械与轨道交通学院, 常州 213164)

(2. 常州大学 江苏省绿色过程装备重点实验室, 常州 213164)

(3. 盐城市崇达石化机械有限公司, 盐城 224712)

摘要: 针对滚动轴承故障的振动信号在强噪声背景下容易受到干扰不易提取的情况,提出了一种基于改进的蜣螂优化器(Improved Dung Beetle Optimizer, IDBO)算法-时变滤波经验模态分解(Time Varying Filtered Empirical Mode Decomposition, TVFEMD)与新型小波阈值函数去噪相结合的故障诊断方法。首先,运用 IDBO 对 TVFEMD 中 B 样条阶数和带宽阈值 ξ 进行迭代寻优,得出最佳参数组合,然后,对原始信号进行 TVFEMD,得到各本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量,通过相关系数准则去除其中的无关分量,重构新信号。随后,运用改进的小波阈值函数对新信号进行二次去噪处理。最后,对处理完的信号进行包络谱分析,提取其故障特征频率。通过仿真模拟信号与故障模拟试验分析研究,实现 IDBO-TVFEMD 与改进小波阈值函数相结合的故障诊断方法和经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)、集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)、完全集合经验模态分解去噪(Complete EEMD with Adaptive Noise, CEEMDAN)方法的对比,研究结果表明,提出的算法模型具备更好的诊断效果。

关键词: 滚动轴承; 时变滤波经验模态分解; 蜣螂优化器算法; 小波阈值函数

中图分类号: TH133.33; TH17 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2025.10.006

0 引言

滚动轴承是大型机械设备的重要组成部分,当机械运作时,激振源较多且相互之间存在干扰,伴随着环境噪声的影响,导致滚动轴承振动信号中包含大量的非线性、非平稳特征^[1]。在早期轻微故障工况下,其特征信息往往不显著,很难识别,因此,构建轴承故障特征提取与诊断方法,是保障轴承安全运行的关键^[2]。当前最有效的方法是对振动信号进行提取,并通过不同的振动信号分析手段,提取出能够对滚动轴承故障进行表征的故障特征,从而实现故障诊断^[3]。HUANG 等^[4]提出经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)算法,将原始信号逐级分解为若干个本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量和一个残差,可以有效地实现信号去噪,但 EMD 在分解时易产生模态混叠现象。为此, WU 等^[5]提出了集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition,

EEMD)算法,在 EMD 的基础上将白噪声添加至原始信号中,使其均匀填充至整个时频空间,将多次分解的结果进行平均得到最终的 IMF 分量,这使得模态混合在很大程度上被消除,但 EEMD 需要通过多次加入不同的白噪声才能够有效地消除噪声,大大提高了计算量。TORRES 等^[6]提出了完全集合经验模态分解(Complete EEMD with Adaptive Noise, CEEMDAN)算法,每解析一个 IMF 分量后,再次将白噪声添加到残值中,并迭代完成分解,具有更好的模态分解效果和更小的重构误差,但分解后的 IMF 仍然含有残余噪声,且在分解初期会产生“假”模态。为进一步提高算法的分解性能, LI 等^[7]提出时变滤波经验模态分解(Time Varying Filtered Empirical Mode Decomposition, TVFEMD)算法,与其他算法相比, TVFEMD 采用瞬时幅值和频率信息,自适应设计局部截止频率,采用非均匀 B 样本近似作为时变滤波器,有效克服了模态混叠问题,提高了系统在低采样率下的分频性能和稳定

收稿日期: 2024-01-17 修回日期: 2024-04-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(52206041); 江苏省教育厅重大项目(19KJA430004); 江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJCX23_1503); 江苏省大学生创新创业训练计划项目成果(202310292018Z)

作者简介: 别锋锋,男,1979年生,湖北仙桃人,博士,副教授,硕士研究生导师; 主要研究方向为能源装备结构完整性、机械智能故障诊断等; E-mail: bieff@cczu.edu.cn。

张雨婷(通信作者),女,2000年生,江苏淮安人,在读硕士研究生; 主要研究方向为机械智能故障诊断; E-mail: s22050858068@smail.cczu.edu.cn。

引用格式: 别锋锋,张雨婷,李倩倩,等. 基于 IDBO-TVFEMD 与改进小波阈值函数的滚动轴承复合故障诊断方法[J]. 机械强度, 2025, 47(10): 51-62.

BIE Fengfeng, ZHANG Yuting, LI Qianqian, et al. Compound fault diagnosis method of rolling bearings based on IDBO-TVFEMD and improved wavelet threshold function[J]. Journal of Mechanical Strength, 2025, 47(10): 51-62.

性。但TVFEMD中,带宽阈值 ξ 和B样条阶数2个参数的选择直接影响其性能。因此,有必要寻找合适的衡量指标,采用有效的寻优算法优化TVFEMD来进行分解^[8]。

蜣螂优化器(Dung Beetle Optimizer, DBO)算法^[9]是2022年新提出的一种优化算法,灵感来自蜣螂的滚球、跳舞、觅食、偷窃和繁殖行为。该算法具有收敛速度快、求解精度高等特点,但也存在局部开发能力不平衡,容易产生局部最优,且全局探索能力较弱的缺点^[10]。因此,本文加入混沌映射,增加算法粒子初始化的多样性;同时融合哈里斯鹰优化算法在第1阶段的全局勘探策略替换原始蜣螂算法的滚球阶段位置更新公式,弥补蜣螂在滚球行为中只依赖于最差值,无法及时与其他蜣螂进行交流的弊端;最后,对蜣螂觅食行为进行 t 分布扰动,增强算法的全局开发和局部探索能力,提高算法的收敛速度。据此,本文采用改进蜣螂优化器(Improved Dung Beetle Optimizer, IDBO)算法,即用IDBO对TVFEMD中2个关键参数进行迭代寻优,寻求最佳参数组合。但在强噪声背景下,由于单一的模式分解方法在去噪方面存在缺陷,直接通过TVFEMD在振动信号中提取出故障特征仍存在很大局限性,需要对分解完的IMF分量进行更进一步处理。DONOHO^[11]提出阈值处理的基本思想,首次定义硬阈值和软阈值,并提出振动信号的去噪效果与阈值选取和阈值函数的选择相关。硬阈值函数处理得到的小波系数连续性差,存在间断点且容易引起重构信号不平稳及振荡;软阈值函数虽然在整个小波域中连续,但处理过的系数总存在恒定偏差,会造成边缘模糊、信号损失等失真现象^[12]。针对这两种问题,本文构建了一种改进的小波阈值函数,完成对分解后的IMF系列分量的处理。该阈值函数不但使得小波系数的恒定偏差进一步降低,而且阈值函数在小波域内连续,可改善间断点问题。

综合上述内容,本文提出了一种基于IDBO-TVFEMD与改进小波阈值函数相结合的去噪方法。首先,运用IDBO对TVFEMD中B样条阶数和带宽阈值 ξ 进行迭代寻优,得出最佳参数组合;然后,对采集滚动轴承运作时的振动信号进行TVFEMD,获得一系列IMF分量,利用相关系数准则提取出与原始信号相关性高的本征模态函数进行信号重构;随后,采用改进的小波阈值函数对其进行二次去噪处理;最后,分析其Hilbert包络谱提取故障特征频率,完成滚动轴承复合故障模式的识别。

1 基本原理

1.1 时变滤波经验模态分解

TVFEMD本质上是通过构造截止频率随时间变化的低通滤波器,来完成EMD过程中的迭代,去除均值操作,并以局部窄带信号代替IMF作为迭代停止条件^[13]。其过程可以概括为以下3个步骤:①寻找局部截止频率;②对信号应用时变滤波得到局部均值;③检查残余成分是否满足停止准则。TVFEMD的具体流程如图1所示。

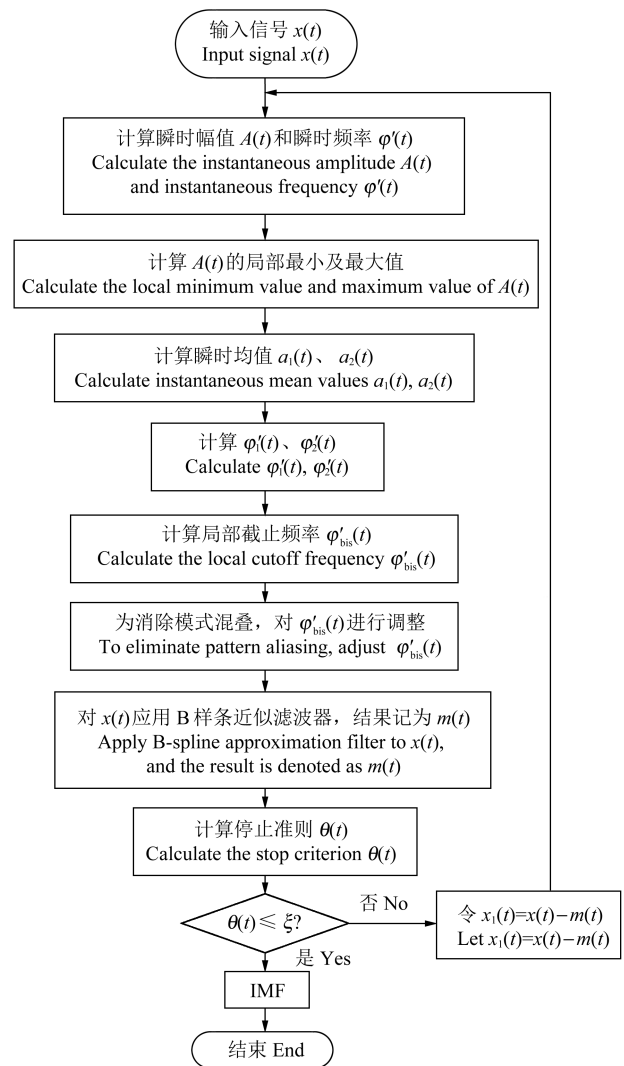


图1 时变滤波经验模态分解算法流程图

Fig. 1 Flow chart of TVFEMD algorithm

1.2 改进蜣螂优化器算法

1.2.1 传统蜣螂优化器算法

传统的蜣螂优化算法从蜣螂的生物学行为中汲取灵感,通过滚球、跳舞、繁殖、觅食、偷窃行为设计不同的位置更新公式,以此得到目标最优解^[14],计算式^[15]如下:

1) 滚球蜣螂位置更新计算式为

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha k x_i(t-1) + b' \Delta x \quad (1)$$

$$\Delta x = |x_i(t) - X^w| \quad (2)$$

式中, α 为通过概率方法设置的自然系数, 将其设置为 1 或 -1, $\alpha = 1$ 时表示自然环境不影响原始方向, $\alpha = -1$ 时表示偏离原始方向; k 为挠度系数, $k \in [0, 0.2]$; b' 为自然系数, $b' \in (0, 1)$; Δx 为光强度的变化程度; X^w 为当前种群的最差位置。

遇到障碍无法前进时, 通过跳舞获取滚动方向, 即

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \tan \theta |x_i(t) - x_i(t-1)| \quad (3)$$

式中, θ 为偏转角, $\theta \in [0, \pi]$ 。

2) 产卵蛭螂位置更新计算式为

$$B_i(t+1) = X^* + b_1[B_i(t) - b_L^*] + b_2[B_i(t) - b_U^*] \quad (4)$$

式中, X^* 为当前局部最优位置; b_1 、 b_2 为独立的随机向量, 大小为 $1 \times D$, D 为维度; $B_i(t)$ 为第 i 个球体在第 t 次迭代时的位置; b_L^* 、 b_U^* 分别为产卵区的下限和上限。

3) 觅食蛭螂位置更新计算式为

$$x_i(t+1) = X^b + C_1[x_i(t) - b_L^b] + C_2[x_i(t) - b_U^b] \quad (5)$$

式中, X^b 为全局最优位置; C_1 为受正态分布影响的随机数; b_L^b 、 b_U^b 分别为最佳觅食区的下限和上限; C_2 为 $(0, 1)$ 的随机向量。

4) 偷窃蛭螂位置更新计算式为

$$x_i(t+1) = X^b + Sg[|x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - X^b|] \quad (6)$$

式中, S 为常量值; g 为受正态分布影响的 $(1 \times D)$ 维随机向量, 其中, D 为维度。

1.2.2 改进策略

1) Chebyshev 混沌映射初始化种群。传统蛭螂优化器算法采用随机初始化, 无法保证种群的多样性, 影响了全局最优解的质量^[16]。因此采用 Chebyshev 混沌映射初始化种群, 以其混沌性来代替种群随机初始化, 能够使种群在搜索空间更加均匀地分布, 提高算法的全局探索能力和寻优精度。Chebyshev 混沌映射在 $[-1, 1]$ 的随机分布具有良好的整体效果, 其原始方程^[17]为

$$z_{k+1} = \cos(\phi \arccos z_k) \quad (7)$$

式中, z_k 为第 k 个混沌数; k 为迭代次数。利用式(7)产生的混沌值作为种群初始值的扰动算子, 产生新的解, 其表达式为

$$x_i(t) = b_L + (b_U - b_L)v_{\text{chaos}} \quad (8)$$

式中, $x_i(t)$ 为第 i 个蛭螂的位置; b_U 、 b_L 分别为种群的上限和下限; v_{chaos} 为混沌映射产生的扰动变量, 取值为 $[-1, 1]$ 。

2) 哈里斯鹰第 1 阶段的全局勘探策略代替滚球阶段位置更新计算式。HEIDARI 等^[18]在 2019 年提出了哈里斯鹰优化算法。在全局搜索阶段, 哈里斯鹰在搜

索空间随机分布, 基于 2 种不同的方案来寻找空间中的猎物, 并进行方位更新。将其应用于滚球阶段的位置更新, 采用全局勘探策略随机检测其中一个滚球蛭螂的位置, 并对于 2 种方案考虑均等机会 q , q 为 $(0, 1)$ 的随机数。因此, 当没有检测到其他滚球蛭螂位置时, 即 $q \geq 0.5$, 则根据式(9)随机挑选滚球蛭螂种群中的个体进行位置更新; 检测到滚球蛭螂位置时, 即 $q < 0.5$, 则由式(10)根据目前种群中具有较好适应度值的滚球蛭螂位置及滚球蛭螂种群平均位置进行位置更新并朝其方向滚动。由此可避免无法及时与其他蛭螂进行沟通的弊端, 弥补了原始蛭螂算法在滚球行为中只依赖最差值的弊端。

$$x_i(t+1) = x_{\text{rand}}(t) - r_1|x_{\text{rand}}(t) - 2r_2x_i(t)| \quad (9)$$

$$x_i(t+1) = [x_{\text{best}}(t) - x_m(t)] - r_3[b_L + r_4(b_U - b_L)] \quad (10)$$

式中, $x_{\text{rand}}(t)$ 为在滚球蛭螂群中随机挑选的蛭螂位置; $x_{\text{best}}(t)$ 为具有较好适应度值的滚球蛭螂位置; $x_m(t)$ 为滚球蛭螂种群的平均位置; r_1 、 r_2 、 r_3 、 r_4 均为 $(0, 1)$ 的随机数, 为滚球蛭螂的位置提供多样化趋势。

3) 自适应 t 分布扰动。 t 分布又称学生分布, 是含有自由度参数 ν 的概率密度函数^[19], 表达式为

$$T(x) = \frac{\Gamma[(\nu+1)/2]}{\Gamma(\nu/2) \times \sqrt{\nu\pi} \times (1+x^2/\nu)^{\frac{\nu+1}{2}}} \quad (11)$$

式中, $\Gamma(\cdot)$ 为第二型欧拉积分函数。

在觅食阶段对小蛭螂的觅食行为进行 t 分布扰动, 考虑 2 种情况, p 为 $(0, 1)$ 的随机数, 当 $p > 0.5$ 时按照原先表达式进行位置更新, 当 $p \leq 0.5$ 时以当前迭代次数 t 作为参数自由度 ν 对当前最优解的位置进行扰动并进行位置更新, 可以很好地平衡算法的探索 and 开发。在算法迭代初期, t 分布趋近于柯西分布, 提高了算法的全局寻优能力, 随着迭代次数的增加, t 分布又趋近于高斯分布, 提高了算法的局部搜索能力, 进而提高算法寻优精度^[20]。

利用 Matlab 软件中的 $\text{trnd}(\cdot)$ 函数计算 $T(x)$, 扰动后的位置更新式为

$$x_i(t+1) = X^* + X^* \text{trnd}(t) \quad (12)$$

式中, $X^* \text{trnd}(t)$ 为随机干扰项。

1.3 改进的小波阈值函数

小波阈值函数算法实现去噪的原理简单易懂、噪声滤除的能力强, 但传统的软阈值函数去噪存在恒定偏差, 去噪后的信号精度会有所下降, 硬阈值函数自身发生间断会导致去噪处理后的信号出现局部异常尖峰^[21]。

硬阈值函数表达式^[22]为

$$W_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k}, & |w_{j,k}| \geq T \\ 0, & |w_{j,k}| < T \end{cases} \quad (13)$$

软阈值函数表达式^{[22]293}为

$$W_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k})(|w_{j,k}| - T), & |w_{j,k}| \geq T \\ 0, & |w_{j,k}| < T \end{cases} \quad (14)$$

式中, $W_{j,k}$ 为 $w_{j,k}$ 估计小波系数; $w_{j,k}$ 为分解第 j 个尺度下的第 k 个小波系数; j 为分解层数; T 为阈值。

为改进硬阈值与软阈值存在的缺陷问题, 本文构建了一种新的小波阈值函数, 对振动信号进行二次去噪处理, 其表达式为

$$W_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k}) \left[|w_{j,k}| - \frac{Tb^{(T-|w_{j,k}|)}}{e^{a(|w_{j,k}|-T)^2}} \right], & |w_{j,k}| \geq T \\ 0, & |w_{j,k}| < T \end{cases} \quad (15)$$

式中, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数; a, b 均为引入的调节因子, 取值均为 $[0, +\infty)$ 。调节因子数值的改变会引起阈值函数的变化, 其变化范围在硬阈值和软阈值函数之间平滑波动。改变调节因子的数值, 可获取不同的去噪效果: 当 a, b 越大时, 阈值函数越接近硬阈值函数; 当 $a = 0, b = 1$ 时, 阈值函数等于软阈值函数。

图2为不同阈值函数的算法特性对比图。对改进的小波阈值函数进行数学特性分析。

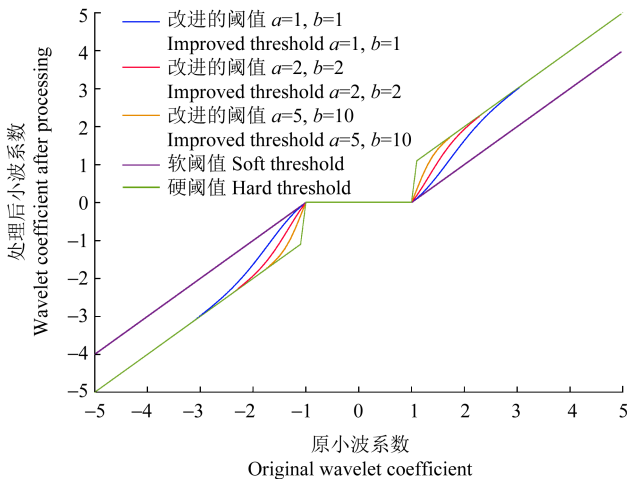


图2 阈值函数特性对比

Fig. 2 Comparison of threshold function characteristics

1.3.1 连续性

当 $w_{j,k} \rightarrow T^+$ 时

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow T^+} W_{j,k} = \lim_{w_{j,k} \rightarrow T^+} w_{j,k} - \frac{Tb(T - |w_{j,k}|)}{e^{a(|w_{j,k}|-T)^2}} = 0 \quad (16)$$

当 $w_{j,k} \rightarrow T^-$ 时

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow T^-} W_{j,k} = \lim_{w_{j,k} \rightarrow T^-} w_{j,k} - \frac{Tb(T - |w_{j,k}|)}{e^{a(|w_{j,k}|-T)^2}} = 0 \quad (17)$$

当 $w_{j,k} = T$ 时, $W_{j,k} = 0$, 证明了该阈值函数连续且可导, 可有效避免伪吉布斯现象, 克服了硬阈值函数在阈值处不连续导致小波系数产生振荡的问题。

1.3.2 渐近性

当 $w_{j,k} \rightarrow +\infty$ 时

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow +\infty} \frac{W_{j,k}}{w_{j,k}} = \lim_{w_{j,k} \rightarrow +\infty} \frac{\text{sign}(w_{j,k}) \{ |w_{j,k}| - [Tb^{(T-|w_{j,k}|)}] / e^{a(|w_{j,k}|-T)^2} \}}{w_{j,k}} = \lim_{w_{j,k} \rightarrow +\infty} \frac{1 \times |w_{j,k}|}{w_{j,k}} = 1 \quad (18)$$

当 $w_{j,k} \rightarrow -\infty$ 时

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow -\infty} \frac{W_{j,k}}{w_{j,k}} = \lim_{w_{j,k} \rightarrow -\infty} \frac{\text{sign}(w_{j,k}) \{ |w_{j,k}| - [Tb^{(T-|w_{j,k}|)}] / e^{a(|w_{j,k}|-T)^2} \}}{w_{j,k}} = \lim_{w_{j,k} \rightarrow -\infty} \frac{-1 \times |w_{j,k}|}{w_{j,k}} = 1 \quad (19)$$

因此, 改进的阈值函数渐近线为 $W_{j,k} = w_{j,k}$, 证明该函数具有渐近性, 在一定程度上克服了经软阈值函数处理后小波系数与真实小波系数之间存在的恒定偏差, 导致重构信号精度下降的问题。综上所述, 本文所构建的阈值函数有效规避了软、硬阈值的缺点, 可以更有效地去除噪声, 且更多地保留原始信号中的有效成分。

1.4 算法流程

本文提出一种基于 IDBO-TVFEMD 与改进小波阈值函数相结合的去噪方法, 并通过滚动轴承复合故障模式识别完成应用研究, 故障诊断流程如图3所示, 算法步骤为:

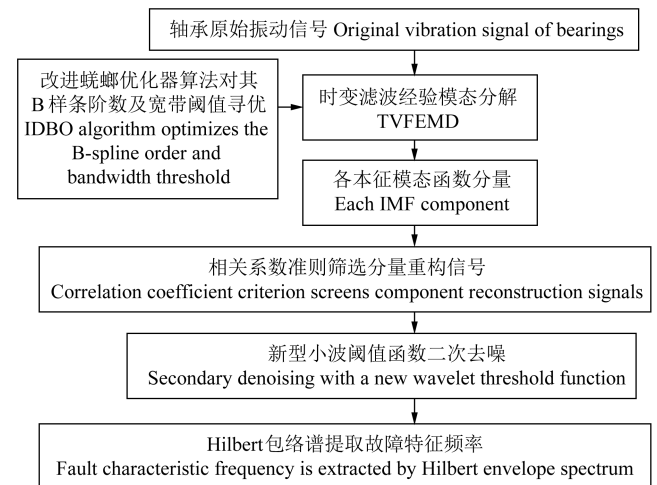


图3 故障诊断流程

Fig. 3 Fault diagnosis process

1) 采用 IDBO 对 TVFEMD 中关键参数 B 样条阶数和带宽阈值 ξ 进行迭代寻优, 得出最佳参数组合。

2) 将滚动轴承运作时的振动信号经过参数寻优后的 TVFEMD 得到一系列 IMF 分量。

3) 利用相关系数准则筛选出与原始信号相关性

高的分量进行重构。

4) 采用改进的小波阈值函数对重构信号进行二次去噪处理。

5) 获取所得信号的 Hilbert 包络谱图, 提取滚动轴承的故障特征频率。

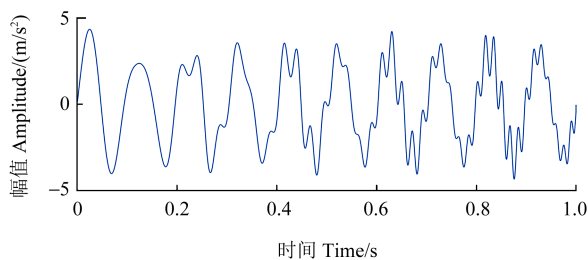
2 仿真模拟与验证

为验证 IDBO-TVFEEMD 与改进的小波阈值函数联合去噪的效果, 构造仿真模拟信号 y , 即

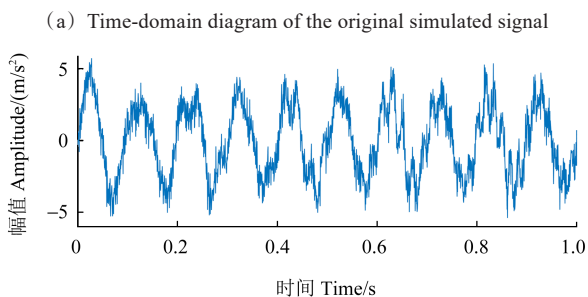
$$\begin{cases} x_1 = 3\sin(20\pi t) \\ x_2 = [1 + 0.5\sin(10\pi t)] \sin(60\pi t^2 + 20\pi t) \\ y = x_1 + x_2 + n \end{cases} \quad (20)$$

式中, x_1 为低频正弦信号; x_2 为调幅调频信号; n 为加入的高斯白噪声。

原始仿真信号时域及加入信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 为 10 dB 高斯白噪声后时域如图 4 所示。



(a) 原始仿真信号时域图

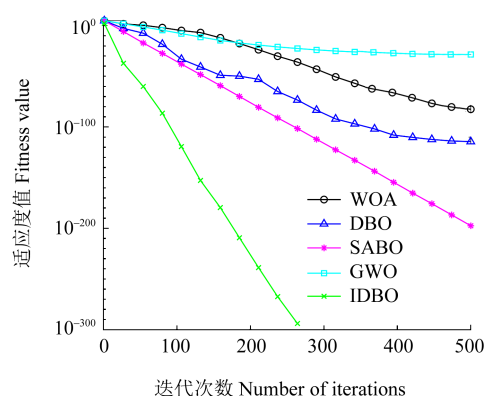


(b) 加白噪声仿真信号时域图

(b) Time-domain diagram of the simulation signal with the white noise

图 4 仿真信号时域图

Fig. 4 Time-domain diagram of the simulated signal



(a) 函数 f_1

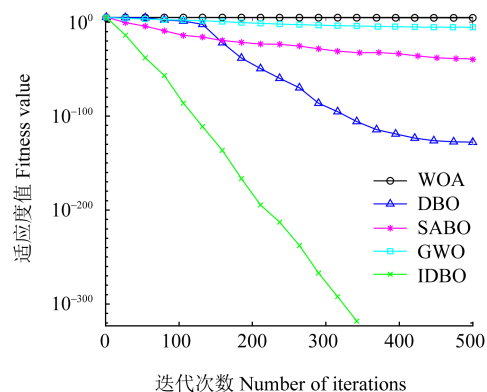
(a) Function f_1

2.1 IDBO 性能测试

为验证 IDBO 对参数优化的有效性, 选用单峰函数 Sphere、Schwefel's Problem 1.2 和多峰函数 Generalized Schwefel's Problem 2.26、Generalized Griewank's Function 作为测试函数进行性能测试^[23], 并与鲸鱼优化算法 (Whale Optimization Algorithm, WOA)、蜣螂优化算法、减法平均优化器 (Subtraction-Average-Based Optimizer, SABO) 算法、灰狼优化 (Grey Wolf Optimization, GWO) 算法进行对比。各算法种群大小和迭代次数统一设置为 30、500, 测试函数均运行 30 次, 绘制平均适应度迭代收敛曲线, 并计算最优值、平均值、标准差、完成迭代所需次数用来评价算法的优化精度、平均精度和鲁棒性。

f_1 、 f_2 单峰测试函数只有一个全局最优, 用于评价算法的局部开发能力和收敛速度, f_3 、 f_4 多峰测试函数有多个局部最优, 随着问题规模的增加, 局部最优数量也会增加, 用于测试算法的可搜索性^[24]。

图 5(a)、图 5(b) 所示为单峰函数收敛曲线, 在同一设置条件下, 仅 IDBO 达到收敛, 其他算法收敛曲线后期趋于平缓, 出现了停滞现象; 相比于 DBO, IDBO 收敛速度更快。由图 5(a)、图 5(b) 可知, IDBO 在迭代次数 287、346 处找到最优值, 而 DBO 未收敛并且没有寻到最优值, 说明提出的改进策略能够有效提高 IDBO 的局部开发能力和收敛速度。图 5(c)、图 5(d) 所示为多模态函数收敛曲线, 其中 IDBO 收敛速度最快, 除 GWO 在寻优中未收敛, 其他算法均收敛; 并且 f_3 函数寻优中仅 IDBO 在迭代 235 次寻到最优值, 其他算法均未寻到最优值; f_4 函数各算法均寻到最优值, 但 IDBO 在迭代 31 次快速寻到最优值。同时, 从平均值和标准差指标可看出, IDBO 算法整体效果更好。因此, IDBO 算法在优化速度和优化精度上都有显著的优势, 这表明本文引入的改进策略对 IDBO 算法是有效的。不同优化算法寻优结果如表 1 所示。



(b) 函数 f_2

(b) Function f_2

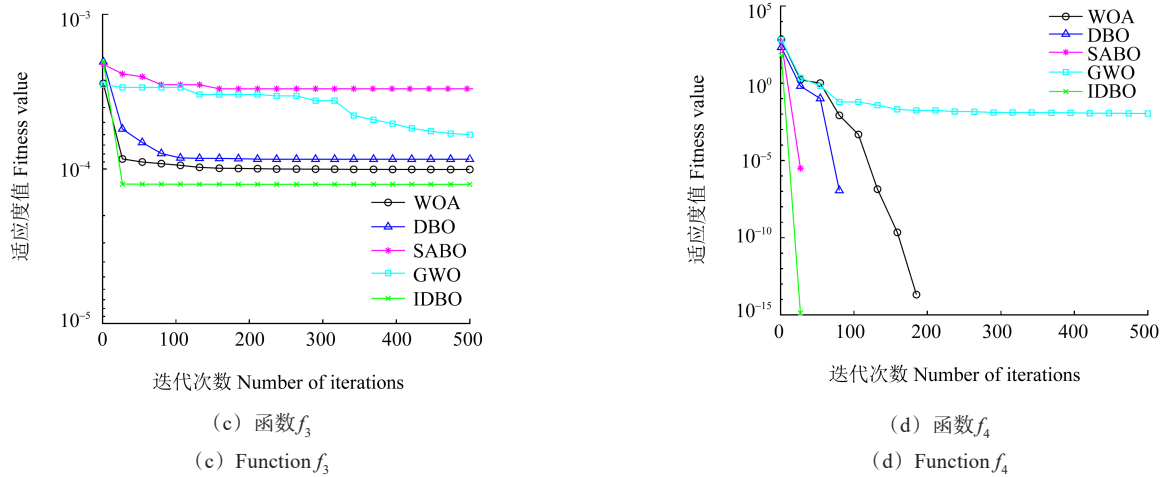


图5 不同函数迭代收敛曲线

Fig. 5 Convergence curves of different function iterations

表1 不同优化算法寻优结果

Tab. 1 Optimal results of different optimization algorithms

函数 Function	指标 Index	WOA	DBO	SABO	GWO	IDBO
f_1	最优值 Optimal value	1.039×10^{-96}	3.959×10^{-163}	2.140×10^{-204}	5.352×10^{-35}	0.000
	平均值 Mean value	1.628×10^{-84}	6.531×10^{-123}	1.121×10^{-200}	3.716×10^{-33}	0.000
	标准差 Standard deviation	6.717×10^{-84}	3.531×10^{-122}	0.000	6.570×10^{-33}	0.000
	迭代次数 Number of iterations	500	500	500	500	287
f_2	最优值 Optimal value	8 364.008	3.614×10^{-161}	2.191×10^{-80}	2.897×10^{-11}	0.000
	平均值 Mean value	27 961.880	9.039×10^{-18}	6.705×10^{-24}	5.751×10^{-8}	0.000
	标准差 Standard deviation	12 083.978	4.951×10^{-17}	3.672×10^{-23}	1.768×10^{-7}	0.000
	迭代次数 Number of iterations	500	500	500	500	346
f_3	最优值 Optimal value	-1.257×10^{-4}	-1.196×10^{-4}	-3.835×10^{-3}	-7.710×10^{-3}	-1.257×10^{-4}
	平均值 Mean value	-1.152×10^{-4}	-8.772×10^{-3}	-3.114×10^{-3}	-6.131×10^{-3}	-1.257×10^{-4}
	标准差 Standard deviation	1 545.381	1 145.932	307.930	970.542	204.379
	迭代次数 Number of iterations	444	313	157	500	235
f_4	最优值 Optimal value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	平均值 Mean value	0.011	0.000	0.000	0.003	0.000
	标准差 Standard deviation	0.034	0.000	0.000	0.008	0.000
	迭代次数 Number of iterations	195	104	52	489	31

2.2 IDBO-TVFEMD 参数寻优

以添加 10 dB 高斯白噪声为例,利用 IDBO 对 TVFEMD 参数进行寻优,以最小排列熵为目标函数,蜣螂种群数目设置为 30,最大迭代次数为 10。经过迭代寻优后,得到最优参数组合 $[0.2869, 8.0276]$,即带宽阈值 ξ 设置为 0.2869, B 样条阶数为 8.0276,迭代收敛曲线如图 6 所示。

利用参数优化后的 TVFEMD 对加噪仿真模拟信号进行分解,得到各 IMF 分量,如图 7 所示。将分解后各 IMF 分量与原信号做相关性分析。相关系数 0.8~1.0 为极强相关;0.4~0.6 为中等强度相关;0.2~0.4

为弱相关;0.0~0.2 为极弱相关或无相关^[25]。因此本文选取相关系数大于 0.2 的分量进行重构。

2.3 TVFEMD-改进小波阈值函数降噪效果

根据表 2 选取相关系数大的 IMF₅、IMF₆ 进行重构,并且对其进行二次去噪,去噪后时域图如图 8 所示。为验证改进的小波阈值函数降噪效果,分别采用 TVFEMD、TVFEMD-软阈值、TVFEMD-硬阈值、TVFEMD-改进的小波阈值函数对信号进行降噪处理,其组合类型如表 3 所示。小波阈值函数去噪均选择 db4 小波作为小波基、小波分解尺度设置为 3、阈值选择 minimax。

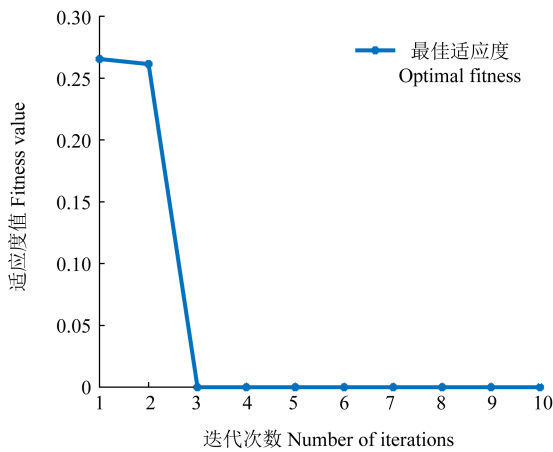


图6 迭代收敛曲线

Fig. 6 Iterative convergence curve

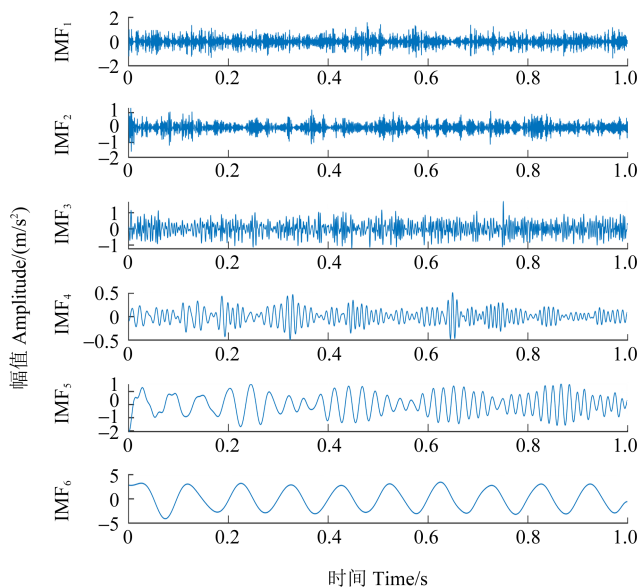


图7 时变滤波经验模态分解 (仿真)

Fig. 7 TVFEMD (simulation)

表2 各分量相关系数 (仿真)

Tab. 2 Correlation coefficient of each component (simulation)

分量 Component	相关系数 Correlation coefficient	分量 Component	相关系数 Correlation coefficient
IMF ₁	0.183 0	IMF ₄	0.059 5
IMF ₂	0.134 5	IMF ₅	0.306 9
IMF ₃	0.167 8	IMF ₆	0.905 5

一般根据信噪比 (Signal-To-Noise Ratio, SNR) 和均方根误差 (Mean Squared Error, MSE) 评判不同降噪方法的降噪效果^[26]。 R_{SNR} 为有用信号功率与噪声功率的比值,其值越大,去噪效果越好; E_{MSE} 是指经过分解与重构后得到的信号与原始信号之间的方差,其值越小,算法越稳定。以加入 5、10 dB 高斯白噪声为例,不同降噪方法的降噪指标如表 3 所示。由表 3 可看出,TVFEMD-改进的小波阈值函数对信号进行去

噪后, R_{SNR} 最大, E_{MSE} 最小,具有最佳去噪效果,表明改进的小波阈值函数及与 TVFEMD 结合去噪的有效性及其优势性。

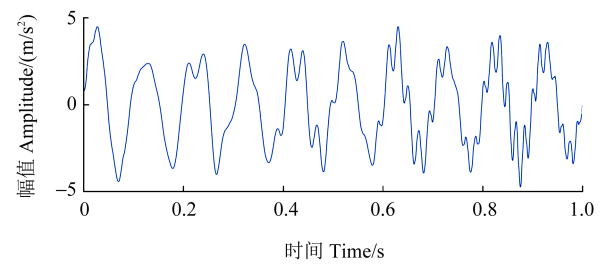


图8 TVFEMD-改进的小波阈值函数去噪时域图

Fig. 8 Denoising time-domain diagram of the TVFEMD-improved wavelet threshold function

表3 不同阈值函数去噪效果指标

Tab. 3 Denoising effect indicators of different threshold functions

降噪方法 Noise reduction method	加噪 5 dB Add 5 dB noise		加噪 10 dB Add 10 dB noise	
	R_{SNR}	E_{MSE}	R_{SNR}	E_{MSE}
TVFEMD	10.114 2	0.470 8	9.132 9	0.582 3
TVFEMD-软阈值函数 TVFEMD-soft threshold function	14.342 0	0.193 4	16.695 4	0.111 8
TVFEMD-硬阈值函数 TVFEMD-hard threshold function	14.266 7	0.197 8	17.918 8	0.085 3
TVFEMD-改进的小波阈值函数 TVFEMD-improved wavelet threshold function	15.360 0	0.154 7	20.394 1	0.048 5

3 试验验证

3.1 试验数据采集

利用 SQI-MFS 型模拟试验台搭建轴承系统试验平台,如图 9 所示。该试验平台振动信号测试系统由 1A314E 型加速度传感器、IOtech640U 型动态信号分析仪与电脑端构成,并搭建轴承内外圈磨损的耦合故障工况。在轴承外圈及内圈上加工图 10 所示的 2 mm 左右的凹槽来模拟轴承故障,在轴承位置处布置三向传感器,设置电动机转动频率为 20 Hz,采样频率为 12 800 Hz,对该系统进行振动数据采集。轴承具体参数如表 4 所示。

外圈故障频率 f_o 、内圈故障频率 f_i 的计算式分别为

$$f_o = \frac{1}{2} Z \left(1 - \frac{d}{D'} \cos \alpha' \right) \frac{n_0}{60} \quad (21)$$

$$f_i = \frac{1}{2} Z \left(1 + \frac{d}{D'} \cos \alpha' \right) \frac{n_0}{60} \quad (22)$$

式中, Z 为轴承滚珠个数; d 为滚动体直径; D' 为轴承节径; α' 为接触角; n_0 为转速。

由式(21)、式(22)计算可得 $f_o=61$ Hz, $f_i=98$ Hz。

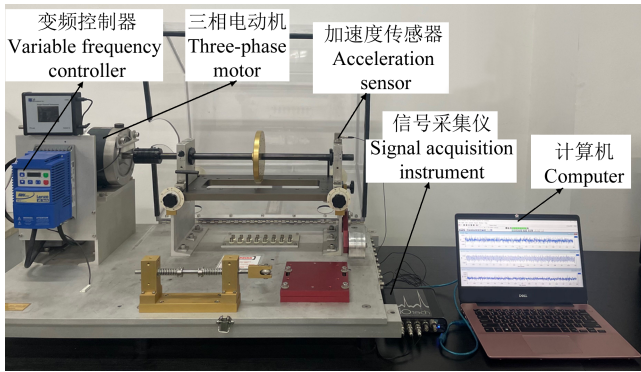


图9 轴承系统试验平台

Fig. 9 Test platform of the bearing system



图10 轴承内外圈复合故障

Fig. 10 Compound fault of inner and outer rings of bearings

表4 轴承具体参数

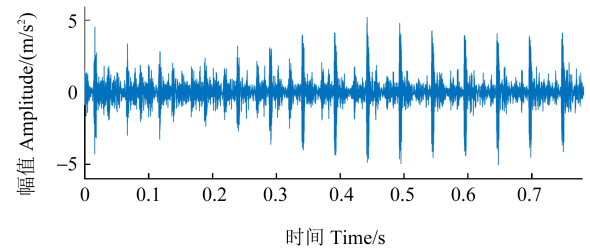
Tab. 4 Specific parameters of bearings

参数 Parameter	值 Value
转速 Speed/(r/min)	1 200
滚珠个数 Number of balls Z	8
轴承节径 Bearing pitch diameter D' /mm	7.937 5
滚动体直径 Rolling diameter d /mm	7.938
接触角 Contact angle α' /($^\circ$)	9

3.2 数据处理与分析

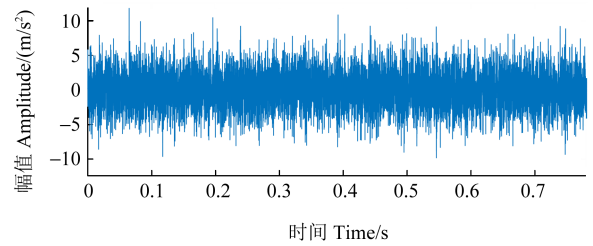
由于试验环境较为理想,为更加贴近真实的工程实际环境,在采集到的振动信号中添加-10 dB的高斯白噪声。图11(a)为原始信号时域图,冲击特征明显;图11(b)中加噪后的振动信号被噪声淹没,无法直接观察到冲击特征及周期性规律。对其画包络谱,图12中干扰频率成分较多,无法观察到故障特征频率,因此对加噪信号进行TVFEMD。

首先,利用改进的IDBO对TVFEMD参数进行迭代寻优,选择最小排列熵作为目标函数,蜣螂种群数目设置为30,最大迭代次数为10。图13中,IDBO在迭代第3次得到最佳参数组合[0.530 2, 21.720 8],因此设置带宽阈值 ξ 为0.530 2, B样条阶数为22。采用最佳参数TVFEMD对信号进行分解,分解后各IMF分量如图14所示。计算各IMF分量与原始信号的相关系数值,根据表5选取相关系数大的分量,即 IMF_1 、 IMF_2 、 IMF_3 、 IMF_4 进行重构并二次去噪。



(a) 原始信号时域图

(a) Time-domain diagram of the original signal



(b) 加白噪声-10 dB时域图

(b) Time-domain diagram with -10 dB white noise

图11 轴承振动信号时域图

Fig. 11 Time-domain diagram of the bearings' vibration signal

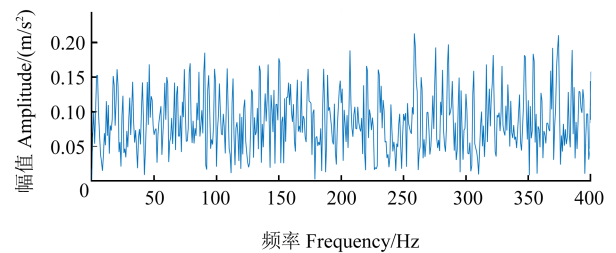


图12 加-10 dB白噪声后的包络谱

Fig. 12 Envelope spectrum after adding the -10 dB white noise

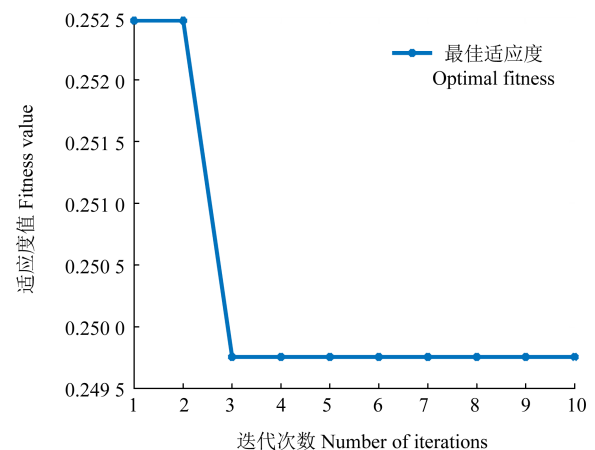


图13 迭代曲线

Fig. 13 Iterative curve

为比较TVFEMD与改进的小波阈值函数去噪结合的有效性,选取TVFEMD去噪、EMD-改进的小波阈值函数去噪、EEMD-改进的小波阈值函数去噪、CEEMDAN-改进的小波阈值函数去噪与之进行对比,其组合类型如表6所示。

各算法对信号进行分解后,利用相关系数准则筛选分量重构。TVFEMD直接作出包络谱,而其他算法

组合再采用改进的小波阈值函数进行二次去噪。小波阈值函数去噪均选择 db4 小波作为小波基、小波分解尺度设置为 lev5、阈值选择 minimaxi,得到图 15 所示的时域图。最后对去噪后的信号作出包络谱(图 16)。

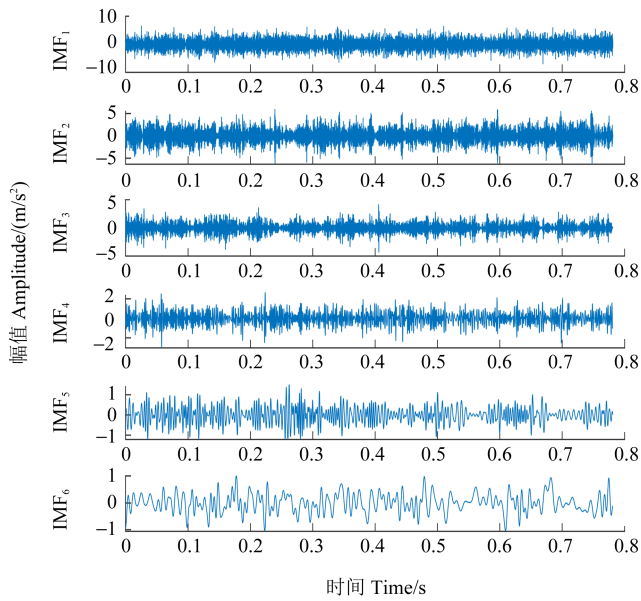


图 14 时变滤波经验模态分解(试验)
Fig. 14 TVFEMD (test)

表 5 各分量相关系数(试验)

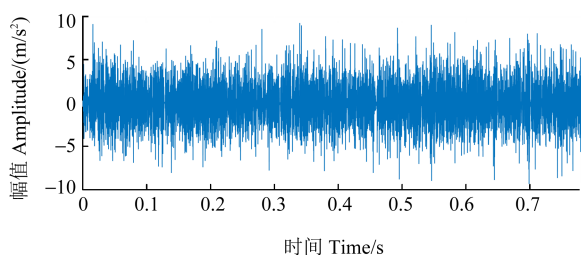
Tab. 5 Correlation coefficient of each component (test)

分量 Component	相关系数 Correlation coefficient	分量 Component	相关系数 Correlation coefficient
IMF ₁	0.680 8	IMF ₄	0.254 7
IMF ₂	0.562 1	IMF ₅	0.149 8
IMF ₃	0.341 1	IMF ₆	0.130 8

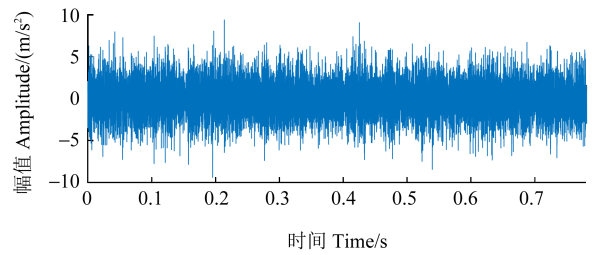
表 6 不同去噪算法模型

Tab. 6 Different denoising algorithm models

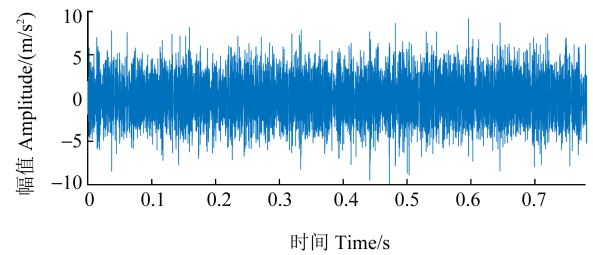
类别 Category	去噪算法模型 Denoising algorithm model
A	TVFEMD-改进的小波阈值函数 TVFEMD-improved wavelet threshold function
B	TVFEMD
C	EMD-改进的小波阈值函数 EMD-improved wavelet threshold function
D	EEMD-改进的小波阈值函数 EEMD-improved wavelet threshold function
E	CEEMDAN-改进的小波阈值函数 CEEMDAN-improved wavelet threshold function



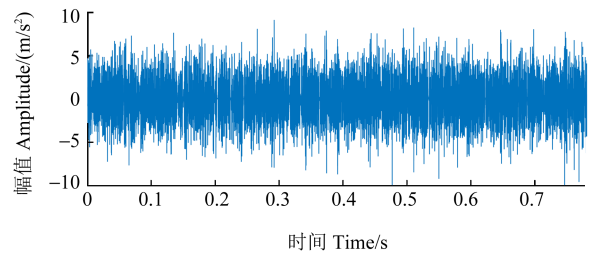
(a) A



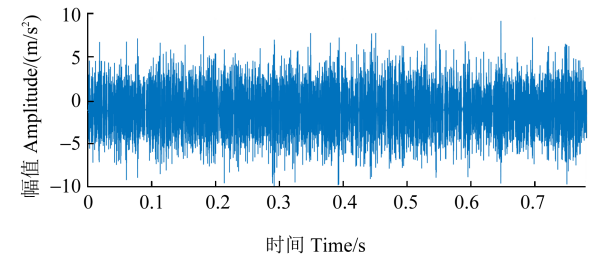
(b) B



(c) C



(d) D



(e) E

图 15 二次去噪后时域图

Fig. 15 Time-domain diagram after secondary denoising

由图 16(a)可知, f_i 及其倍频, 同时外圈故障频率 f_o 、 $2f_o$ 、 $3f_o$, 内圈故障频率 f_i 、 $2f_i$ 、 $3f_i$ 也清晰可见, 且故障频率周围干扰噪声较小, 故障频率幅值突出, 由此可判断为内外圈耦合故障。由图 16(b)~图 16(e)可见, 均能提取部分故障特征频率, 但噪声干扰较大, 干扰频率较多, 部分故障特征频率及倍频淹没在噪声中。相比之下, TVFEMD-改进的小波阈值函数结合去噪, 可提取的有效故障特征频率多, 噪声干扰较小, 更易于表征故障特征信息。

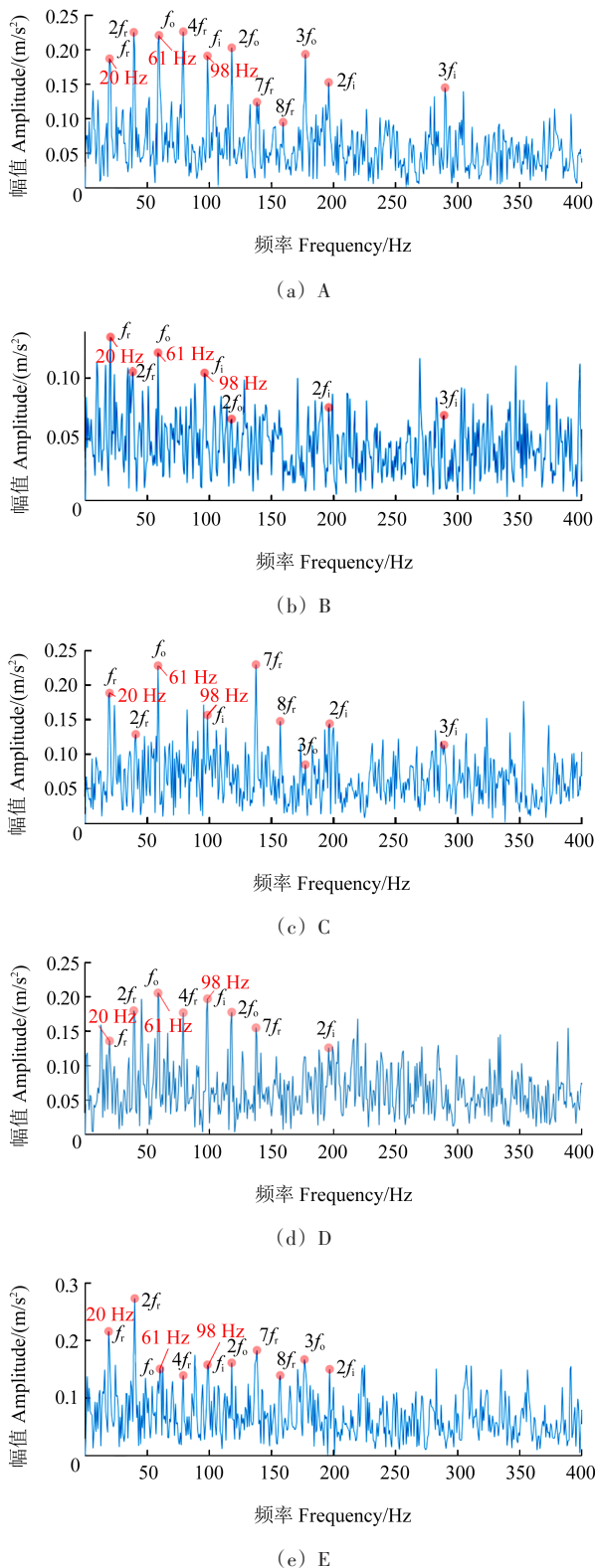


图 16 包络谱

Fig. 16 Envelope spectrum

4 结论

围绕机械运作时往往其有效的振动信号会淹没在周围环境噪声信号中的特点,本文提出了一种基于IDBO-TVFMED与改进的小波阈值函数相结合的方法完成滚动轴承复合故障诊断。通过仿真模拟信号和

故障模拟试验完成了方法的有效性验证。得到主要结论如下:

1)提出了一种改进的蜣螂优化算法,相比于传统蜣螂优化算法及其他优化算法,通过混沌映射初始化种群,增加粒子多样性;哈里斯鹰全局勘探策略代替滚球阶段位置更新公式,避免滚球行为中依赖最差值的弊端;小蜣螂觅食阶段加入 t 分布扰动,有效增强算法的全局开发和局部探索能力,优化速度和精度得到提高,具有更好的寻优性能。

2)改进的小波阈值函数有效改善了硬阈值函数连续性差,存在间断点的问题,同时克服了软阈值函数造成的恒定偏差,保留了原始振动信号特征信息,去噪效率更高。

3)相比于其他分解算法,本文所构建的IDBO-TVFMED与改进小波阈值函数模型在滚动轴承典型复合故障特征提取上更为有效。

参考文献 (References)

- [1] 曹亚磊,杜应军,韦广,等. SGMD-MOMEDA 滚动轴承故障特征提取方法研究[J]. 机械强度,2022,44(6):1279-1285.
CAO Yalei, DU Yingjun, WEI Guang, et al. Research on rolling bearing fault feature extraction method with SGMD-MOMEDA [J]. Journal of Mechanical Strength, 2022, 44(6): 1279-1285. (In Chinese)
- [2] 高山,周玉平,陈宏,等. 全矢HMM在轴承剩余寿命预测中的应用[J]. 机械设计与制造,2020(12):64-67.
GAO Shan, ZHOU Yuping, CHEN Hong, et al. The prediction of residual life of full vector HMM bearing based on KPCA [J]. Machinery Design & Manufacture, 2020(12): 64-67. (In Chinese)
- [3] 韩雪飞,施展,华云松. 基于参数优化MOMEDA与CEEMDAN的滚动轴承微弱故障特征提取研究[J]. 机械强度,2021,43(5):1041-1049.
HAN Xuefei, SHI Zhan, HUA Yunsong. Weak fault feature extraction of rolling bearing based on parameter optimized MOMEDA and CEEMDAN [J]. Journal of Mechanical Strength, 2021, 43(5): 1041-1049. (In Chinese)
- [4] HUANG N E, LONG S R, WU M L C, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society. Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454 (1971): 903-995.
- [5] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [6] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A

- complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]//Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Prague. New York: IEEE, 2011:4144-4147.
- [7] LI H, LI Z, MO W. A time varying filter approach for empirical mode decomposition[J]. *Signal Processing*, 2017, 138: 146-158.
- [8] 岑立, 钟先友. 基于粒子群优化时变滤波经验模态分解的轴承故障诊断[J]. *机械*, 2020, 47(11): 8-16.
CEN Li, ZHONG Xianyou. Bearing fault diagnosis based on particle swarm optimized time-varying filtering empirical mode decomposition[J]. *Machinery*, 2020, 47(11): 8-16. (In Chinese)
- [9] XUE J, SHEN B. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2022, 79: 7305-7336.
- [10] 潘劲成, 李少波, 周鹏, 等. 改进正弦算法引导的蜣螂优化算法[J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(22): 92-110.
PAN Jincheng, LI Shaobo, ZHOU Peng, et al. Dung beetle optimization algorithm guided by improved sine algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2023, 59(22): 92-110. (In Chinese)
- [11] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, 41(3): 613-627.
- [12] 樊高瞻, 周俊, 朱昆莉. 基于改进形态-小波阈值降噪的轴承复合故障声学诊断[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(12): 221-226.
FAN Gaozhan, ZHOU Jun, ZHU Kunli. An improved morphological-wavelet threshold de-noising method based acoustic diagnosis for bearing composite faults[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(12): 221-226. (In Chinese)
- [13] 唐贵基, 周翀, 庞彬, 等. 基于参数优化时变滤波经验模态分解的转子故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2019, 38(10): 162-168.
TANG Guiji, ZHOU Chong, PANG Bin, et al. Parameter optimized time-varying filter based empirical mode decomposition method for the fault diagnosis of rotors[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(10): 162-168. (In Chinese)
- [14] TU N, FAN Z. IMODBO for optimal dynamic reconfiguration in active distribution networks[J]. *Processes*, 2023, 11(6): 1827.
- [15] XU D M, LI Z, WANG W C. An ensemble model for monthly runoff prediction using least squares support vector machine based on variational modal decomposition with dung beetle optimization algorithm and error correction strategy[J]. *Journal of Hydrology*, 2024, 629: 130558.
- [16] SHEN Q W, ZHANG D M, XIE M S, et al. Multi-strategy enhanced dung beetle optimizer and its application in three-dimensional UAV path planning [J]. *Symmetry*, 2023, 15(7): 1432.
- [17] AHMAD M F, ISA N A M, WEI L H, et al. Differential evolution with modified initialization scheme using chaotic oppositional based learning strategy[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2022, 61(12): 11835-11858.
- [18] HEIDARI A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97: 849-872.
- [19] 柳子来, 王健敏. 基于自适应 t 分布的改进粒子群实时任务调度算法[J]. *化工自动化及仪表*, 2020, 47(5): 393-397.
LIU Zilai, WANG Jianmin. Real-time task scheduling algorithm of the improved particle swarm based on the self-adaptive t -distribution [J]. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2020, 47(5): 393-397. (In Chinese)
- [20] YIN S H, LUO Q F, DU Y L, et al. DTSMA: dominant swarm with adaptive t -distribution mutation-based slime mould algorithm [J]. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 2022, 19(3): 2240-2285.
- [21] 陆俊杰, 刘柱, 丁雪兴, 等. 局部特征尺度与小波阈值协同下密封摩擦面 AE 信号降噪研究[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(12): 205-211.
LU Junjie, LIU Zhu, DING Xuexing, et al. A study on noise reduction of AE signal of sealing friction surface under the synergy of local characteristic-scale decomposition and wavelet threshold[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(12): 205-211. (In Chinese)
- [22] HUANG J D, LING L, XIAO Q. Research on weak signal detection method for power system fault based on improved wavelet threshold[J]. *Energy Reports*, 2022, 8(12): 290-296.
- [23] MOHAMMED H M, UMAR S U, RASHID T A. A systematic and meta-analysis survey of whale[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2019(25): 8718571.
- [24] ZHANG J, WANG J S. Improved whale optimization algorithm based on nonlinear adaptive weight and golden sine operator [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 77013-77048.
- [25] 朱俊杰, 张清华, 朱冠华, 等. 基于 EEMD 与 GWO-SVM 的石化机组轴承故障诊断[J]. *自动化与仪表*, 2023, 38(11): 60-65.
ZHU Junjie, ZHANG Qinghua, ZHU Guanhua, et al. Fault diagnosis of petrochemical unit bearings based on EEMD and GWO-SVM [J]. *Automation & Instrumentation*, 2023, 38(11): 60-65. (In Chinese)
- [26] 于洋, 李赞, 杨平, 等. 改进小波阈值函数和 ACEWT 方法的滚动轴承故障声发射信号特征提取[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(17): 194-202.
YU Yang, LI Yun, YANG Ping, et al. Improved wavelet threshold function and ACEWT method for feature extraction of acoustic emission signals from rolling bearing faults [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(17): 194-202. (In Chinese)

Compound fault diagnosis method of rolling bearings based on IDBO-TVFEMD and improved wavelet threshold function

BIE Fengfeng^{1,2} ZHANG Yuting^{1,2} LI Qianqian^{1,2} DING Xueping^{1,2}
PENG Guangcheng³ DAI Yuxuan^{1,2} ZHANG Hanyang^{1,2}

- (1. School of Mechanical Engineering and Rail Transit, Changzhou University, Changzhou 213164, China)
- (2. Jiangsu Key Laboratory of Green Process Equipment, Changzhou University, Changzhou 213164, China)
- (3. Yancheng Chongda Petrochemical Machinery Co., Ltd., Yancheng 224712, China)

Abstract: A fault diagnosis method based on improved dung beetle optimizer (IDBO)-time varying filtered empirical mode decomposition (TVFEMD) with improved wavelet threshold functions was proposed aiming at that the vibration signal of rolling bearing fault tends to be disturbed and overwhelmed by strong noise background. IDBO was primarily developed to iteratively optimize B-spline order and bandwidth threshold ζ in TVFEMD, and the optimal parameter combination was obtained. Applying TVFEMD on the original signal, the decomposition for intrinsic mode function (IMF) component series were achieved, among which the irrelevant components were removed by correlation coefficient criterion, and target signals were reconstructed. Then the improved wavelet threshold function was employed on the new signal for further denoising. Finally, the envelope spectrum of the processed signal was calculated, from which the typical fault characteristic frequency was extracted. Through simulation signal and fault simulation test analysis, the fault diagnosis method combined with IDBO-TVFEMD and improved wavelet threshold function was compared with empirical mode decomposition (EMD), ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and complete EEMD with adaptive noise (CEEMDAN) denoising methods. The research results show that the algorithm model proposed in this paper has higher efficiency.

Key words: Rolling bearing; Time varying filtered empirical mode decomposition; Dung beetle optimizer algorithm; Wavelet threshold function

Corresponding author: ZHANG Yuting, E-mail: s22050858068@smail.cczu.edu.cn

Fund: National Natural Science Foundation of China (52206041); Major Project of Jiangsu Provincial Department of Education (19KJA430004); Jiangsu Graduate Research and Practice Innovation Program (SJCX23_1503); Project Results of Innovation and Entrepreneurship Training Plan for College Students in Jiangsu Province (202310292018Z)

Received: 2024-01-17 Revised: 2024-04-25