

综合 ICEEMDAN-VME-MOMEDA 算法的滚动轴承微弱故障特征提取研究

赵乃卓 廉嘉鹏 高永新

(辽宁工程技术大学 机械工程学院, 阜新 123000)

摘要:【目的】针对强噪声背景下滚动轴承微弱故障特征难以准确提取的问题,提出一种综合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)、变分模态提取(Variational Mode Extraction, VME)和多点最优最小熵解卷积(Multipoint Optimal Minimum Entropy Deconvolution Adjusted, MOMEDA)的故障特征提取算法,旨在提升微弱故障特征的识别精度。【方法】首先,以最小包络熵为目标,采用冠豪猪(Crested Porcupine Optimize, CPO)搜索算法优化 ICEEMDAN 算法的白噪声幅值权重与添加噪声次数,对原始振动信号进行分解,并以包络谱谱峰因子为指标,筛选出最佳本征模态分量;其次,以最小包络熵为目标,利用 CPO 算法优化 VME 算法的平衡参数与中心频率,提取该分量中最能表征故障信息的频段;然后,以包络谱谱峰因子为目标,通过 CPO 算法优化 MOMEDA 算法的滤波器长度与故障脉冲周期,对提取信号进行特征增强;最后,对增强后的信号进行包络解调分析,提取故障特征频率。【结果】经公开数据集验证,所提方法能清晰提取滚动轴承内圈故障频率(162.185 2 Hz)及其多倍频成分,包络谱中干扰频率被有效抑制;外圈故障特征频率(107.364 3 Hz)同样被准确识别。相比单独使用 ICEEMDAN 算法或 VME 算法,该算法能更有效地突显故障冲击脉冲,信噪比显著提升,为故障类型的准确识别提供了可靠依据。

关键词: 滚动轴承;微弱故障;特征提取;改进自适应噪声完备集合经验模态分解;变分模态提取;多点最优最小熵解卷积

中图分类号: TH17; TH133.3 DOI: 10.16579/j.issn.1001.9669.2026.05.016

0 引言

旋转机械设备在各类生产制造环节中占据核心地位^[1],滚动轴承作为其中的关键部件,长期在高负荷、恶劣工况下运行,极易发生故障。据统计,由滚动轴承引起的故障约占旋转机械设备故障总数的 1/3。因此,滚动轴承微弱故障特征提取研究对保障设备可靠性及生产效率具有重要意义。

实际工况下,滚动轴承发生故障时产生的冲击信号微弱,且常被强烈的背景噪声淹没,导致微弱故障特征不易提取^[2]。因此,对故障信号进行有效降噪及周期性特征增强,是实现微弱故障特征提取的关键步骤,也是故障诊断的重要环节。

滚动轴承局部故障引发的振动信号具有非线性、非平稳特性的特点。针对此类信号的分析方法主要包括经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)、自适应噪声完备集合经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)和变分模式提取

(Variational Mode Extraction, VME)^[3]等算法。EMD 算法与局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)算法存在模态混叠与端点效应等局限,CEEMDAN 虽在 EMD 基础上改进,但其分解后的各分量中仍残留噪声及伪模态。为克服上述不足,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)算法被提出。陈继祥等^[4]将 ICEEMDAN 算法与 EMD 算法相结合,并用于滚动轴承故障诊断中,提升了诊断精度,但对微弱故障的识别能力仍有待提高。VME 算法与变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)算法在数学结构上相似,但 VME 算法仅需提取单个期望模式,显著提高了分离精度与计算效率^[5]。郭远晶等^[6]提出了 S 变换引导的变分模态提取方法,但未对平衡因子进行优化,可能无法获得最佳期望模式。

为有效地消除强背景噪声对故障诊断的影响, DYER 等^[7]构建一种基于峭度的最小熵解卷积(Minimum Entropy Deconvolution, MED)算法。但

收稿日期: 2024-08-26 修回日期: 2024-09-10

作者简介: 赵乃卓,女,1970年生,辽宁阜新人,硕士,副教授;主要研究方向为机械电子工程;E-mail: zhaonaizhuo@126.com。

廉嘉鹏(通信作者),男,2000年生,吉林舒兰人,硕士研究生;主要研究方向为机械电子工程;E-mail: 644456765@qq.com。

引用格式: 赵乃卓,廉嘉鹏,高永新. 综合 ICEEMDAN-VME-MOMEDA 算法的滚动轴承微弱故障特征提取研究[J]. 机械强度, 2026, 48(5): 140-149.

ZHAO Naizhuo, LIAN Jiapeng, GAO Yongxin. Research on weak fault feature extraction of rolling bearings based on integrated ICEEMDAN-VME-MOMEDA algorithm[J]. Journal of Mechanical Strength, 2026, 48(5): 140-149.



免费获取

MED算法易陷入局部最优,且不利于还原重复性瞬态脉冲。针对上述缺陷,最大相关峭度解卷积(Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution, MCKD)算法及多点最优最小熵解卷积(Multipoint Optimal Minimum Entropy Deconvolution Adjusted, MOMEDA)^[8]算法相继被提出。MOMEDA算法作为MCKD算法的改进算法,无需复杂迭代即可获得最优滤波器。石佳等^[9]采用天鹰优化算法选取MOMEDA算法的参数 L 和 T ,但该算法对参数设定要求较高,局部搜索精度随复杂性增加而降低。郭金泉等^[10]提出采用粒子群算法优化MOMEDA算法的两个参数,并结合CEEMDAN算法,在滚动轴承故障诊断中取得显著效果。

为从原始信号中充分提取滚动轴承微弱故障特征,本文提出一种综合ICEEMDAN-VME-MOMEDA的特征提取方法。该方法以最小包络熵及包络谱谱峰因子为适应度函数,采用冠豪猪(Crested Porcupine Optimize, CPO)搜索算法对ICEEMDAN算法、VME算法、MOMEDA算法的关键参数进行寻优。首先,利用ICEEMDAN算法对振动信号分解,筛选出包络谱谱峰因子最大的本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF);然后,采用VME算法提取该IMF中心频率附近的最优频段;再通过MOMEDA算法对信号进行特征增强;最后,经包络解调分析提取故障特征频率及其倍频成分。通过公开数据集验证,表明该方法在强噪声干扰下能有效提取滚动轴承微弱故障特征。此外,将所提方法与单独使用ICEEMDAN算法、VME算法及VMD算法的处理结果进行对比,进一步证明了该算法在信号预处理方面的优越性。

1 算法原理

1.1 改进自适应噪声完备集合经验模态分解

定义 $M(\cdot)$ 为信号的局部均值算子, $E_k(\cdot)$ 为EMD方法分解所得第 k 个模态分量,其具体分解步骤为^[11]:

1)在原始信号 $x(t)$ 中添加经EMD得到的高斯白噪声 s^v ,得到新信号^[12],即

$$x^v(t) = x(t) + \beta_0 E_1[s^v(t)], v = 1, 2, \dots, V \quad (1)$$

式中, β_0 为添加噪声的幅度系数初始值; v 为添加噪声次数。

2)计算经过EMD的 $x^v(t)$ 的局部均值,取其平均值,得到第1个残差,为

$$r_1(t) = \langle M[x_1^v(t)] \rangle \quad (2)$$

式中, $\langle \cdot \rangle$ 为内积,下同。

3)计算第1阶分量 F_{IMF1} ,即

$$F_{\text{IMF1}} = x(t) - r_1(t) \quad (3)$$

4)构造序列 $x_2^v(t) = r_1(t) + \beta_1 E_2[s^v(t)]$,得到第2

个残差,为

$$r_2(t) = \langle M[x_2^v(t)] \rangle \quad (4)$$

5)计算第2阶分量 F_{IMF2} ,即

$$F_{\text{IMF2}} = r_1(t) - r_2(t) \quad (5)$$

6)同理,得到第 k 个残差及 k 阶分量,为

$$r_k(t) = \langle M\{r_k(t) + \beta_{k-1} E_k P[s^v(t)]\} \rangle \quad (6)$$

$$F_{\text{IMFk}} = r_k(t) - r_{k-1}(t) \quad (7)$$

7)重复步骤4),直到残差不能被分解^[13]。其中,

$$\beta_k = \begin{cases} \varepsilon_k \cdot \text{std}(x) / \text{std}\{E_1[s^v(t)]\}, & k = 0 \\ \varepsilon_k \cdot \text{std}[r_k(t)], & k \geq 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中, ε_k 为白噪声幅值权重; $\text{std}(\cdot)$ 表示标准差。

1.2 变分模态提取

将输入信号 $y(t)$ 分解成期望模式 $u_r(t)$ 与剩余信号 $y_k(t)$,表达式为

$$y(t) = u_r(t) + y_k(t) \quad (9)$$

引入2个约束准则:

1)期望模式应该分布在中心频率附近,即

$$J_1 = \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right)^* u_r(t) \right] e^{-j\omega_r t} \right\|_2^2 \quad (10)$$

式中, J_1 为故障期望模式 $u_r(t)$ 的带宽;上标*为复共轭运算; $\partial_t[\cdot]$ 表示对时间 t 的梯度; $\delta(t)$ 为狄拉克分布; j 为虚数单位; ω_r 为中心频率。

2)剩余信号与期望模式的频谱重叠应最小,即

$$J_2 = \left\| \beta_d(t) * y_k(t) \right\|_2^2 \quad (11)$$

$$\beta_r(\omega) = \frac{1}{\alpha(\omega - \omega_r^n)^2} \quad (12)$$

式中, J_2 为剩余信号与期望模式的频谱重叠的成分含量; $\beta_d(t)$ 为滤波器的脉冲响应;*为连续时间线性卷积,下同; α 为平衡参数^[14]; ω 为全频域角频率自变量。

构建约束最小化模型,为

$$\begin{cases} \min \{ \alpha J_1 + J_2 \} \\ \text{s.t. } u_r(t) + y_k(t) = y(t) \end{cases} \quad (13)$$

引入二次惩罚项及拉格朗日乘子,将约束问题转化为非约束问题,构造增广拉格朗日函数^[15],为

$$\mathcal{L}(u_r, \omega_r, \lambda) = \alpha J_1 + J_2 + \left\| y(t) - [u_r(t) + y_k(t)] \right\|_2^2 +$$

$$\langle \lambda(t), y(t) - [u_r(t) + y_k(t)] \rangle \quad (14)$$

式中, λ 为拉格朗日乘子。

采用交替方向乘子法求解,得到模式更新计算式为

$$u_r^{n+1}(\omega) = \frac{f(\omega) + \alpha^2(\omega - \omega_r^n)^4 u_r^n(\omega) + \lambda(\omega)/2}{[1 + \alpha^2(\omega - \omega_r^n)^4][1 + 2\alpha(\omega - \omega_r^n)^2]} \quad (15)$$

中心频率 ω_r 更新计算式为

$$\omega_r^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_r^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_r^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (16)$$

1.3 多点最优最小熵解卷积

滚动轴承属于旋转机械,当其发生故障时,其振动信号表现为周期性脉冲序列。设传感器采集的振动信号为

$$y_2 = H * y_1 + e \quad (17)$$

式中, y_2 为发生故障工况下采集的原始信号; H 为传输路径以及实际环境的响应; y_1 为故障的冲击信号; e 为噪声对采集的干扰。

MOMEDA算法是利用计算最大多点D-范数的方法,去寻求最佳有限长单位脉冲响应(Finite Impulse Response, FIR)滤波器系数 f ,实现非迭代自适应滤波,有效恢复原始脉冲序列。滤波过程可表示为

$$y_1 = f * y_2 = \sum_{k=1}^{N-L} f_k y_{2_{L-k+1}} \quad (18)$$

式中, N 为采样个数; L 为滤波器长度; k' 取值为1, 2, ..., $N-L$ 。

如果 t 与解卷积周期重合时,多点D-范数值会达到最大。故引入多点D-范数最大化问题,即

$$\max_f \text{MDN}(y_1, t) = \max_f \frac{t^T y_1}{\|y_1\|} \quad (19)$$

式中, t 为与 y_1 等长度的目标矢量。

最大化转极值运算:

$$\frac{d}{df} \left(\frac{t^T y_1}{\|y_1\|} \right) = \|y_1\|^{-1} (t_1 M_1 + t_2 M_2 + \dots + t_k M_k) - \|y_1\|^{-3} t^T y_1 x_0 y_1 = 0 \quad (20)$$

令 $X_0 = [M_1, M_2, \dots, M_k]$,当 $(X_0 X_0^T)^{-1}$ 存在时,可得

$$\frac{d}{df} \left(\frac{t^T y_1}{\|y_1\|} \right) = \|y_1\|^{-1} (t_1 M_1 + t_2 M_2 + \dots + t_k M_k) - \|y_1\|^{-3} t^T y_1 x_0 y_1 = 0 \quad (21)$$

将式(21)中的一组作为最佳滤波器系数,代入到 $y_1 = X_0^T f$ 中,就可以还原原始的故障信号,而且输出的结果和目标矢量 t 有相同的长度,其长度为 $N-L+1$ 。最后系统输出的故障冲击信号可表示为

$$y_1 = X_0^T f = X_0^T (X_0 X_0^T)^{-1} X_0 t \quad (22)$$

1.4 冠豪猪搜索算法

ICEEMDAN算法、VME算法及MOMEDA算法的性能分别依赖于白噪声幅值权重 ε_k 与添加噪声次数 v 、平衡参数 α 和中心频率 ω_r 、滤波器长度 L 和故障脉冲周期 T 。为克服人工参数设定的盲目性,采用冠豪猪搜索算法对上述参数进行自适应寻优。

CPO搜索算法是一种新型元启发式算法,具有收敛速度快及种群多样性高的特点。该算法模拟冠豪

猪的4种防御机制:视觉、声音、气味及物理攻击,分别对应算法的全局搜索阶段(第1、第2防御区域)与局部开发阶段(第3、第4防御区域)。

1.4.1 CPO初始化

为了保持种群多样性,引入了一种新的方法:循环种群减少技术,同时提高算法的收敛速度:

$$N^{\text{new}} = N'_{\min} + (N' - N'_{\min}) \times \{1 - [(t' \bmod \frac{T'_{\max}}{T'}) / \frac{T'_{\max}}{T'}]\} \quad (23)$$

式中, N' 为算法初始化时设定的初始种群规模; T' 为循环次数变量; t' 为对当前函数的求值次数; $T'_{\max}$ 为函数求值的最大次数; $N'_{\min}$ 为新生成的种群中最小的数量; $\bmod$ 为取余。

1.4.2 搜索阶段

1)第1防御区域

第1防御区域模拟冠豪猪的视觉警戒行为。其数学模型表示为

$$x_i^{t_0+1} = x_i^{t_0} + \tau_1 \times \left| 2 \times \tau_2 \times x_{\text{ep}}^{t_0} - y_i^{t_0} \right| \quad (24)$$

$$y_i^t = \frac{x_i^{t_0} + x_i^{t_0}}{2} \quad (25)$$

式中, $x_i^{t_0}$ 为 t_0 时刻第 i 个冠豪猪个体的位置向量; x_i^t 为随机选取的另一个个体位置; $x_{\text{ep}}^{t_0}$ 为冠豪猪最佳位置; $y_i^{t_0}$ 为当前冠豪猪与随机冠豪猪之间生成的向量; τ_1, τ_2 为 $[0, 1]$ 随机值。

2)第2防御区域

在第2防御区域内,冠豪猪利用声音发现捕食者,一旦发现危险,它就会发出声音震慑捕食者。其数学模型表示为

$$x_i^{t_0+1} = (1 - U_1) \times x_i^{t_0} + U_1 [\gamma + \tau_3 \times (x_{r_1}^{t_0} - x_{r_2}^{t_0})] \quad (26)$$

式中, r_1 和 r_2 为 $[1, N]$ 随机整数; τ_3 为 $[0, 1]$ 随机值; U_1 为二进制随机数。

1.4.3 开发阶段

1)第3防御区域

在第3防御区域内,冠豪猪会释放气味以进行防御性攻击,阻止捕食者的靠近。其数学模型表示为

$$x_i^{t_0+1} = (1 - U_1) \times x_i^{t_0} + U_1 \times [x_{r_1}^{t_0} + S_i^{t_0} \times (x_{r_2}^{t_0} - x_{r_3}^{t_0}) - \tau_3 \times \delta \times \gamma_t \times S_i^{t_0}] \quad (27)$$

$$\delta = \begin{cases} +1, & r_{\text{rand}} \leq 0.5 \\ -1, & \text{其他} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \gamma_t = 2 \times r_{\text{rand}} \times \left(1 - \frac{t_0}{t_{\max}}\right)^{\frac{t_0}{t_{\max}}} \\ S_i^{t_0} = \exp \{ [f(x_i^{t_0})] / [\sum_{k=1}^N f(x_k^{t_0}) + \epsilon] \} \end{cases} \quad (28)$$

式中, δ 为控制方向的参数; γ_t 为防御因子; $S_i^{t_0}$ 为气味扩散因子; ϵ 为微小正数,防止分母出现0的情况。

2)第4防御区域

第4防御区域为物理攻击。当捕食者距离冠豪猪很近时,它会进行反击。其数学模型表示为

$$\mathbf{x}_i^{t_0+1} = \mathbf{x}_{cp}^{t_0} + [\beta(1 - \tau_4) + \tau_4] \times (\delta \times \mathbf{x}_{cp}^{t_0} - \mathbf{x}_i^{t_0}) - \tau_5 \times \delta \times \gamma_i \times \mathbf{F}_i^{t_0} \quad (29)$$

式中, β 为收敛速度因子; τ_4 、 τ_5 为 $[0,1]$ 随机值; $\mathbf{F}_i^{t_0}$ 为攻击强度因子。

2 滚动轴承微弱故障特征提取流程

本文提出的综合 ICEEMDAN-VME-MOMEDA 特征提取方法流程如图1所示。采用 CPO 搜索算法分别对 ICEEMDAN 的白噪声幅值权重 ε_k 和添加噪声次数 v 、VME 的平衡参数 α 和中心频率 ω_r 、MOMEDA 的滤波器长度 L 和故障脉冲周期 T 进行寻优。

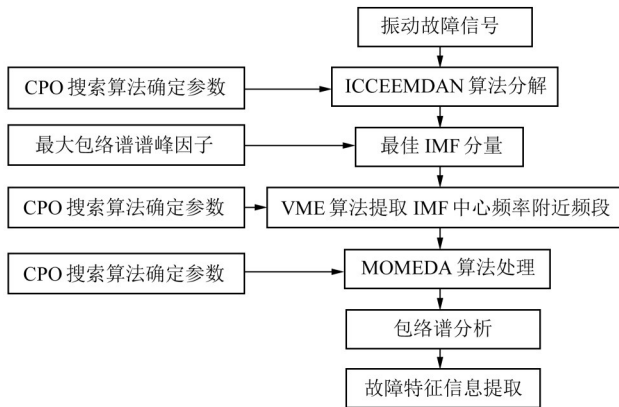


图1 所提故障特征提取方法流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed fault feature extraction method

包络熵可衡量信号的复杂度与噪声水平,其值越小,表明信号中噪声成分越少。包络熵定义为

$$\begin{cases} E_p = -\sum_{j=1}^N P_j \lg P_j \\ P_j = [a(j)] / [\sum_{j=1}^N a(j)] \end{cases} \quad (30)$$

式中, E_p 为包络熵; N 为包络熵序列的长度; $a(j)$ 为经 Hilbert 包络解调后所得信号; P_j 为 $a(j)$ 的归一化表达形式。

采用最小包络熵作为适应度函数,寻找出最佳的 ε_k 、 v 和 α 、 ω_r 这 2 对参数组合,同时利用包络谱谱峰因子作为适应度函数,寻找 L 、 T 最佳参数组合。设置冠豪猪的种群数为 30,最大迭代次数为 30 次。分别得到了 ICEEMDAN 算法、VME 算法和 MOMEDA 算法的最佳参数组合。

首先,ICEEMDAN 算法对获得的滚动轴承故障振动信号进行分解,得到一系列不同的 IMF 分量。鉴于在包络谱冲击发生处频率峰值越大,说明周期性冲击成分的含量越多,因此,选择包络谱谱峰因子 E_c 作为适应度函数,该适应度函数的表达式为

$$E_c = \frac{\max [X(z)]}{\sqrt{\sum_z X(z)^2 / Z}} \quad (31)$$

式中, $X(z)$ 为包络谱峰值序列; Z 为包络谱的谱线总数。

其次,在一系列不同的 IMF 分量中选择 1 个最大包络谱谱峰因子的分量,并将这个分量确定为最佳 IMF。

然后,再用 VME 算法提取最佳 IMF 中心频率附近最能代表故障特征信息的频段。

最后,对经过 VME 算法处理后的信号进行 MOMEDA 特征增强处理和包络谱解调分析,根据包络谱中突出的故障频率和故障多倍频,可以判断故障的特征。

3 试验验证与分析

3.1 试验数据集介绍

利用凯斯西储大学的试验平台,验证本文所提方法在滚动轴承微弱故障信号提取中的可行性和准确性。试验台结构如图2所示。

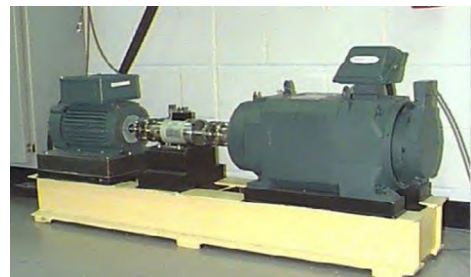


图2 凯斯西储大学滚动轴承故障模拟试验台

Fig. 2 Case Western Reserve University rolling bearing fault simulation test bench

选择在转速 1 797 r/min 工作条件下,对驱动端滚动轴承内圈、外圈故障振动信号进行分析,轴承的结构参数参数如表1所示。

表1 滚动轴承主要结构参数

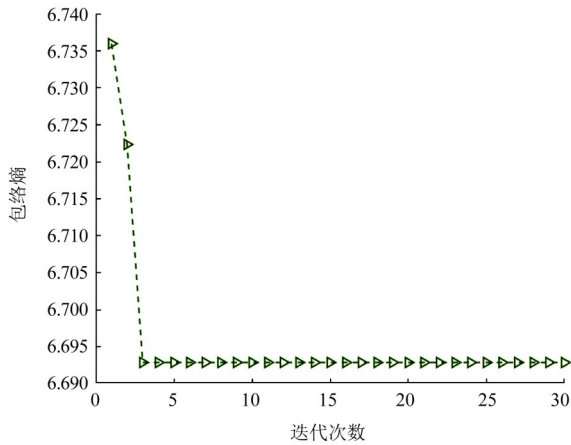
Tab. 1 Main structural parameters of the rolling bearing

参数	值
外径/mm	52
滚动体直径/mm	7.94
滚动体个数	9
转频/Hz	29.95
内圈故障特征频率 f_i /Hz	162.185 2
外圈故障特征频率 f_o /Hz	107.364 3

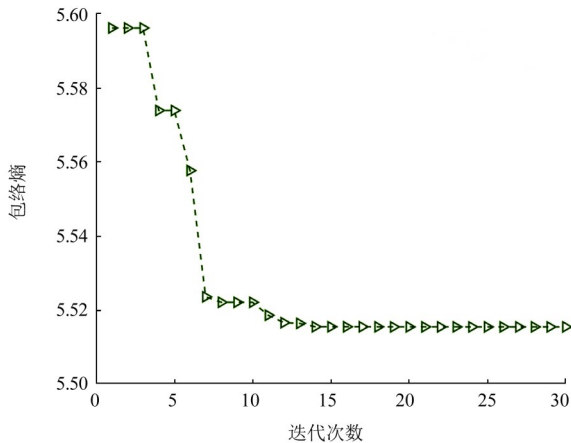
3.2 ICEEMDAN-VME-MOMEDA 方法结果验证

以凯斯西储大学公开数据集中的滚动轴承内圈故障振动信号为例,该振动信号包含了 4 096 个采样点,采样频率为 12 kHz,而故障频率则为 162 Hz^[16]。

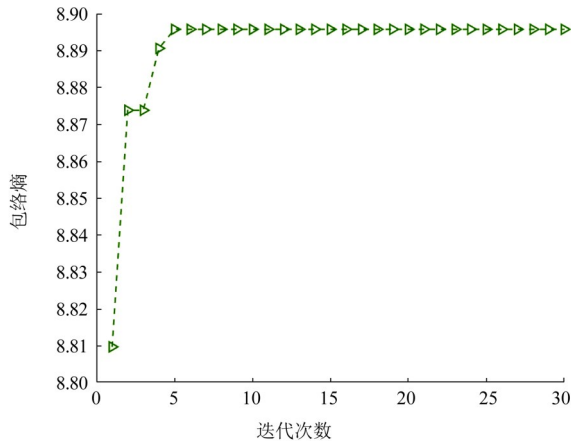
1)首先,利用CPO搜索算法对ICEEMDAN算法、VME算法和MOMEDA算法的关键参数进行寻优,根据第2节设置的最大迭代次数和种群数,设置各参数搜索区间为:白噪声幅值权重 $\varepsilon_k \in [0.1, 0.6]$ 、添加噪声次数 $v \in [50, 600]$ 、平衡参数 $\alpha \in [10, 4000]$ 、中心频率 $\omega_r \in (753, 36927)$ 、故障脉冲周期 $T \in [20, 160]$ 、滤波器长度 $L \in [100, 2000]$,3种算法的寻优结果如图3所示。



(a) CPO优化ICEEMDAN算法迭代曲线



(b) CPO优化VME算法迭代曲线



(c) CPO优化MOMEDA算法迭代曲线

图3 CPO算法优化过程迭代曲线

Fig. 3 Iteration curves of the CPO algorithm optimization process

由图3可知,ICEEMDAN算法迭代曲线在第3次

迭代时开始收敛,此时的最小包络熵为6.692;VME迭代曲线在第14次迭代时开始收敛,此时的最小包络熵为5.516;MOMEDA算法迭代曲线在第7次时开始收敛,此时的包络谱谱峰因子为8.898。ICEEMDAN最佳参数组合为 $[0.2, 450]$,VME算法最佳参数组合为 $[1040, 3700]$,MOMEDA最佳参数组合为 $[74, 1200]$ 。

通过应用最佳参数组合的ICEEMDAN算法对采集到的故障振动信号进行分解处理,各个IMF分解结果如图4所示;计算各个IMF分量的包络谱谱峰因子值,并选取包络谱谱峰因子最大值对应的分量作为最佳IMF,各分量的包络谱谱峰因子值如图5所示。

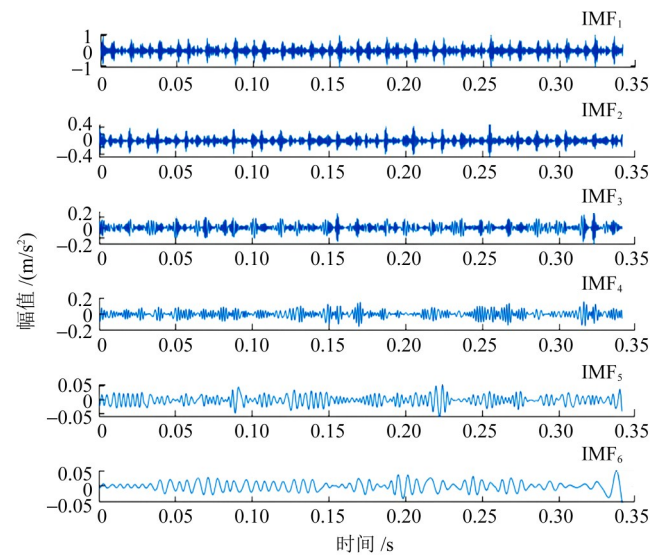


图4 参数优化后ICEEMDAN算法分解结果

Fig. 4 Decomposition results of the vibration signal by ICEEMDAN algorithm with optimized parameters

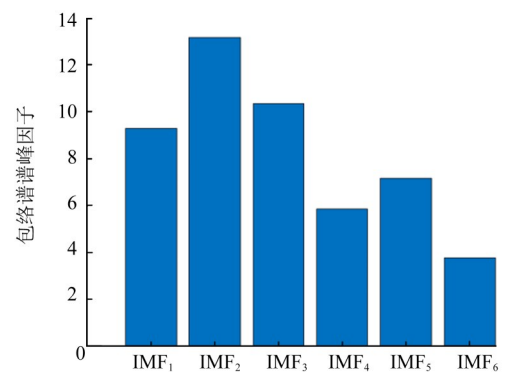


图5 各IMF分量包络谱谱峰因子

Fig. 5 Envelope spectrum peak factor of each IMF component

由图5可知,分量 IMF_2 对应的包络谱谱峰因子值最大,因此,将分量2确定为最佳IMF。最佳IMF频谱图如图6所示,其频率最高值为1324.22 Hz。

采用最佳参数组合的VME算法对最佳IMF进行提取,提取后的波形图如图7所示;VME算法提取后的信号的频谱图如图8所示。由图8可知,其频率最高值为1324.22 Hz,这与图6中的最高频率峰值相

同。对比图 6 与图 8 可知,VME 算法成功提取了最佳 IMF 中心频率附近的故障特征频段(主频仍为 1 324. 22 Hz),有效去除了无关频率成分。

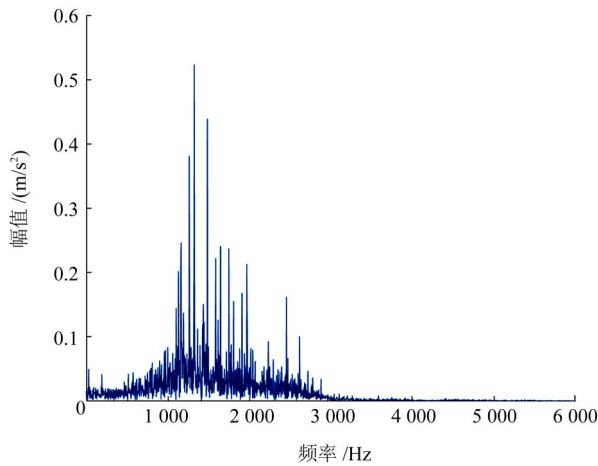


图 6 最佳 IMF 分量频谱图

Fig. 6 Frequency spectrum of the optimal IMF component

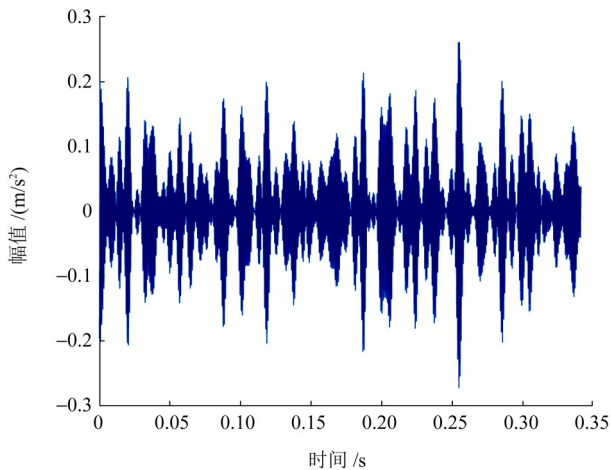


图 7 VME 算法提取的最佳信号波形

Fig. 7 Optimal waveform of the signal extracted by VME algorithm

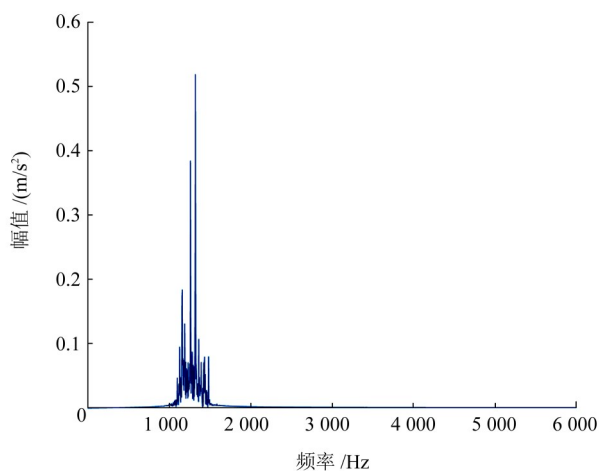


图 8 VME 处理后的信号频谱

Fig. 8 Frequency spectrum of the signal processed by VME

对 VME 算法提取信号进行包络解调,得到包络谱如图 9 所示。由图 9 可知,滚动轴承内圈故障频率

$f_i=162.1852$ Hz 及其倍频成分,且无明显干扰频率,表明该方法具有优异的去噪能力。

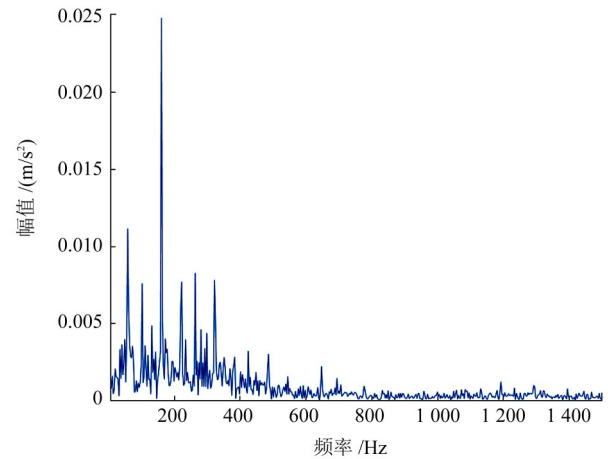


图 9 VME 算法处理后的信号包络谱

Fig. 9 Envelope spectrum of the signal processed by VME algorithm

最后,对 VME 算法处理后的信号经过 MOMEDA 算法进行特征增强,经处理后的特征信息包络谱如图 10 所示。由图 10 可知,故障频率 $f_i=162.1852$ Hz,滚动轴承故障特征频率以及多倍频信息明显,进一步证实了内圈故障的存在。

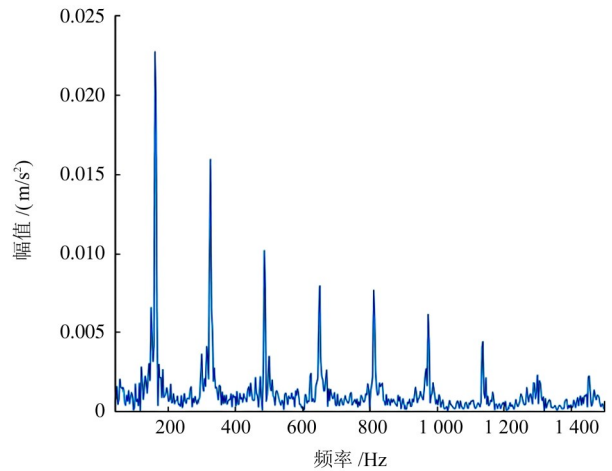
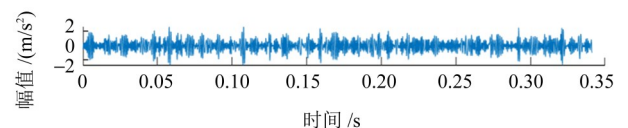


图 10 MOMEDA 算法对 VME 提取信号增强后的信号包络谱

Fig. 10 Envelope spectrum of the signal after feature enhancement of VME extracted signal by MOMEDA algorithm

为验证该方法的泛化能力,采用外圈故障信号进行相同处理。外圈信号采样点数为 4 096,采样频率为 12 kHz,理论故障频率为 107.364 3 Hz。经本文方法处理后的结果如图 11 所示。

由图 11 可知,本文所提方法不仅适用于提取滚动轴承内圈的微弱故障特征信息,而且能够广泛应用于滚动轴承微弱故障特征信息的提取。



(a) 最佳分量波形图

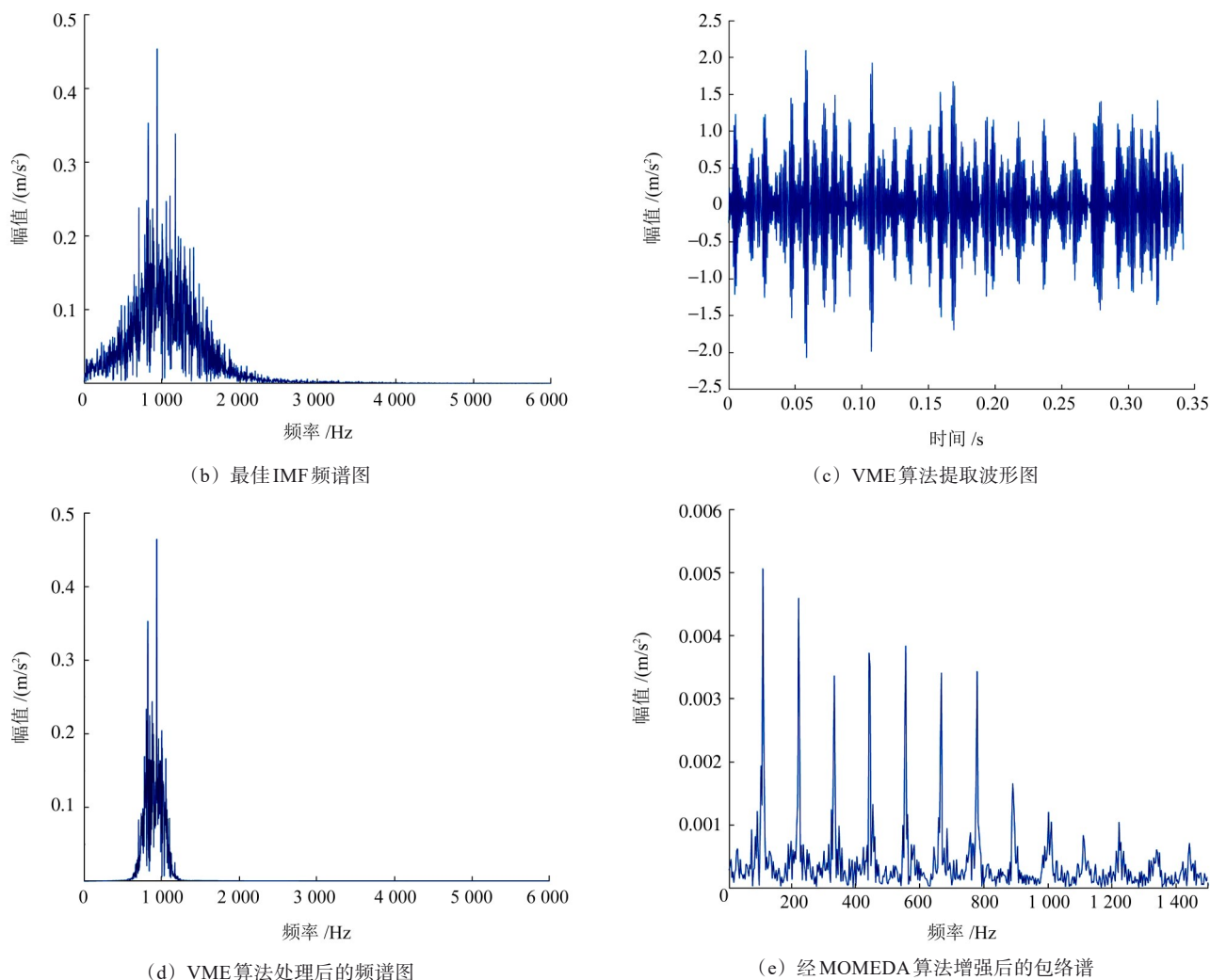


图 11 ICEEMDAN-VME-MOMEDA算法处理的外圈故障信号结果

Fig. 11 Outer ring fault signal results processed by ICEEMDAN-VME-MOMEDA algorithm

通过上述的结果,验证了本文所提的方法可以有效地提取滚动轴承的微弱故障特征信息。然而,这些结果尚不足以证明本文所提方法相较于单独的ICEEMDAN算法和VME算法或者其他方法与VME算法结合在信号预处理方面具有的优越性。

3.3 ICEEMDAN-VME-MOMEDA方法结果分析

利用MOMEDA和VME分别对故障振动信号进行分解和提取处理,其结果与本文所提方法结果做对比,从而验证了本文所提方法在信号处理方面具有的优越性。为了保证结果更具有说服力,分别采用单独ICEEMDAN算法、单独VME算法及VMD-VME算法组合对同一内圈故障信号进行处理,并利用MOMEDA进行特征增强,结果对比如下:

1)应用经参数优化后的ICEEMDAN算法对采集的故障振动信号进行分解,由于采集的故障振动信号和所采用的最佳参数组合相同,因此分解结果、最佳IMF和最佳IMF频谱均如图4~图6所示。最佳IMF包

络谱图如图12所示。

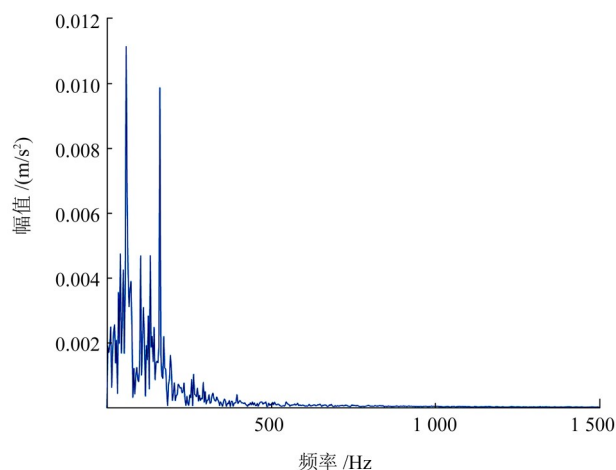


图 12 最佳IMF分量包络谱

Fig. 12 Envelope spectrum of the optimal IMF component

首先,对比图6与图8可知,利用ICEEMDAN-VME算法处理后的信号频谱图更可以充分地代表原始信号中的有效故障信息,并且有效地去除了其余干扰频率。其次,对比图9与图12可知,本文所提出的

方法处理后的包络谱图在突出故障信息方面表现更佳,相比之下,在图 12 中仍然存在干扰频率,这表明仅使用单独 ICEEMDAN 算法无法有效地去除噪声,导致故障频率突显的不够准确,从而干扰了 MOMEDA 算法对滚动轴承微弱故障信息的特征增强,影响了滚动轴承微弱故障特征的提取。

2) 利用参数优化后的 VME 算法对获取故障振动信号进行提取,其提取后的波形图如图 13 所示。

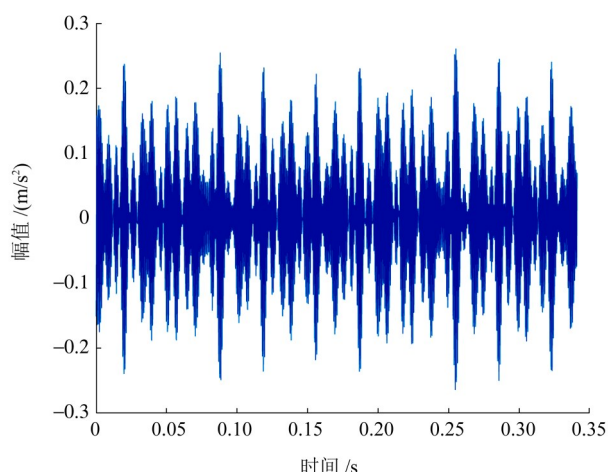


图 13 VME 算法直接提取的信号波形

Fig. 13 Waveform of the signal directly extracted by VME algorithm

对比图 13 与图 7 可知,应用 ICEEMDAN-VME 算法处理后的信号波形能够更有效的突显出故障冲击脉冲,并且抑制了噪声和其余信号对微弱故障信号的干扰,为下一步的解包络分析提供更有效的数据支持。

3) 利用本文提出的方法与 VMD-VME 算法进行对比,利用 CPO 搜索算法对 VMD 算法进行参数寻优,获得最佳参数组合为 $[6, 1\ 500]$ 。采用 VMD-VME 算法进行信号预处理,并利用 MOMEDA 算法进行特征增强。

由图 14~图 16 可知,通过 VMD-VME 算法处理信号后,其波形图中仍然存在其他干扰因素和噪声,这导致故障冲击脉冲无法被有效地突显出来。此外,尽管经过 MOMEDA 算法增强的包络谱能够突出显示部分故障信息,但仍有其他故障信息未能得到有效的展现。

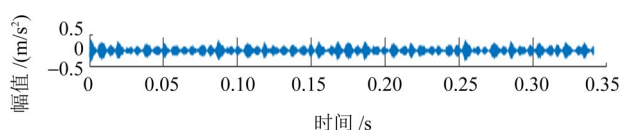


图 14 VMD 算法分解得到的最佳分量波形

Fig. 14 Waveform of the optimal component obtained by VMD algorithm

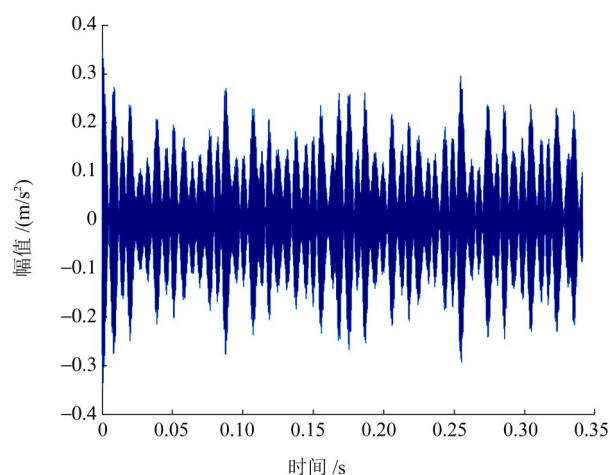


图 15 VME 算法提取后的信号频谱

Fig. 15 Frequency spectrum of the signal extracted by VME algorithm

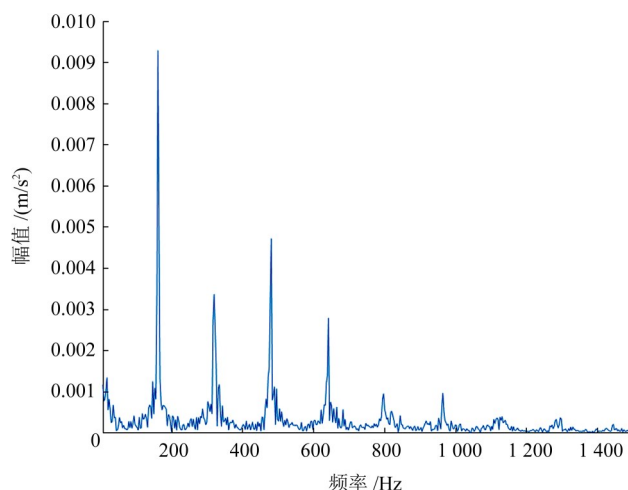


图 16 MOMEDA 算法增强后的信号包络谱

Fig. 16 Envelope spectrum of the signal enhanced by MOMEDA algorithm

综上所述,本文所提出的方法在信号预处理方面具有显著的优越性,能更有效地突显微弱故障冲击特征,抑制噪声干扰。

4 结论

针对在强噪声环境下准确提取滚动轴承微弱故障特征的难题,提出了一种新的特征提取方法。该方法为综合 ICEEMDAN 算法、VME 算法和 MOMEDA 算法的滚动轴承微弱故障特征提取方法,旨在有效地提升滚动轴承微弱故障特征的识别精度。得出如下主要结论:

1) 采用 CPO 算法分别优化各算法的关键参数,以最小包络熵及包络谱谱峰因子为适应度函数,实现了参数的自适应选取。

2) 通过 ICEEMDAN 算法分解筛选最佳 IMF,利用 VME 算法提取该分量中心频率附近的故障特征频段,

再经MOMEDA算法特征增强,最后通过包络解调提取故障频率及其倍频。该方法在凯斯西储大学轴承数据集上成功提取了内圈故障频率162.185 2 Hz及外圈故障频率107.364 3 Hz,且倍频清晰,噪声抑制效果显著。

3)与单独使用ICEEMDAN算法、单独使用VME算法及VMD-VME组合算法相比,本文方法在故障冲击脉冲凸显及干扰频率抑制方面均表现更优,验证了其在强噪声环境下提取滚动轴承微弱故障特征的有效性与优越性。

参考文献(References)

- [1] 胡超凡,王衍学. 基于张量分解的滚动轴承复合故障多通道信号降噪方法研究[J]. 机械工程学报,2019,55(12):50-57.
HU Chaofan, WANG Yanxue. Research on multi-channel signal denoising method for multiple faults diagnosis of rolling element bearings based on tensor factorization[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(12): 50-57. (In Chinese)
- [2] SONG Q Y, JIANG X X, DU G F, et al. Smart multichannel mode extraction for enhanced bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 189: 110107.
- [3] 鄢小安,贾民平. 基于参数自适应特征模式分解的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(10):252-259.
YAN Xiaolan, JIA Minping. A rolling bearing fault diagnosis method based on parameter-adaptive feature mode decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(10): 252-259. (In Chinese)
- [4] 陈继祥,周凌凌,程振华,等. 基于ICEEMDAN和EMDE的滚动轴承故障诊断[J]. 中国工程机械学报,2024,22(1):107-112.
CHEN Jixiang, ZHOU Xiangling, CHENG Zhenhua, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on ICEEMDAN and EMDE[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2024, 22(1): 107-112. (In Chinese)
- [5] NAZARI M, SAKHAEI S M, NAZARI M, et al. Variational mode extraction: a new efficient method to derive respiratory signals from ECG[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2018, 22(4): 1059-1067.
- [6] 郭远晶,金晓航,魏燕定,等. S变换引导变分模式提取的旋转机械故障诊断方法[J]. 振动工程学报,2022,35(5):1289-1298.
GUO Yuanjing, JIN Xiaohang, WEI Yanding, et al. Fault diagnosis method of rotating machinery using variational mode extraction guided by S transform[J]. Journal of Vibration Engineering, 2022, 35(5): 1289-1298. (In Chinese)
- [7] DYER D, STEWART R M. Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis[J]. Journal of Mechanical Design, 1978, 100(2): 229-235.
- [8] 陈丙炎,宋冬利,张卫华,等. 改进MOMEDA方法及其在滚动轴承故障特征增强中的应用[J]. 机械强度,2021,43(1):1-8.
CHEN Bingyan, SONG Dongli, ZHANG Weihua, et al. Improved MOMEDA method and its application to fault feature enhancement of rolling element bearings[J]. Journal of Mechanical Strength, 2021, 43(1): 1-8. (In Chinese)
- [9] 石佳,黄宇峰,王锋. 基于ACMD与改进MOMEDA的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击,2023,42(16):218-226.
SHI Jia, HUANG Yufeng, WANG Feng. A method of fault diagnosis of rolling bearings based on ACMD and improved MOMEDA[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(16): 218-226. (In Chinese)
- [10] 郭金泉,吴欣然,钟建华. 基于CEEMDAN与PSO-MOMEDA的滚动轴承故障诊断方法[J]. 组合机床与自动化加工技术,2022(10):164-168.
GUO Jinquan, WU Xinran, ZHONG Jianhua. Fault feature extraction for rolling bearing based on CEEMDAN and PSO-MOMEDA[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2022(10): 164-168. (In Chinese)
- [11] 赵鑫,常喜强,李梦女. 基于ICEEMDAN-PE/FE-IGWO-SVR的混合多步分解短期风速预测方法[J]. 现代电子技术,2023,46(1):124-130.
ZHAO Xin, CHANG Xiqiang, LI Mengnü. Hybrid multi-step decomposition short-term wind speed prediction method based on ICEEMDAN-PE/FE-IGWO-SVR[J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(1): 124-130. (In Chinese)
- [12] 王梦. 基于阶次分析的旋转机械故障诊断方法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2014:31-32.
WANG Meng. Study on order analysis-based fault diagnosis method of rotating machinery[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2014: 31-32. (In Chinese)
- [13] 王思亮. 基于经验模态分解和神经网络的非线性信号预测[D]. 西安:西安邮电大学,2018:7-10.
WANG Siliang. Nonlinear signal prediction based on empirical mode decomposition and neural network[D]. Xi'an: Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2018: 7-10. (In Chinese)
- [14] 王鑫,江星星,宋秋昱,等. 自适应变分模式提取的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2023,42(15):83-91.
WANG Xin, JIANG Xingxing, SONG Qiuyu, et al. Bearing fault diagnosis method based on adaptive variational mode extraction[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(15): 83-91. (In Chinese)
- [15] 蔡赛男,宋卫星,班利明,等. 基于鲸鱼算法优化LSSVM的滚动轴承故障诊断[J]. 控制与决策,2022,37(1):230-236.
CAI Sainan, SONG Weixing, BAN Liming, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on LSSVM optimized by whale optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2022, 37(1): 230-236. (In Chinese)
- [16] 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)

Research on weak fault feature extraction of rolling bearings based on integrated ICEEMDAN-VME-MOMEDA algorithm

ZHAO Naizhuo LIAN Jiapeng GAO Yongxin

(School of Mechanical Engineering, Liaoning University of Engineering and Technology, Fuxin 123000, China)

Abstract: [Objective] To address the challenge of accurately extracting weak fault features of rolling bearings under strong background noise, a novel fault feature extraction method integrating improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN), variational mode extraction (VME), and multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted (MOMEDA) was proposed. The aim is to enhance the identification accuracy of weak fault characteristics. [Methods] Firstly, with minimum envelope entropy as the objective, the crested porcupine optimizer (CPO) algorithm was employed to optimize the white noise amplitude weight and the number of added noise ensembles for ICEEMDAN. The original vibration signal was decomposed, and the optimal intrinsic mode function (IMF) was selected based on the maximum envelope spectrum peak factor. Secondly, guided by minimum envelope entropy, CPO optimized the balancing parameter and center frequency of VME to extract the frequency band containing the most critical fault information from the optimal IMF. Then, targeting the maximum envelope spectrum peak factor, CPO optimized the filter length and fault pulse period for MOMEDA to enhance the fault features of the extracted signal. Finally, envelope demodulation analysis was performed on the enhanced signal to extract fault characteristic frequencies. [Results] Validated by a public dataset, the proposed method clearly extracted the inner race fault frequency (162.185 2 Hz) of the rolling bearing and its multiples, with interference frequencies effectively suppressed in the envelope spectrum. The outer race fault characteristic frequency (107.364 3 Hz) is also accurately identified. Compared to using ICEEMDAN or VME alone, this method more effectively highlights fault-induced impulses, significantly improves the signal-to-noise ratio, and provides a reliable basis for accurate fault type identification.

Key words: Rolling bearing; Weak fault; Feature extraction; ICEEMDAN; VME; MOMEDA

Corresponding author: LIAN Jiapeng, E-mail: 644456765@qq.com

Received: 2024-08-26 Revised: 2024-09-10

(编辑: 李凯阳)