

自适应SVMD-BSIE差分谱的转子故障信号 降噪与特征提取

李鑫延, 赵俊生*, 李建素, 安鑫凯, 王慧云, 郭少杰

(中北大学 机械工程学院, 山西 太原 030051)

摘要: 转子系统受载荷、润滑以及工作环境等因素影响, 采集的振动信号会混入大量噪声, 导致转子故障特征难以提取, 因此, 提出一种自适应连续变分模态分解-玻尔兹曼香农交互熵(Sequential Variational Mode Decomposition-Boltzmann Shannon Interaction Entropy, SVMD-BSIE)差分谱联合的转子系统故障信号降噪与特征提取方法。首先, 以能量熵为适应度函数, 利用融合正余弦和柯西变异的麻雀优化算法(Sparrow Search Algorithm Combining Sine-Cosine and Cauchy Mutation, SCSSA)对SVMD中平衡参数Alpha进行优化, 得到SVMD的最佳参数, 并将信号分解为一系列本征模态分量(Intrinsic Mode Function, IMF)。其次, 利用BSIE, 并在此基础上构建BSIE差分谱自动选择模态分量重构信号。最后, 通过仿真与转子实验数据进行验证, 并与多种方法对比分析。结果表明: 该方法降噪后信号信噪比为19.9146 dB, 均方误差为0.1942, 相比于粒子群优化-变分模态分解-多尺度排列熵(Particle Swarm Optimization-Variational Mode Decomposition-MultiScale Permutation Entropy, PSO-VMD-MPE)方法信噪比提升30.69%, 均方误差降低34.35%, 降噪性能更优异; 相比于改进奇异值分解方法, 合成的轴心轨迹图像更加清晰, 且在降噪的同时能最大限度保留转子故障信息, 有较好的应用价值。

关键词: 转子系统; 振动信号; 连续变分模态分解; 玻尔兹曼-香农交互熵; 特征提取

中图分类号: TP274; TN911.7; TH113 **文献标识码:** A **doi:** 10.62756/csjs.1671-7449.2025045

引用格式: 李鑫延, 赵俊生, 李建素, 等. 自适应SVMD-BSIE差分谱的转子故障信号降噪与特征提取[J]. 测试技术学报, 2025, 39(3): 363-372.

LI Xinyan, ZHAO Junsheng, LI Jiansu, et al. Adaptive SVMD-BSIE differential spectrum rotor fault signal noise reduction and feature extraction[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2025, 39(3): 363-372.

Adaptive SVMD-BSIE Differential Spectrum Rotor Fault Signal Noise Reduction and Feature Extraction

LI Xinyan, ZHAO Junsheng*, LI Jiansu, AN Xinkai, WANG Huiyun, GUO Shaojie

(School of Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: The rotor system is affected by load, lubrication, and working environment, and the collected vibration signals are mixed with a lot of noise, which makes it difficult to extract rotor fault features. Therefore, an adaptive sequential variational mode decomposition-Boltzmann Shannon interaction entropy (SVMD-BSIE) differential spectrum combined method for fault signal noise reduction and feature extraction of the rotor system is proposed. Firstly, taking energy entropy as a fitness function, the equilibrium parameter Alpha in sequential variational mode decomposition (SVMD) is optimized by the sparrow search algorithm combining sine-cosine

收稿日期: 2024-08-10

基金项目: 山西省基础研究计划资助项目(20210302123039)

作者简介: 李鑫延(2000-), 男, 硕士生, 主要从事旋转机械状态监测与诊断研究。E-mail: 2847146703@qq.com。

*通信作者: 赵俊生(1969-), 男, 教授, 博士, 主要从事振动与噪声控制等研究。E-mail: zjs@nuc.edu.cn。

and cauchy mutation (SCSSA) to get the best parameter of SVMD. The signal is decomposed into a series of intrinsic mode functions (IMF). Secondly, the BSIE differential spectrum auto-select modal component reconstruction signal is constructed by using BSIE entropy and is based on itself. Finally, the simulation and rotor experiment data are verified and compared with other methods. The results show that the SNR of the proposed method is 19.914 6 dB, and the mean square error is 0.1942. Compared with the particle swarm optimization-variational mode decomposition-multiscale permutation entropy (PSO-VMD-MPE) method, the SNR is increased by 30.69%, the mean square error is reduced by 34.35%, and the noise reduction performance is superior. Compared with the improved singular value decomposition method, the synthesized axis locus image is clearer, and the rotor fault information is preserved to the maximum extent while noise reduction, which has good application value.

Key words: rotor system; vibration signal; sequential variational mode decomposition (SVMD); Boltzmann-Shannon interaction entropy (BSIE); feature extraction

0 引言

转子系统性能状态对旋转机械设备的稳定性和安全性起决定性作用,对其进行状态监测与故障诊断有重要的研究意义。受载荷、润滑以及工作环境等因素影响,采集到的转子振动信号具有非线性、非平稳特征,且转子故障信息被大量噪声干扰,难以用于状态监测与故障识别^[1]。

转子系统降噪与特征提取常用方法有小波变换^[2-3]、奇异值分解^[4]、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[5]、变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)^[6-7]等。小波变换方法采用隔点采样方式,易造成有效信息丢失,且需要选择合适的小波基函数;奇异值分解在强背景噪声干扰下,性能会受到影响;虽然EMD及改进算法^[8-9]在一定程度上减少了模态混叠问题,但并未完全消除;VMD算法性能受到分解模态数与惩罚因子两个参数影响^[10]。连续变分模态分解(Sequential Variational Mode Decomposition, SVMD)^[11]在VMD基础上发展而来,具有良好的应用前景。Guo等^[12]提出SVMD分解结合能量集中度和定位精度指标的滚动轴承故障特征提取方法,与VMD算法相比,其性能更加优秀。Liu等^[13]针对感应电动机断条故障,提出SVMD分解故障信号,利用故障分量瞬时频率平方值的二次回归曲线法判别故障的方法。Ma等^[14]为了消除海洋背景噪声对舰船辐射信号的干扰,提出SVMD结合相关系数双阈值筛选准则和小波软阈值的去噪方法。上述方法取得了良好效果,但SVMD的分解效果与平衡参数Alpha的取值有关,目前关于SVMD参数优化方面急需深入研究,且模态分量选取标准也直接影响最终的降噪和特征提取效果。

因此,本文提出一种自适应SVMD与玻尔兹曼-香农交互熵(Boltzmann-Shannon Interaction Entropy, BSIE)差分谱的转子故障信号降噪与特征提取方法。针对SVMD参数优化问题,利用改进的麻雀搜索算法自适应地选取SVMD平衡参数Alpha;为有效识别有效模态与噪声模态,将BSIE引入模态分量选取过程中,并在此基础之上,构建BSIE差分谱实现模态分量自动选取,避免人为因素影响。最后,通过计算信号信噪比和均方误差,并与多种降噪方法对比分析,表明该方法处理后的信号信噪比最高,均方误差最小,降噪性能优异;合成的轴心轨迹更加清晰且保留更多细节信息,验证了该方法的有效性,可以用于转子故障信号处理。

1 SVMD-BSIE 差分谱方法基础理论

1.1 SVMD 算法

SVMD通过变分模态提取(Variational Mode Extraction, VME)对信号进行连续分解,并加入一些约束,避免收敛到之前提取的模态分量,直到提取出所有模态分量或重构误差达到阈值结束。相比于VMD,SVMD实现了模态分量的连续提取,降低了发生模态混叠的概率,同时拥有更低的计算复杂度。

设输入信号 $f(t)$ 被分解为第 i 模态分量 $u_i(t)$ 和残差信号 $f_r(t)$,

$$f(t) = u_L(t) + f_r(t), \quad (1)$$

式中:残差信号 $f_r(t)$ 由先前获得的模式与原信号 $f(t)$ 未被处理部分 $f_u(t)$ 两部分组成,

$$f_r(t) = \sum_{i=1}^{L-1} u_i(t) + f_u(t). \quad (2)$$

显然,当 $L-1$ 模式已知时,第 L 模态分量提

取可转化为约束最小化问题,同时,联合引入拉格朗日乘数 λ 和二次惩罚项,建立增广拉格朗日函数将其转化为如式(3)所示的无约束优化问题。

$$L(u_L, \omega_L, \lambda) = \alpha J_1 + J_2 + J_3 + \left\| f(t) - \left(u_L(t) + f_u(t) + \sum_{i=0}^{L-1} u_i(t) \right) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \left(u_L(t) + f_u(t) + \sum_{i=0}^{L-1} u_i(t) \right) \right\rangle, \quad (3)$$

式中: α 为一个平衡参数,可用拉格朗日乘法求解; ω_L 为第 L 模式的中心频率; J_1, J_2, J_3 为 SVMD 算法遵循的 3 个标准,可以由式(4)得到。

$$\begin{cases} J_1 = \left\| \delta_i \left[\left(\delta_i + \frac{j}{\pi t} \right) * u_L(t) \right] e^{-j\omega_L t} \right\|_2^2, \\ J_2 = \left\| \beta_L(t) * f_r(t) \right\|_2^2, \\ J_3 = \sum_{i=1}^{L-1} \left\| \beta_i(t) * u_L(t) \right\|_2^2. \end{cases} \quad (4)$$

采用交替方向乘子法迭代求解,得到 $\hat{u}_L^{n+1}, \omega_L^{n+1}, \hat{\lambda}^{n+1}$ 。通过以上方式,SVMD 可以连续地将信号分解为一系列本征模态函数。

1.2 融合正余弦和柯西变异的麻雀优化算法

麻雀搜索算法在寻优后期会出现收敛精度低、容易陷入局部最优解的问题,导致优化效果下降。因此,李爱莲等^[15]提出一种融合正余弦和柯西变异的改进麻雀优化算法(Sparrow Search Algorithm Combining Sine-cosine and Cauchy Mutation, SCSSA),原理是在算法发现者位置更新中引入正余弦策略,在跟随者位置引入柯西变异,协调算法的全局和局部寻优能力并提高算法跳脱局部最优解的能力。算法步骤为:

步骤 1: 随机初始化 N 个麻雀位置 $x_{i,j}$ 作为初始种群位置,根据式(5)生成折射反向种群,将初始种群 $x_{i,j}$ 和折射反向种群 $x_{i,j}^*$ 合并,按适应度值从大到小排序,选择适应度值较大的前 N 个麻雀作为初始化种群。

$$x_{i,j}^* = \frac{l_j + u_j}{2} + \frac{l_j + u_j}{2k} - \frac{x_{i,j}}{k}, \quad (5)$$

式中: $x_{i,j}$ 为种群中第 i 只麻雀在 j 维的位置; $x_{i,j}^*$ 为 $x_{i,j}$ 对应的折射反向位置; l_j 和 u_j 为寻优空间第 j 维的最小值与最大值。

步骤 2: 计算每只麻雀个体的适应度值并排序,确定最优、最差个体。

步骤 3: 根据式(6)更新发现者位置。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \omega \cdot X_{i,j}^t + r_1' \cdot \sin r_2 \cdot |r_3 \cdot X_{\text{best}} - X_{i,j}^t|, & R_2 < ST, \\ \omega \cdot X_{i,j}^t + r_1' \cdot \cos r_2 \cdot |r_3 \cdot X_{\text{best}} - X_{i,j}^t|, & R_2 \geq ST, \end{cases} \quad (6)$$

式中: t 为当前迭代数目; r_1' 为正余弦步长搜索因子; r_2 与 r_3 为随机数,范围为 $[0, 2\pi]$,前者决定麻雀移动距离,后者决定最优体对后一个体位置的影响。

步骤 4: 根据式(7)更新跟随者位置。

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{\text{best}}(t) + \text{cauchy}(0, 1) \otimes X_{\text{best}}(t), \quad (7)$$

式中: $\text{cauchy}(0, 1)$ 为标准柯西分布函数; \otimes 表示相乘。

步骤 5: 根据式(8)更新警戒者位置。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^{t+1} + \beta |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t|, & f_i > f_g, \\ X_{i,j}^t + k \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right), & f_i = f_g, \end{cases} \quad (8)$$

式中: X_{best} 为当前整体最优位置; β 为步长修正系数; k 为随机数; ϵ 为极小常数; f_i 为适应度值; f_w 与 f_g 分别为最差适应度与最优适应度。

步骤 6: 判断是否满足终止条件,满足则结束寻优过程并输出最优适应度值与最优位置;不满足则继续执行步骤 2。

1.3 能量熵适应度函数

能量熵^[16]可用于描述时间序列的复杂程度,有效反映振动信号的能量分布。当转子系统发生故障时,会产生周期性冲击,振动信号能量分布较为集中,能量熵值较大。能量熵计算为

$$\begin{cases} E_i = \sum_{i=1}^N X_i(t)^2, & E = \sum_{i=1}^N E_i, \\ P_i = \frac{E_i}{E}, & H(X_i) = -P_i \lg P_i, \end{cases} \quad (9)$$

式中: E_i 为分量 X_i 的能量; E 为 K 个分量的能量和; P_i 为 X_i 分量占总能量的比重; $H(X_i)$ 为分量 X_i 的能量熵。

1.4 基于 BSIE 差分谱的模式分量自动选取

BSIE^[17]结合玻尔兹曼熵描述系统无序程度与香农熵度量信息不确定性两方面的优点,当模式分量与初始信号相关性强时,两者差异度小,詹森-香农散度(Jensen-Shannon Divergence, JSD)计算结果较小,BSIE 值越大,即有效分量 BSIE

值较大,噪声分量BSIE值较小。因此,利用BSIE作为模态分量的选取指标,

$$BSIE(X) = 1 - \frac{JSD(p \| q)}{1 - \frac{D_{KL}(p \| m) + D_{KL}(q \| m)}{2}}, \quad (10)$$

式中: JSD 为衡量两个概率分布的JSD散度; $D_{KL}(p \| q)$ 为 p 与 q 2个分布之间标准非对称Kullbeck-Leibler散度; $m = (p + q)/2$ 。

针对现有模态分量选取过多依赖人工经验的缺点,本文将差分谱思想引入BSIE模态分量选取过程,实现模态分量自主选取,流程如图1所示。

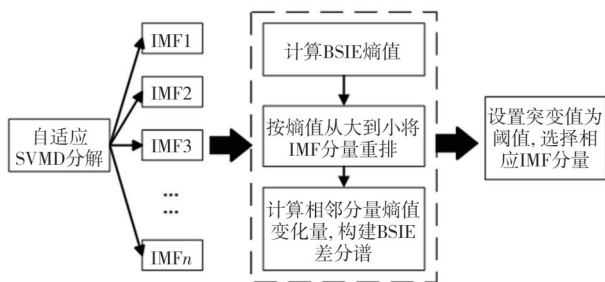


图1 BSIE差分谱模态分量选取

Fig. 1 BSIE difference spectrum modal component selection

1.5 自适应SVMD-BSIE差分谱算法流程

基于自适应SVMD-BSIE差分谱的转子故障信号降噪与特征提取方法主要包括:改进麻雀搜索算法智能寻优、SVMD分解和有效模态分量选取3个阶段。以能量熵为适应度函数,利用改进的麻雀搜索算法可以自动定位SVMD中平衡参数Alpha的值;将优化后的Alpha值代入SVMD算法中,可以将信号分解为一系列本征模态分量,降低发生模态混叠的概率;利用BSIE差分谱自动识别有效模态分量并重构信号。

自适应SVMD-BSIE差分谱方法流程如图2所示:

1) 设置SCSSA初始化参数:种群规模 N 为20、最大迭代次数 $MaxIter$ 为20等;以能量熵为适应度函数;设置SVMD初始化参数:双上升时间步长 τ 为0、收敛容差 tol 为 10^{-6} 等,设置平衡参数Alpha范围。

2) 执行SCSSA算法对平衡参数Alpha寻优,得到最佳参数,输出适应度曲线;执行SVMD分解,得到一系列IMF分量。

3) 计算各IMF分量BSIE值,构建BSIE差分谱,选择相应IMF分量重构信号。

4) 对降噪后信号进行连续小波变换(Continu-

ous Wavelet Transform, CWT),得到频谱特征;将 X 、 Y 时域信号合成轴心轨迹图像。

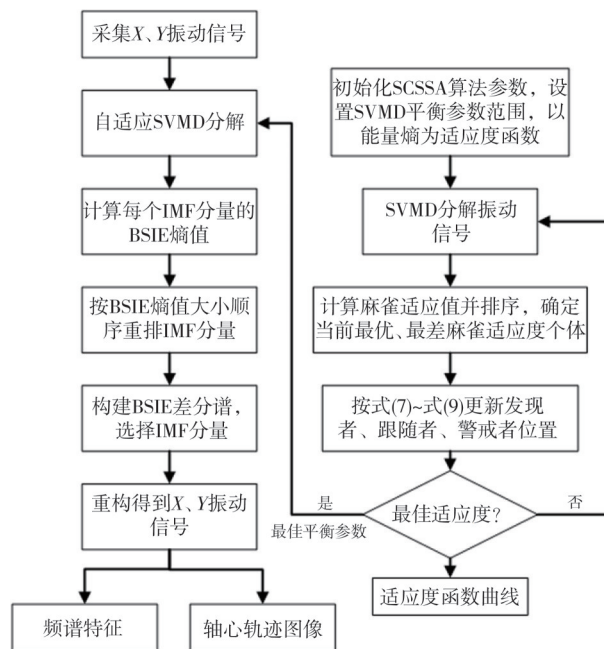


图2 自适应SVMD-BSIE降噪流程

Fig. 2 Adaptive SVMD combined with BSIE differential spectrum noise reduction

2 仿真分析

转子系统振动信号含有周期性冲击,且故障信号以工频及倍频成分组成,采用式(11)来模拟双路故障振动信号。

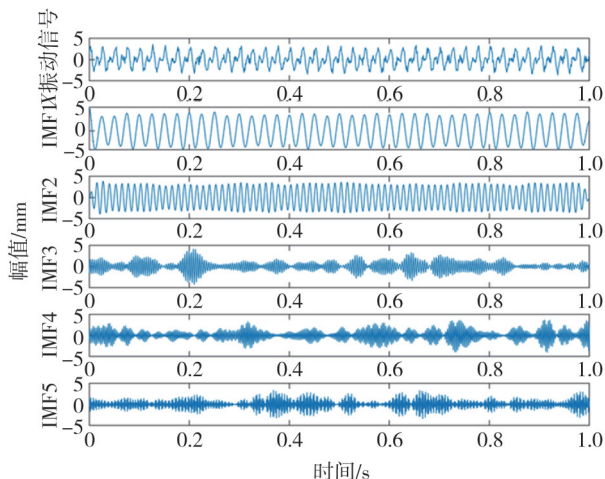
$$\begin{cases} x(t) = A_1 \sin(\omega t + \alpha_1) + A_2 \sin(2\omega t + \alpha_2), \\ y(t) = B_1 \sin(\omega t + \beta_1) + B_2 \sin(2\omega t + \beta_2), \end{cases} \quad (11)$$

式中: A_1 、 A_2 、 α_1 、 α_2 分别为 $x(t)$ 的一倍频、二倍频分量的幅值与初始相位; B_1 、 B_2 、 β_1 、 β_2 分别为 $y(t)$ 的一倍频、二倍频分量幅值与初始相位。

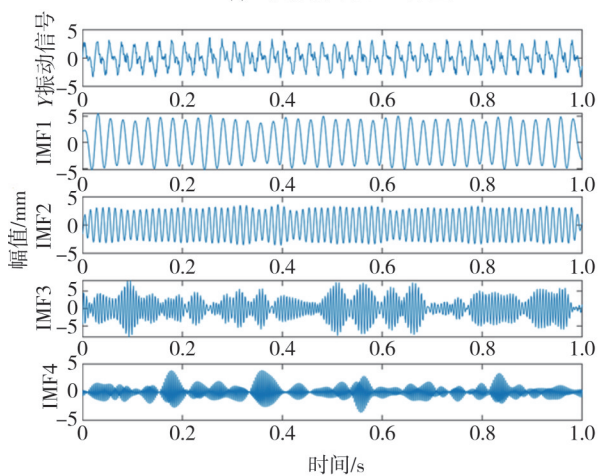
设置一倍频为40 Hz,二倍频为80 Hz,模拟采样频率为1000 Hz,噪声标准差设置为0.2,用于模拟转子不对中故障信号,利用自适应SVMD结合BSIE差分谱方法实现信号降噪和特征提取。

故障信号经过自适应SVMD分解得到的IMF分量如图3所示, X 向及 Y 向振动信号分解模态中,IMF1、IMF2中心频率分别为40 Hz、80 Hz,分别对应模拟信号中的一倍频与二倍频分量,与仿真信号特征频率一致。

计算各模态分量的BSIE值,IMF1与IMF2的BSIE值较高,包含信号的主要频率成分,是有效分量,应予以保留,而其余分量BSIE值较低,可以认为是噪声分量,应去除。



(a) X振动信号及IMF分量



(b) Y振动信号及IMF分量

图3 振动信号及IMF分量

Fig. 3 Vibration signal and IMF component

通过与多种模态分量选取指标对比,如表1、表2所示:峭度指标、能量熵指标无法有效选取模态分量,而BSIE选取结果与多尺度排列熵(Multiscale Permutation Entropy, MPE)选取结果一致,说明BSIE模态选取指标的有效性与可靠性。

表1 X信号分解模态选取指标对比

Tab. 1 X signal decomposition mode selection index comparison

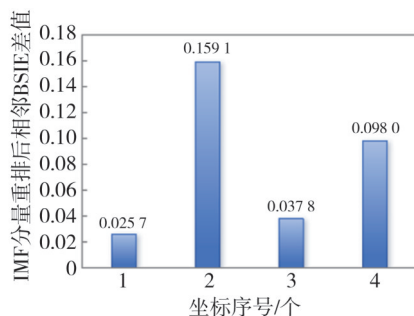
指标选取方法	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
BSIE	0.578 2	0.603 9	0.283 3	0.381 3	0.419 1
峭度指标	3.244 8	3.239 1	3.113 2	2.684 3	2.069 4
能量熵	0.362 5	0.353 6	0.326 8	0.276 2	0.191 9
MPE	0.348 5	0.473 6	0.666 5	0.643 1	0.591 5

表2 Y信号分解模态选取指标对比

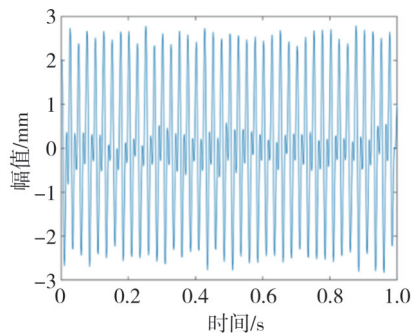
Tab. 2 Y signal decomposition mode selection index comparison

指标选取方法	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4
BSIE	0.606 7	0.593 4	0.438 2	0.347 5
峭度指标	2.221 9	1.648 5	1.913 7	2.029 1
能量熵	0.362 1	0.327 2	0.327 5	0.355 4
MPE	0.348 1	0.469 8	0.578 4	0.653 7

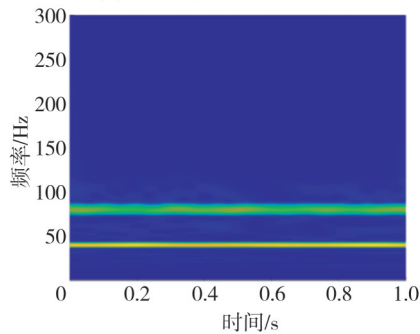
同时,为实现模态分量自动选取,排除主观因素影响,利用图1所示的BSIE差分谱方法选取模态分量。X向模态分量重排后顺序为:IMF2、IMF1、IMF5、IMF4、IMF3,其中IMF1与IMF5处BSIE差值最大,因此,IMF1与IMF2为有效分量;同理,Y向模态分量重排后顺序为:IMF1、IMF2、IMF3、IMF4,IMF2与IMF3处BSIE差值最大,即IMF1与IMF2为有效分量。可见,基于BSIE差分谱方法可以自动识别有效分量与噪声分量,自动选取模态分量参与信号重构。最后得到的X、Y降噪后信号如图4(b)、4(e)所示,CWT时频图如图4(c)、4(f)所示。X、Y信号CWT时频图中,40 Hz与80 Hz是信号的主要成分,对应转子信号中的一倍频与二倍频分量,且与转子不对中故障模拟信号设置的一倍频40 Hz和二倍频80 Hz一致,说明自适应SVMD-BSIE差分谱方法可以有效提取转子故障特征。



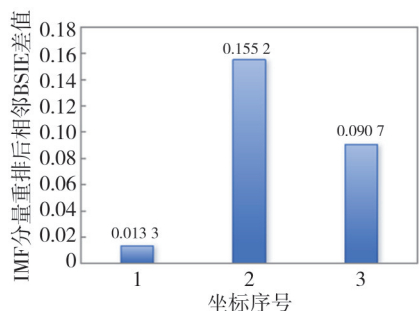
(a) X振动信号BSIE差分谱



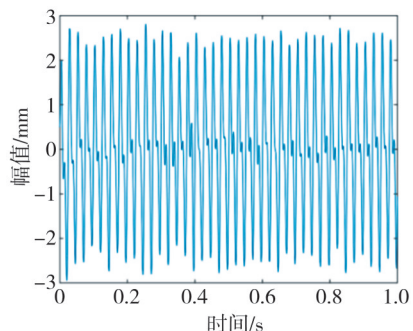
(b) X降噪信号时域波形图



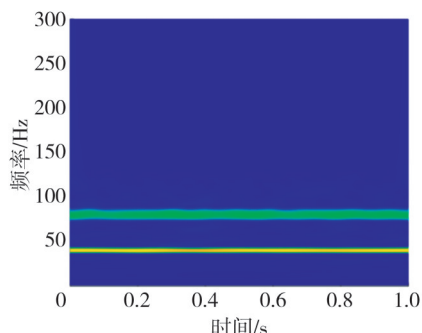
(c) X信号CWT时频图



(d) Y振动信号BSIE差分谱



(e) Y降噪信号时域图



(f) Y信号CWT时频图

图4 振动信号BSIE差分谱、降噪信号时域波形图及CWT时频图

Fig. 4 Vibration signal BSIE difference spectrum, noise reduction signal time domain waveform diagram and CWT time-frequency diagram

3 实验分析

3.1 转子实验装置与故障模拟实验

本实验利用WS-ZHT5型转子实验平台进行测试分析,包括:电涡流传感器、光电传感器、电涡流适配器、电子调速器、NI数据采集卡和采集电脑,如图5所示。利用垂直布置的两只电涡流传感器采集X、Y轴位移信号,并合成轴心轨迹图像;光电传感器用于采集转子转速信号,且可以通过调速器调节转速;数据采集使用NI公司的USB-6218型数据采集卡,采集程序选择编程软件LabVIEW编程,实现数据采集与保存。

实验通过在转子试验台一侧安装摩擦螺钉,

使其与转子不完全接触,模拟转子动静碰磨故障。设置转子转速为1 200 r/min,采样频率为1 000 Hz,采样点数为5 000。为便于分析,截取其中1 000个数据点进行分析,采集得到的信号时域波形图如图6所示,可见采集的X、Y振动信号中含有大量噪声。若直接将采集的原始X、Y振动信号用于转子故障诊断或合成轴心轨迹,无法判断为何种类型故障。

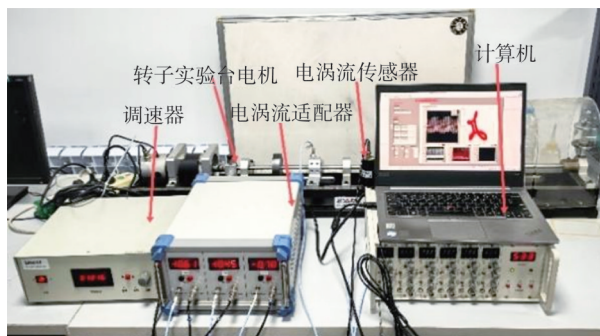
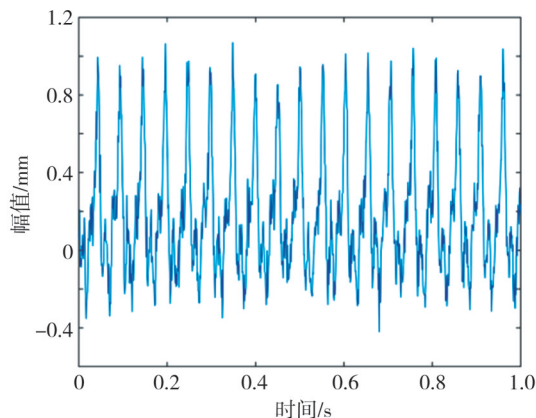
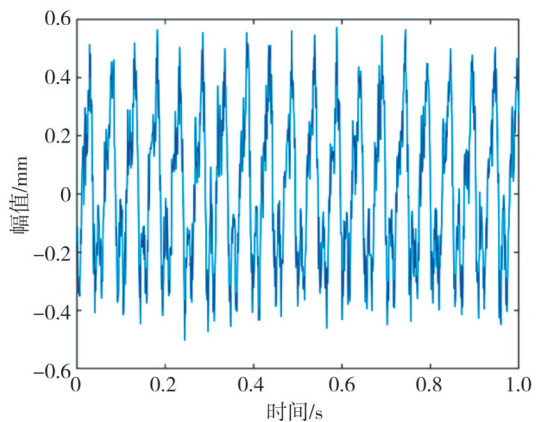


图5 WS-ZHT5型多功能转子试验台

Fig. 5 WS-ZHT5 multifunctional rotor test bench



(a) X振动信号时域波形图



(b) Y振动信号时域波形图

图6 X、Y向初始振动信号时域波形图

Fig. 6 Time domain waveform of initial vibration signal in X and Y direction

3.2 信号处理

1) 对采集到的故障信号进行处理, 文献[18]设置 Alpha 范围为[50, 5 000], 但在多次实验中发现 Alpha 设置在 3 000 以下时, 会发生不同程度的模态混叠现象, 当 Alpha 设置在 6 000 以上时, 算法运行速度降低。因此, 最终将 Alpha 设置为 [3 000, 6 000]。种群规模为 20, 最大迭代次数为 20, 优化算法适应度曲线如图 7 所示, 优化算法在迭代到第 11 次时已经收敛, 适应度值为 0.172 5, 得到的最佳 Alpha 值为 4 234。将其代入 SVMD 分解算法中, 分解得到的 IMF 分量如图 8 所示, X 方向共分解出 8 个 IMF 分量, Y 方向共分解出 5 个模态分量, 由于转子系统工作时, 水平和垂直方向的振动特性不同, 导致水平与垂直方向振动信号的频率组成不同, 经过 SVMD 算法分解后, IMF 分量的数目也会有差别。

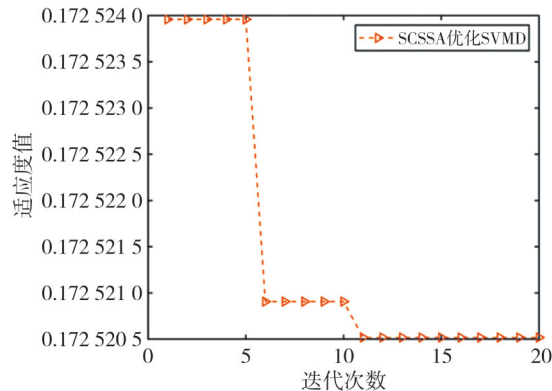


图 7 流程适应度函数曲线

Fig. 7 Fitness function curve

计算各模态分量的 BSIE 值, 由表 3 可知, X 向分解模态中 IMF2、IMF3、IMF4 的 BSIE 值较大, 说明其为信号中的有效分量; Y 向分解模态中 IMF1、IMF2、IMF3 的 BSIE 值较大, 为信号中的有效分量, IMF4 分量的 BSIE 值计算结果与前 3 个分量相差不大。

表 3 X、Y 信号分解模态 BSIE 值
Tab. 3 X、Y signal decomposition mode BSIE value

	BSIE 值							
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
X 振动信号	0.295 4	0.609 6	0.632 5	0.626 3	0.426 9	0.374 4	0.306 4	0.426 4
Y 振动信号	0.607 3	0.634 6	0.582 1	0.526 5	0.375 7	—	—	—

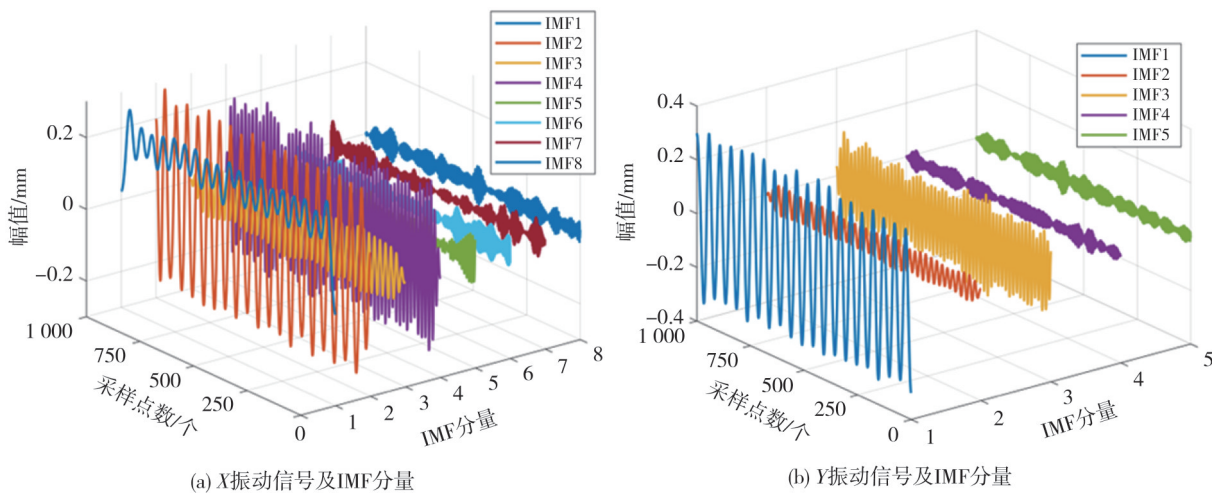


图 8 振动信号 IMF 分量

Fig. 8 Vibration signal and IMF component

按照 BSIE 差分谱方法筛选模态分量, 重排 IMF 分量, 构建 BSIE 差分谱, X 向分解模态重排后差值最大处位于 IMF2 与 IMF5 之间, 自动选择 IMF2、IMF3、IMF4 分量参与重构; Y 向分解模态重排后差值最大处位于 IMF4 与 IMF5 之间, 自动选择 IMF2、IMF1、IMF3、IMF4 分量重构。由图 9(c)和 9(f) 可知, 降噪后信号经过 CWT 变换得到时频图, X 向信

号主要频率为 20.46, 40.04 和 59.14 Hz, 一倍频分量与三倍频分量幅值较大; 同样, Y 向信号主要频率为 19.17, 40.92 和 59.14 Hz, 一倍频与三倍频分量幅值较大。

转子系统发生轻度动静碰磨故障时, 信号频谱以一倍频振动为主, 故障严重时, 除一倍频成分外, 将出现二倍频、三倍频等分量。可见分析

结果与理论上转子动静碰磨故障特征相对应,说明了该方法有效性。

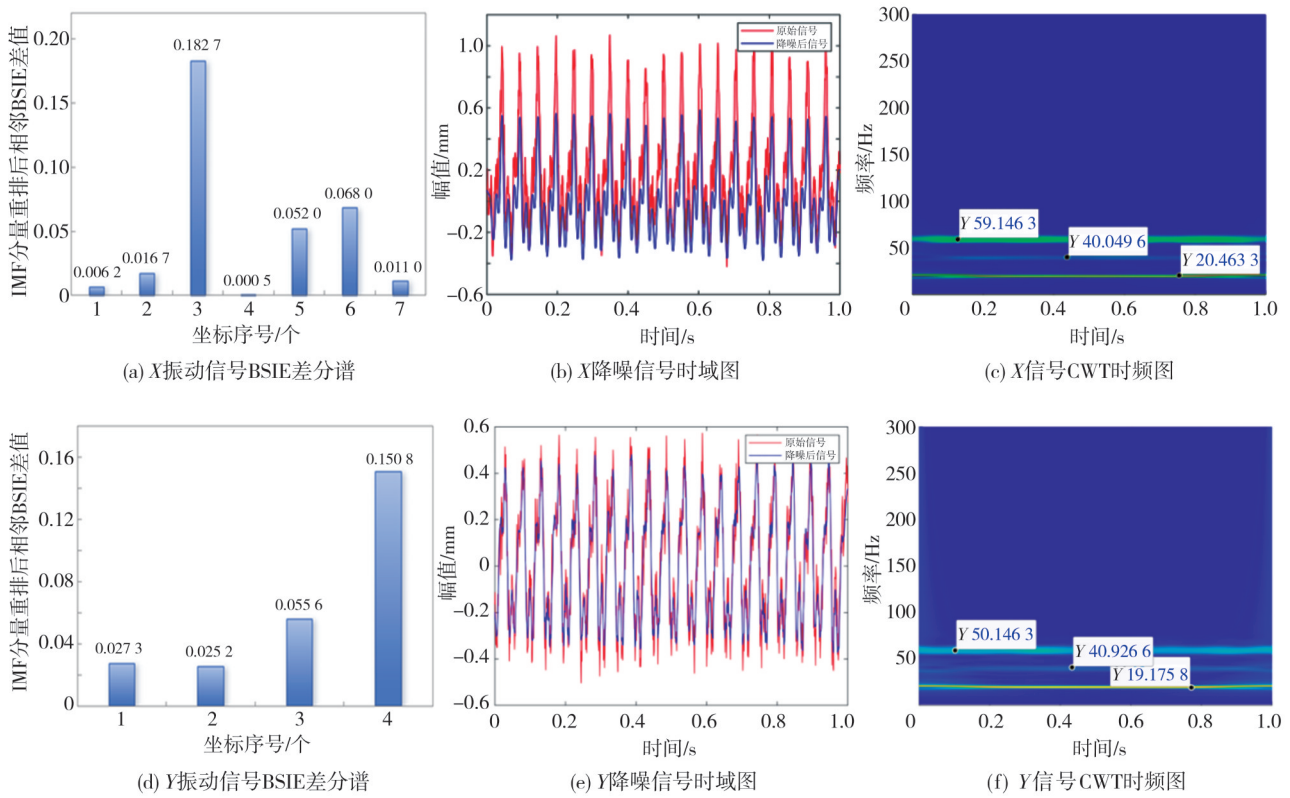


图9 振动信号BSIE差分谱、降噪信号时域波形图及CWT时频图

Fig. 9 BSIE difference spectrum of vibration signal, time-domain waveform diagram and CWT time-frequency diagram of noise reduction

3.3 降噪性能评价与特征提取结果分析

为验证所提方法的降噪性能,使用信噪比(Signal Noise Ratio, SNR)、均方误差(Mean Square Error, MSE)以及降噪后信号与原始信号的相关系数来综合评价所提方法的降噪效果,结果如表4所示。

表4 不同算法降噪效果

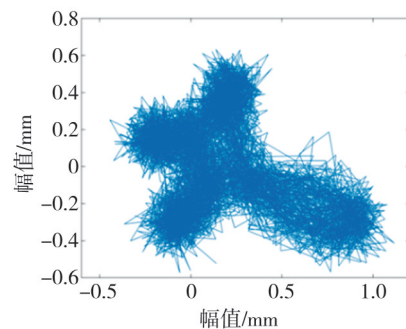
Tab. 4 Noise reduction effect of different algorithms

降噪方法	SNR	MSE	相关系数
自适应SVMD-BSIE差分谱	19.914 6	0.194 2	0.967 7
SSA-SVMD-BSIE差分谱	16.209 4	0.264 7	0.837 1
SCSSA-SVMD-MPE	16.203 6	0.264 3	0.856 3
PSO-VMDvMPE	15.237 4	0.295 8	0.837 5
ICCEMDAN-FastICA	13.082 1	0.317 2	0.739 4
VMD-小波阈值	11.145 3	0.347 9	0.748 1
CEEMDAN-小波阈值	11.564 2	0.394 3	0.758 7

自适应SVMD-BSIE差分谱的降噪方法SNR最大,为19.914 6 dB; MSE最小,为0.194 2;降噪后信号与原始信号相关系数最大,为0.967 7,说明该方法有效信息保留程度最高。与粒子群优化-变分模式分解-多尺度排列熵(Particle Swarm Optimization-Variational Mode Decomposition-MultiScale Permutation Entropy, PSO-VMD-MPE)方法相比, SNR

提升30.69%, MSE降低34.35%, 相关系数提升15.54%, 说明该方法具有良好的降噪性能。

将3.2节中图9(b)、(e)降噪后X、Y信号合成轴心轨迹图像,结果如图10(b)所示,判断为转子动静碰磨故障,且与基于差分谱理论的奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)^[19]轴心轨迹提纯方法进行对比,自适应SVMD-BSIE差分谱合成的轴心轨迹图像更加清晰,且保留了更多细节信息。因此,提出的自适应SVMD-BSIE差分谱方法能有效降低信号噪声,同时可获得清晰的轴心轨迹图像,可以用于转子故障诊断。



(a) 含噪轴心轨迹

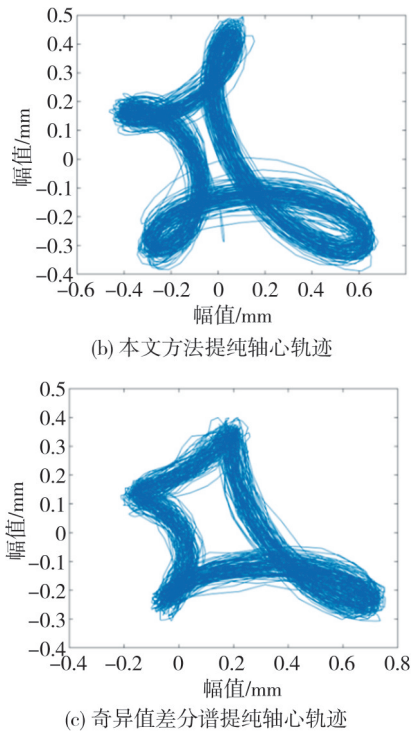


图 10 含噪轴心轨迹、提纯后轴心轨迹及SVD差分谱提纯后轴心轨迹

Fig. 10 Axis locus including noise, axis locus after purification and axis locus after SVD differential spectrum purification

4 结 论

本文将自适应SVMD-BSIE差分谱方法应用于转子系统故障信号降噪与特征提取研究中,可得到以下结论:

1) 针对转子系统振动信号非平稳、非线性的特点,自适应SVMD能够自动获取平衡参数Alpha,将信号自动分解为一系列本征模态分量,有效提取转子振动信号内的特征信息。

2) BSIE作为模态分量选取指标,相较于峭度、能量熵与MPE模态分量选取方法,能够更好地识别有效分量与噪声分量,有效解决了有用分量选择问题;同时,基于BSIE差分谱的模态分量自动选取方法,实现了模态分量的自动选取,避免了人为因素影响,有很好的应用价值。

3) 相比于PSO-VMD-MPE方法,本文所提方法SNR提升30.69%,MSE降低34.35%,相关系数为0.9677,降噪性能更优异;合成的轴心轨迹图像相较于改进SVD方法更加清晰,可以很好地应用于转子故障信号降噪与特征提取领域。

4) 研究过程中发现,BSIE值计算结果受初始参数影响较大,后续需要进一步研究。

参考文献:

- [1] 郭明军,李伟光,杨期江,等.基于稀疏算法的大型转子多工况轴心轨迹提纯[J].华南理工大学学报(自然科学版),2020,48(4):45-53.
GUO Mingjun, LI Weiguang, YANG Qijiang, et al. Sparse algorithm-based purification of multi-condition axis trajectory of large rotor [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2020, 48(4): 45-53. (in Chinese)
- [2] 史慧扬,李海洋,王召巴,等.基于小波包能量谱的声发射信号处理技术[J].测试技术学报,2019,33(3):201-208.
SHI Huiyang, LI Haiyang, WANG Zhaoba, et al. Acoustic emission signal processing technology based on wavelet packet energy spectrum [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2019, 33(3): 201-208. (in Chinese)
- [3] 杨璐霞,樊东燕,周任军.基于EEMD结合二次小波包降噪的齿轮箱故障诊断[J].中北大学学报(自然科学版),2016,37(3):262-267.
YANG Luxia, FAN Dongyan, ZHOU Renjun. Gearbox fault diagnosis based on EEMD combined with secondary wavelet packet noise reduction [J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2016, 37(3): 262-267. (in Chinese)
- [4] 苏紫娜,马军,王晓东,等.改进SVD算法的转子系统轴心轨迹快速提纯研究[J].振动与冲击,2023,42(10):144-154.
SU Zina, MA Jun, WANG Xiaodong, et al. Rapid purification of rotor system axis trajectory based on improved SVD algorithm [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(10): 144-154. (in Chinese)
- [5] SUN G, ZHANG R, LIU Z, et al. EMD-based noise reduction study of steel cored conveyor belt containing slag signal [J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 98: 56-67.
- [6] 敖一峰,李洪,张金刚,等.基于VMD和FCM的火箭发动机涡轮泵状态监测方法[J].测试技术学报,2024,38(5):527-534.
AO Yifeng, LI Hong, ZHANG Jingang, et al. Rocket engine turbopump condition monitoring method based on VMD and FCM [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2024, 38(5): 527-534. (in Chinese)
- [7] LÜ S, GU L, GENG B. A recognition method of valve plate wear states of piston pump based on optimized VMD-CWT-CNN [J]. Journal of Measurement

- Science and Instrumentation, 2024, 15(1): 43-53.
- [8] ULLAH Z, TEE K F. A highly efficient adaptive geomagnetic signal filtering approach using CEEMDAN and salp swarm algorithm[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2024, 14(6): 1455-1469.
- [9] 李双江, 辛景舟, 蒋黎明, 等. 基于TVFEMD-IMF能量熵增量的桥梁监测数据降噪方法[J]. 振动·测试与诊断, 2024, 44(1): 178-185.
- LI Shuangjiang, XIN Jingzhou, JIANG Liming, et al. Bridge monitoring data denoise method based on TVFEMD-IMF energy entropy increment[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(1): 178-185. (in Chinese)
- [10] 杨宗林, 熊继军. 参数优化VMD在爆破振动信号分析中的应用[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2020, 41(5): 467-473.
- YANG Zonglin, XIONG Jijun. Application of parameter optimization VMD in blasting vibration signal analysis [J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2020, 41(5): 467-473. (in Chinese)
- [11] NAZARI M, SAKHAEI S M. Successive variational mode decomposition [J]. Signal Processing, 2020, 174: 107610.
- [12] GUO Y, YANG Y, JIANG S, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on successive variational mode decomposition and the EP index[J]. Sensors, 2022, 22(10): 3889.
- [13] LIU X, YAN Y, HU K, et al. Fault diagnosis of rotor broken bar in induction motor based on successive variational mode decomposition [J]. Energies, 2022, 15(3): 1196.
- [14] MA H, XU Y, WANG J, et al. SVM coupled with dual-threshold criteria of correlation coefficient: a self-adaptive denoising method for ship-radiated noise signal [J]. Ocean Engineering, 2023, 281: 114931.
- [15] 李爱莲, 全凌翔, 崔桂梅, 等. 融合正余弦和柯西变异的麻雀搜索算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(3): 91-99.
- LI Ailian, QUAN Lingxiang, CUI Guimei, et al. Sparrow search algorithm combining Sine-Cosine and Cauchy mutation [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(3): 91-99. (in Chinese)
- [16] ZHAO H, LIU D, CHEN H, et al. A fault diagnosis method based on hybrid sampling algorithm with energy entropy under unbalanced conditions[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(12): 125015.
- [17] DIGGANS C T, ALMOMANI A A R. Boltzmann-Shannon interaction entropy: a normalized measure for continuous variables with an application as a subsample quality metric[J]. Chaos, 2023, 33(12): 123131.
- [18] LU N, JIANG S, WANG L. A feature extraction method for rotating machinery fault diagnosis based on a target detection index and successive variational mode decomposition [J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(3): 036108.
- [19] 张景润, 李伟光, 李振, 等. 基于奇异值差分谱理论的大型转子轴心轨迹提纯[J]. 振动与冲击, 2019, 38(4): 199-205.
- ZHANG Jingrun, LI Weiguang, LI Zhen, et al. Purification for a large rotor axis's orbit based on the difference spectrum theory of singular value [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(4): 199-205. (in Chinese)

(上接第362页)

- [22] 王倩倩, 宋鹏, 华清峰, 等. 基于优化参数Adam算法的全波形反演[J]. 地球物理学报, 2023, 66(11): 4654-4663.
- WANG Qianqian, SONG Peng, HUA Qingfeng, et al. Full waveform inversion based on Adam algorithm with optimized parameters[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2023, 66(11): 4654-4663. (in Chinese)
- [23] 张文洸, 魏延, 李媛媛, 等. 基于CA-ResNet网络与nadam优化的入侵检测算法[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2021, 38(4): 97-106.
- ZHANG Wenlong, WEI Yan, LI Yuanyuan, et al. Intrusion detection algorithm based on CA-ResNet network and nadam optimizer [J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science), 2021, 38(4): 97-106. (in Chinese)
- [24] 梁珊, 刘晓波. 基于交叉熵代价函数的DBN转子系统故障识别分析[J]. 南昌航空大学学报(自然科学版), 2018, 32(3): 1-7.
- LIANG Shan, LIU Xiaobo. Fault identification analysis of DBN rotor system based on cross entropy cost function [J]. Journal of Nanchang Hangkong University (Natural Sciences), 2018, 32(3): 1-7. (in Chinese)