

基于 SABO 优化 VMD-WTD-SVM 的 滚动轴承故障诊断模型

逯帆

(西安工程大学机电工程学院, 陕西 西安 710000)

摘要: 针对滚动轴承在运转过程中发生故障时故障类型难以提取和识别的问题, 文章提出了一种基于减法平均优化器(subtraction-average-based optimizer, SABO)优化变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)联合小波阈值去噪(wavelet threshold denoising, WTD)来提取故障特征, 并与支持向量机(SVM)相融合的滚动轴承故障诊断模型。首先, 以最小包络熵为适应度函数, 通过 SABO 优化 VMD 中关键参数组合(K, α)的选取。其次, 根据得到的参数对故障信号进行 VMD 分解, 通过包络熵值和峭度值选择其中的有效分量再次进行 WTD 处理, 重构后得到最佳信号分量。最后, 计算最佳信号分量对应的 9 个特征数据作为当前信号的特征向量, 并输入到 SVM 进行训练和故障识别。与其他方法相比, 本模型在滚动轴承故障诊断方面表现更为突出, 故障识别准确率达到 98.666 7%, 具有良好的实际应用价值。

关键词: 轴承故障诊断; 减法平均优化器; 变分模态分解; 小波阈值去噪; 支持向量机

中图分类号: TH133.33, TH17 **文献标识码:** B

DOI: [10.19287/j.mtmt.1005-2402.2024.07.005](https://doi.org/10.19287/j.mtmt.1005-2402.2024.07.005)

A rolling bearing fault diagnosis model based on SABO optimized VMD-WTD-SVM

LU Fan

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710000, CHN)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to extract and identify the fault type when the rolling bearing fails during operation, this paper proposes a rolling bearing fault diagnosis model based on subtraction-average-based optimizer (SABO) optimized variational mode decomposition(VMD) combined with wavelet threshold denoising (WTD) to extract the fault features, and fused with support vector machine (SVM). Firstly, the selection of the key parameter combination (K, α) in the VMD is optimized by SABO using the minimum envelope entropy as the fitness function. Secondly, the fault signal is decomposed by VMD according to the obtained parameters, and the effective component among them is selected by the envelope entropy value and craggy value to be processed by WTD again, and the optimal signal component IMF is obtained after reconstruction. Finally, the nine-feature data corresponding to the best signal component IMF are calculated as the feature vector of the current signal, and input them into the SVM for training and fault identification. Compared with other methods, this model performs more outstandingly in rolling bearing fault diagnosis, and the fault identification accuracy reaches 98.666 7%, which has good practical application value.

Keywords: bearing fault diagnosis; SABO; VMD; WTD; SVM

随着工业技术的不断发展, 滚动轴承作为关键零件在大多数的机械设备中起着重要作用。实际应用中, 轴承的故障有由疲劳损伤、磨损和润滑不良等多种原因引起。若不能及时监测到轴承出现故障并判断故障类型, 则会使轴承的性能下降, 造成严

重的经济损失。因此, 轴承故障进行监测与诊断对于保证设备的正常运行和延长寿命具有重要意义。

当滚动轴承发生故障时, 其振动频率具有非稳定性, 并伴有故障调频信号。在故障发生的早期, 信号十分微弱, 容易被周围环境及自身噪音影响,

导致有效的故障信号频率难以捕捉。为了解决这一问题,国内外学者提出了很多方法,包括振动分析、声学检测、热像仪检测和信号处理等。WTD作为一种基础的信号去噪方法已在多个领域进行应用,其算法简单明了,约束条件较少,能够快速准确地得出结论。1998年, Huang N E等^[1]提出了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),适合分析非线性非平稳的信号序列。Wang G F等^[2]采用EMD将瞬变电磁信号分解为多个固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量,尽管该方法在实践中得到了应用,但可能存在模态混叠和端点效应等现象。为了解决这些问题, Wu Z H等^[3]在此基础上提出了集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD), Yeh J R等^[4]在2010年提出了互补集合经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD), Torres M E等^[5]在2011年提出了自适应噪声的完整集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise analysis, CEEMDAN)。但这些改进方法都是在过程中添加辅助的噪声信号,结果中仍存在无法完全消除的残余噪声。

为降低类EMD方法的不足之处对信号分解过程的影响,2014年 Dragomiretskiy K等^[6]提出了一种新型的适用于非平稳信号自适应分解方法——变分模态分解(VMD)。VMD的分解效果主要取决于分解层数 K 和惩罚系数 α 的选取。在先前的研究中, (K, α) 主要通过经验和大量的测试人为进行选择,有较大的偶然性。因此,国内外研究学者引入智能优化算法实现关键参数的自适应选取。智能优化算法主要模拟自然界中生物(如鱼、昆虫和鸟类)的社会行为,通过生物的进化策略或遗传算法从而获取最优解。谢小正等^[7]采用灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)寻找VMD的最优参数解,并以能量熵作为集成极限学习机的输入特征; Zhang Y等^[8]使用改进的哈里斯鹰优化算法(improved Harris hawk optimization algorithm, IHHO)自适应选择VMD参数中的 K 和 α ; 唐贵基等^[9]利用粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)对VMD的最佳影响参数组合 (K, α) 进行搜索,从而对轴承故障仿真和实测信号进行分析。这些优化算法均能对VMD中的参数组合进行快速寻优。但当迭代次数固定时,后期的收敛速度逐渐变缓,

且收敛精度较差,导致最后陷入局部最优解。针对上述问题,减法平均优化算法(SABO)^[10]在2023年被提出。该算法寻优能力强,收敛速度快,可以有效避免上述陷入局部最优解的问题。

基于上述算法的特点,本文使用SABO优化VMD中的参数选择过程,联合WTD对轴承故障信号进行降噪和特征提取,并结合SVM对故障类别进行诊断。首先,以最小包络熵作为适应度函数,使用SABO算法自适应选择VMD中的最优关键参数组合 (K, α) 。其次,通过VMD分解生成的分量所对应的包络熵和峭度值,选择其中最能有效反映故障特征的有效分量进行WTD处理。随后,将经WTD分解后得到的信号进行重构,生成一类极大限度包含此故障类型特征信息的分量,并将此分量设为该故障类型的最佳分量IMF。最后,计算每种类型最佳分量IMF对应的均值、方差、峰值、峭度、有效值、峰值因子、脉冲因子、波形因子和裕度因子共9个指标作为当前信号的特征向量,并以此输入SVM中对模型进行训练,从而根据不同特征实现对不同故障类型的分类,进而得到一个具有轴承故障信号诊断能力的模型。

1 理论基础

1.1 变分模态分解

VMD是 Dragomiretskiy K^[6]在2014年提出的一种新的信号处理方法。它可以根据不同的情况确定模态个数,并匹配每种模态的中心频率和有限宽带,以实现原信号的分解。具体步骤如下。

(1) 求解约束变分模型完成信号分解工作,构造约束变分模型如下:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right. \\ \left. \text{s.t. } \sum_k u_k = f(t) \right. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $f(t)$ 为原始信号; $\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的希尔伯特变换。

(2) 引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘法算子 $\lambda(t)$,将上述约束变分模型转化为非约束变分模型。

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \\ & \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \end{aligned} \quad (2)$$

(3) 通过交替方向乘子法交替更新 u_k^{n+1} 、中心

频率 ω_k^{n+1} 和拉格朗日乘子 λ_k^{n+1} ，求得拉格朗日表达式的“鞍点”表达式为

$$u_k^{n+1}(\omega) = \frac{f(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i(\omega) + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n(\omega) + \tau \left(f(\omega) - \sum_k u_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (5)$$

式中： τ 内噪声容限参数。

(4) 当分解模态满足式(6)，则VMD迭代停止。

$$\sum_k \left(\frac{\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2}{\|u_k^n\|_2^2} \right) < \varepsilon \quad (6)$$

式中： ε 为判别精度，且 $\varepsilon > 0$ 。

1.2 减法平均优化器 (SABO)

减法平均优化器^[10]是2023年提出的一种智能优化算法，通过计算个体间的减法平均值来调整群体成员在解空间中的位置，使其能迅速定位到全局最优解。该算法不仅提高了收敛速度，还增强了算法在全局搜索和局部开发之间平衡的能力，有效避免了陷入局部最优解的风险。其优化过程如下。

(1) 随机更新种群位置：在 d 维空间中随机初始化种群，表达式为

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,d} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,d} & \cdots & x_{i,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,d} & \cdots & x_{N,m} \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (7)$$

$$x_{i,j} = lb_j + r(ub_j - lb_j) \quad (8)$$

式中： $i = 1, 2, \dots, N$ 、 $j = 1, 2, \dots, m$ ； $x_{i,j}$ 为个体； lb_j 为寻优下边界， ub_j 为寻优上边界； r 为 $[0, 1]$ 的随机数。每个搜索代理都是问题的候选解决方案，建议决策变量的值。因此，可以基于每个搜索代理来评估问题的目标函数：

$$\vec{F} = [F(X_1), \dots, F(X_i), \dots, F(X_N)]_{1 \times N}^T \quad (9)$$

式中： \vec{F} 是评估值的向量表示； $F(X_i)$ 是计算目标函数的 X_i 值。

(2) “ $-v$ ”搜索：在每次迭代中，一个搜索代理 B 的位置是通过从另一个搜索代理 A 的位置减去某个数值 v 来确定的。这样使得每个搜索代理的

新位置是基于与其他代理位置的差异而进行的调整，有效地避免了算法易陷入局部最优解的问题，这种搜索方式被称为“ $-v$ ”搜索。其位置更新过程为

$$A - vB = \text{sign}(F(A) - F(B))(A - \vec{v} * B) \quad (10)$$

式中： \vec{v} 是维数为 m 的向量； $*$ 表示两个向量的Hadamard乘积； $F(A)$ 和 $F(B)$ 分别是搜索代理 A 的目标函数和 B 的值。

(3) 搜索代理新位置：任何搜索代理 X_i 在搜索空间中的位移都是通过每个搜索代理 X_i 的 v 减法的算术平均值来计算的，则搜索代理的新位置更新为

$$X_i^{\text{new}} = X_i + \vec{r}_i * \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (X_i - vX_j) \quad (11)$$

式中： X_i^{new} 是第 i 个搜索代理 X_i 的新建议位置； N 是搜索代理的总数； \vec{r}_i 是维数为 m 的向量；其中分量与区间中的值呈正态分布 $[0, 1]$ 。

(4) 生成新位置：若(3)得出的新位置导致目标函数值的改进，那么根据式(12)可接受它作为相应搜索代理的新位置 X_i ，即为全局的最优解。

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new}}, & F_i^{\text{new}} < F_i \\ X_i, & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

1.3 SABO-VMD中适应度函数的构建

在使用SABO优化VMD参数的过程中，选择最小包络熵作为适应度函数。包络熵是一种描述符号序列不确定性的度量方法，是序列中各个符号的熵的加权和。在优化参数的过程中，包络熵值越小，信号相关程度越高，反之亦然。因此，本文选取最小包络熵作为SABO优化VMD的适应度函数，其具体过程如下：

$$P_j = a_j / \sum_{j=1}^N a_j, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (13)$$

式中： a_j 为信号VMD分解后第 j 个IMF的包络熵值； N 为信号经VMD分解后的IMF长度； P_j 为模态信号归一化后的包络。则包络熵定义为

$$IMF_{EE}(k) = - \sum_{j=1}^N P_j \log P_j \quad (14)$$

式中： $IMF_{EE}(k)$ 是 K 个模态信号的包络熵。则适应度函数最小包络熵公式为

$$MEE = \min\{IMF_{EE}(1), \dots, IMF_{EE}(k)\} \quad (15)$$

1.4 基于SABO的VMD参数优化算法

结合上述提出的适应度函数，基于SABO的VMD参数优化过程如下：

(1) 输入原始信号，初始化VMD中关键参数

组合 (K, α) 的范围以及 SABO 中的相关参数，包括最大迭代次数、空间维度等。

(2) 根据得到的参数对信号进行 VMD 分解，利用式 (13) ~ 式 (15) 求解每次迭代的最小包络熵，不断更新并保存目前的最小包络熵值及对应的局部最优解。

(3) 根据式 (11) 和式 (12) 不断更新，直到最大迭代次数停止循环，输出此时对应熵值最小参数组合，即为所求的最佳参数组合 (K, α) 。

1.5 小波阈值去噪

WTD 是一种非线性去噪方法，其核心在于选择合适的分解层数和阈值函数。阈值函数主要分为硬阈值和软阈值两种类型。硬阈值方法虽然可以迅速反映数据的快速变化，但可能产生新的间断点，从而对系统的稳定性产生影响。因此，本文选用软阈值函数。软阈值函数表达式为

$$\widehat{W} = \begin{cases} \text{sgn}(W)(|W| - \lambda), & |W| > \lambda \\ 0, & |W| \leq \lambda \end{cases} \quad (16)$$

式中： W 为变量， λ 为阈值。

1.6 支持向量机

SVM^[11] 是一种用来解决二分类问题的机器学习算法，核心是在平面可以线性分离的前提下寻找最佳分类线，并寻找一个最佳超平面映射在高维空间中。本文使用 SVM 是为了得到诊断结果的混淆矩阵，由此将实际值与预测值对比进而得出准确率。

求解下述优化问题可得最优超平面：

$$\max_{w, b, \xi_i} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \quad (17)$$

$$\text{s.t. } y_i (w^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i$$

式中： ξ_i 为松弛变量， $\xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m$ ； w 为超平面的法向量， $\phi(x)$ 为将 x 映射到高维特征空间的特征向量， C 为控制边界和松弛惩罚之间的权衡参数。为求解该优化问题，引入拉格朗日对偶将该约束问题转化为下述无约束问题：

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \phi(x_i)^T \phi(x_j) \quad (18)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0$$

式中： $0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, m$ 。为避免在高维特征空间计算困难，引入核函数 $k(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ 。SVM 的决策函数表达式为

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i k(x, x_i) + b \right) \quad (19)$$

1.7 基于 SABO 优化 VMD-WTD-SVM 的滚动轴承故障诊断

综合上述算法以及故障信号特征，本文提出了一种基于 SABO 优化 VMD-WTD-SVM 滚动轴承故障信号的方法，具体步骤如下：

(1) 输入不同轴承状态故障信号，利用 SABO 算法根据输入信号的特征得到 VMD 中的相应的最佳参数组合 (K, α) 。

(2) 依据上述参数组合对故障信号进行 VMD 分解，得到 K 个频率从低到高的本征模态函数 (IMFs)。

(3) 计算各个分量对应的包络熵值和峭度值，选择峭度值较大、包络熵值较小的分量作为相关程度高，包含故障特征较多的有效分量，并对有效分量再次进行 WTD 分解，重构后生成代表此类故障特征的最佳分量 IMF。

(4) 计算每种类型的最佳分量 IMF 的均值、方差、峰值、峭度、有效值、峰值因子、脉冲因子、波形因子和裕度因子共 9 个指标作为当前信号的特征向量，并输入 SVM 进行训练，最终实现对滚动轴承的故障诊断。

上述步骤流程图如图 1 所示。

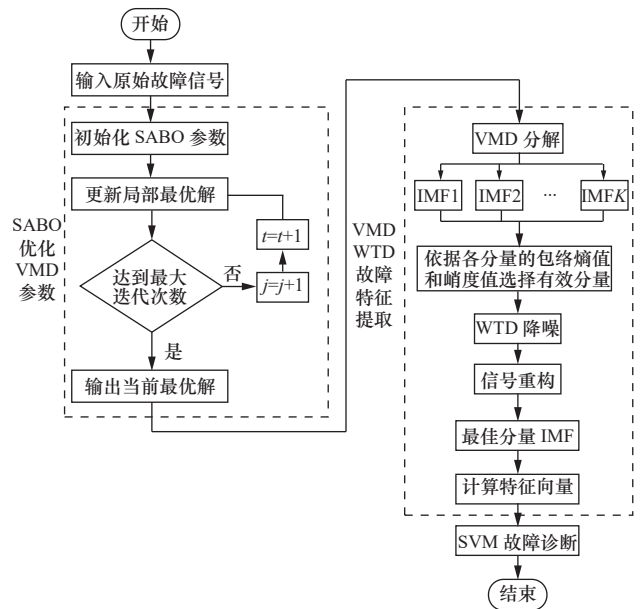


图 1 基于 SABO 的 VMD-WTD-SVM 的滚动轴承故障诊断流程图

2 实验验证分析

本文的实验数据选择美国凯斯西储大学电气工程实验室的某滚动轴承运转时在 12 kHz 频率下采集到的驱动端轴承故障数据集进行分析，实验平台选择 Matlab 软件对故障信号的监测及诊断效果进行

数据分析。由于实际工况中的情况较为复杂，不可能只产生一种类型的故障，因此针对在同一电机载荷和转速（一定的工作情况）下的不同故障直径的不同故障类型进行故障诊断。其中，电机载荷为1马力，电机转速为1772 r/min，故障直径分别为0.1778 mm、0.3556 mm和0.5334 mm，故障类型分别为内圈故障、滚动体故障以及中心位置和中心方向在6点方向的外圈故障，在此基础上将数据集划分为10种不同的类型。选择80%的数据作为训练集，对判定模型进行训练，余下20%的数据作为验证集，通过故障类型的判定准确度对本判定模型进行检验。

2.1 基于 SABO 的 VMD 参数优化

通过减法优化器 SABO 确定 VMD 算法中的最优参数组 (K, α) ，选用最小包络熵为适应度函数，算法相关参数设置为：优化变量数目为2， K 的迭代范围为3~10， α 的迭代范围为100~2500，最大迭代次数为20，种群规模为15，分别对训练集中的10种故障类型进行分析。对每一种故障类型进行参数寻优，得到的最佳 VMD 参数见表1。

表1 实验数据类型

故障直径/mm	编号	故障类型	最佳参数 (K, α)
0	1	正常	(10, 130)
1.778×10^{-1}	2	内圈故障	(5, 139)
	3	滚动体故障	(8, 2500)
	4	外圈故障	(3, 455)
3.556×10^{-1}	5	内圈故障	(3, 459)
	6	滚动体故障	(6, 435)
	7	外圈故障	(9, 1072)
5.334×10^{-1}	8	内圈故障	(7, 101)
	9	滚动体故障	(10, 841)
	10	外圈故障	(4, 812)

为验证基于 SABO 优化 VMD 参数的有效性，以其中的一种故障类别（编号为2、实际为故障直径为0.1778 mm的内圈故障）为例，经 SABO 寻优将故障信号经过 VMD 分解为5个 IMF 分量（图2）。在第二次迭代时，包络熵值达到了最小为7.3281，对应的 VMD 最佳参数组合 (K, α) 为(5, 139)。

为了验证最佳参数组合的准确性和适应性，本文对影响 VMD 较大的参数 K 进行验证。对于 VMD 参数组合中的 K 值， K 值过大会使 VMD 产生过分解， K 值过小则会产生欠分解。表2为不同分解层数下各分量的中心频率值。由表可得，当 $K=3$ 、

4时，分量的中心频率均在2500 Hz以上，说明故障信号分解不完全。当 $K=6$ 时，中心频率在2000~3000 Hz和大于3000 Hz的分量各有2个；当 $K=7$ 时，中心频率在2000~3000 Hz的分量有2个，大于3000 Hz的分量有3个，说明 $K=6$ 、7时信号产生了过分解。当 $K=5$ 时，各分量的中心频率均匀分布，因此 $K=5$ 是最佳分解层数，由此说明了 SABO 优化 VMD 参数的准确和有效。

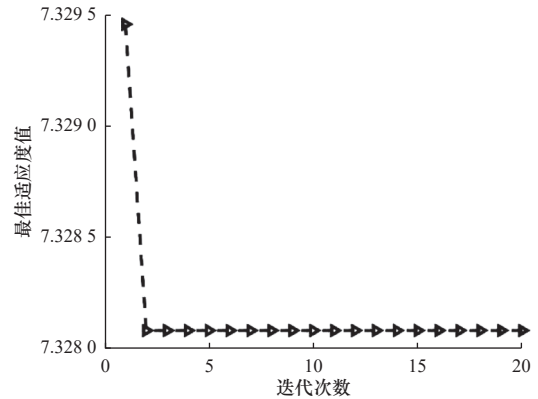


图2 SABO 优化 VMD 迭代过程图

表2 不同分解层数下各分量的中心频率

中心频率	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7
$K=3$	24.2156	2650.3	3585.2	—	—	—	—
$K=4$	23.6373	2532.7	2848.4	3590.3	—	—	—
$K=5$	17.9188	1323.5	2703.1	3435.5	3756.4	—	—
$K=6$	10.3716	905.30	2576.5	2853.6	3477.8	3811.1	—
$K=7$	4.8183	632.14	2554.1	2810.1	3357.2	3605.8	3955.6

2.2 基于 SABO 优化 VMD-WTD 的故障特征提取

以第二类故障信号为例，原始故障信号时域信号及频谱图如图3所示。从频谱图中可以看出，该信号各个分量的中心频率较为明显，但存在明显的

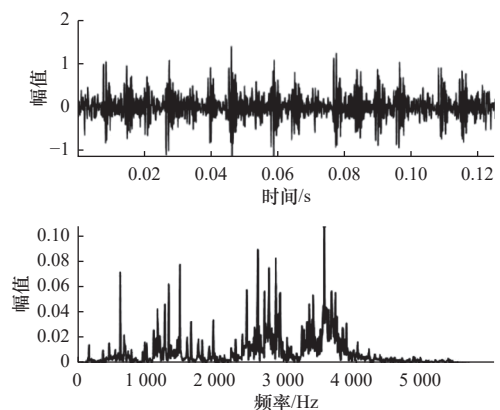


图3 原始故障信号时域信号及频谱图

噪声且存在模态混叠现象,因此为了提取其故障特征需先进行VMD分解。首先,在 (K,α) 为 $(5,139)$ 时,对第二类别的故障数据进行VMD分解,分解得到的时域波形图和频谱图如图4所示,可以看出原始信号被分解成5个分量,各分量从上到下分量中心频率由低到高分解并均匀地分布在各个频率上,且未发生模态混叠现象,各个分量所占的频率段相对较窄,与原始信号频谱图对应性良好,因此SABO-VMD对信号的分解应用良好,保证了分解结果的准确性。

为了对故障信号所包含的故障特征进行极大可能的有效提取,则通过包络熵和峭度值来判断IMF分量与原故障信号的相关程度。包络熵越小说明信号相关程度越高,包含故障特征越多。峭度值体现了振动信号的冲击特征,该指标对冲击事件具有较高的敏感性。在正常情况下,峭度值应该接近3(标准正态分布的峭度值为3)。若峭度值显著偏离3,则表明机械设备存在故障问题。其定义如下:

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x - \mu)^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x - \mu)^2 \right)^2} \quad (20)$$

计算所得各个分量的局部最小包络熵和峭度值见表3。IMF3、IMF4、IMF5的包络熵值较小,且峭度值均明显偏离于3,故选IMF3、IMF4、IMF5这3个有效分量进行WTD降噪,降噪结束后将信号分量重构,生成一类极大限度包含此类故障类型特征信息的分量,并将此设为此故障的最佳信号分量。先前学者及大量实验为例,本文采用symlet8小波基函数,阈值函数选用软阈值,分解层数为3。将3个分量进行WTD去噪,并对去噪后的分量进行信号重构,得到最终的最佳信号分量,如图5所示。此时经VMD-WTD分解后的最佳信号分量能最大限度地保留原始故障信号的故障特征。

分别对10类故障类型都进行SABO-VMD-WTD的故障提取后,生成10种最佳分量,并计算这10类最佳信号分量的均值、方差、峰值、峭度、有效值、峰值因子、脉冲因子、波形因子和裕度因子共9个指标作为当前信号的特征向量,以便于后续故障诊断的顺利进行。

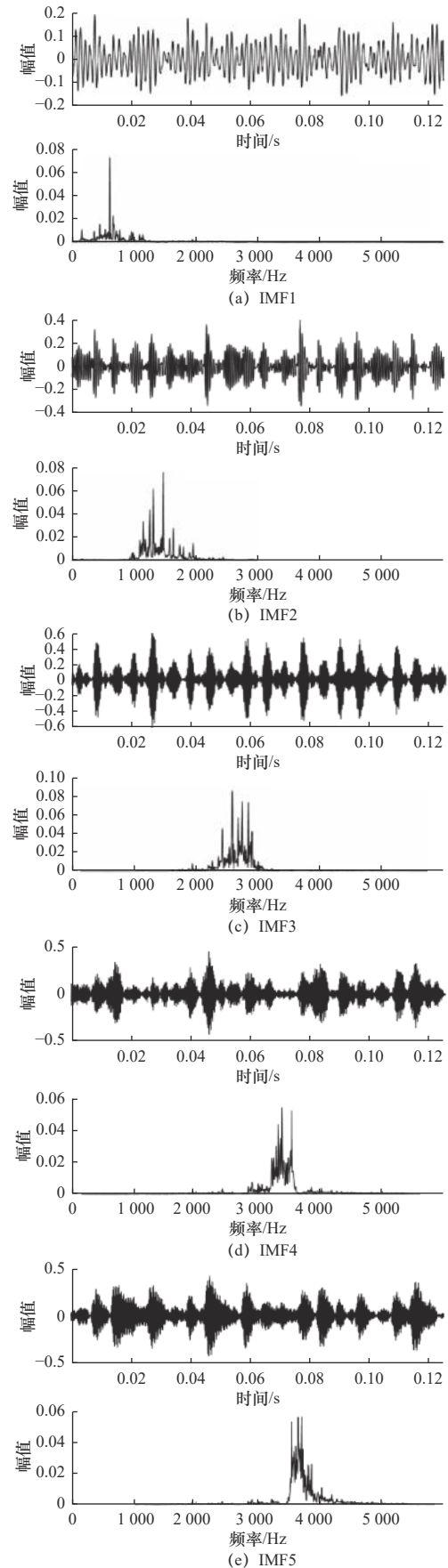


图4 SABO-VMD分解结果时频图

表 3 局部最小包络熵和峭度值

分量	包络熵	峭度值
IMF1	7.268 4	2.846 7
IMF2	7.180 2	3.415 3
IMF3	6.642 3	24.962 3
IMF4	7.000 2	6.916 5
IMF5	6.691 2	11.058 5

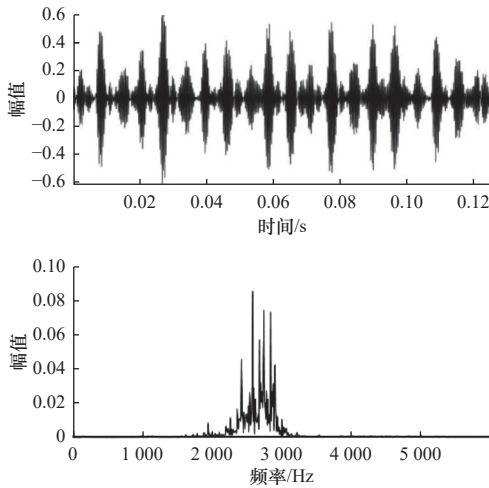


图 5 最佳信号分量时域信号及频谱图

2.3 基于 SABO 优化 VMD-WTD-SVM 的滚动轴承故障诊断

本文选取支持向量机 (SVM) 对故障信息进行诊断。每种状态共 30 组样本, 随机选取 24 组样本作为训练集, 6 组样本作为测试集。将每种状态下的特征向量输入到 SVM 中进行故障识别, 分类结果如图 6 所示。从该混淆矩阵中可以明显得出, 对于第 1 种类型, 正确预测出 27 组样本, 有 3 组样本被错误地预测为第 6 种类型, 准确率为 90%。同理, 对于第 6 种类型, 正确预测出 29 组样本, 有 1 组样本被错误地预测为第 8 种类型, 准确率为 96.67%。因此, 综合可得准确率可达到 98.67%。

3 方法对比

为更全面地凸显本文所提出的基于 SABO 优化 VMD-WTD-SVM 的滚动轴承故障诊断模型的优越性, 主要从不同群智能优化算法对 VMD 参数选择的优化效果、不同特征提取方法对故障特征的诊断效果两方面进行对比分析, 从而体现 SABO 优化算法在 VMD 参数寻优中的优越性以及 VMD-WTD-SVM 方法在故障诊断方面的优越性。

准确率: 98.67%

真实故障类别	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	90.00% 27	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	10.00% 3	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0
2	0.00% 0	100.00% 30	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0
3	0.00% 0	0.00% 0	100.00% 30	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0
4	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	100.00% 30	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0
5	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	100.00% 30	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0
6	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	96.67% 29	0.00% 0	3.33% 1	0.00% 0	0.00% 0
7	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	100.00% 30	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0
8	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	100.00% 30	0.00% 0	0.00% 0
9	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	100.00% 30	0.00% 0
10	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	100.00% 30

图 6 基于 SABO 优化 VMD-WTD-SVM 的故障诊断结果

3.1 不同群智能优化算法对 VMD 参数选择的优化效果对比

为验证减法平均优化器 (SABO) 在 VMD 参数寻优方面的优越性, 本节主要将减法平均优化器 (SABO) 与灰狼优化算法 (GWO)、粒子群优化算法 (PSO)、 Harris 鹰优化算法 (HHO) 这 3 种不同优化算法在 VMD 参数寻优过程中的收敛速度及达到最佳适应度值进行对比。如图 7 所示, SABO 算法和 GWO 算法分别第 2 次和第 3 次迭代时熵值达到最小, 其收敛速度较快, 但 GWO 达到的最小包络熵值略大于 SABO, 存在收敛精度较低的问题; HHO 算法的收敛精度较高, 但收敛速度较慢; SABO 算法区别于其他 3 种算法最显著的优势即收敛速度快, 在第二次迭代时熵值达到最小, 且全局适应度值最小。结果表明, SABO 算法在优化 VMD 参数选择过程时较其他几种智能优化算法更理想。

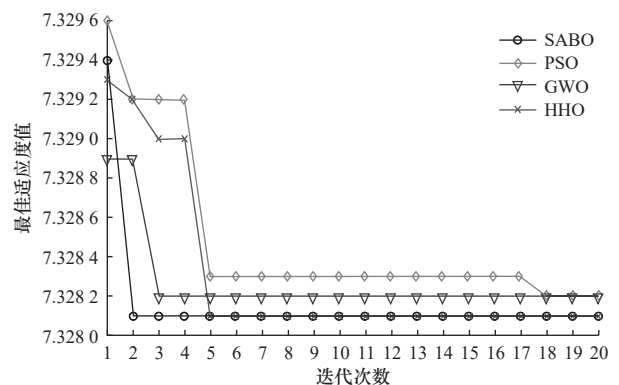


图 7 不同群智能优化算法对 VMD 参数优化效果对比图

3.2 不同特征提取方法对故障特征的诊断效果对比

为验证 VMD-WTD-SVM 特征提取方法在故障诊断方面的优势, 本节将此方法与 EEMD-SVM、

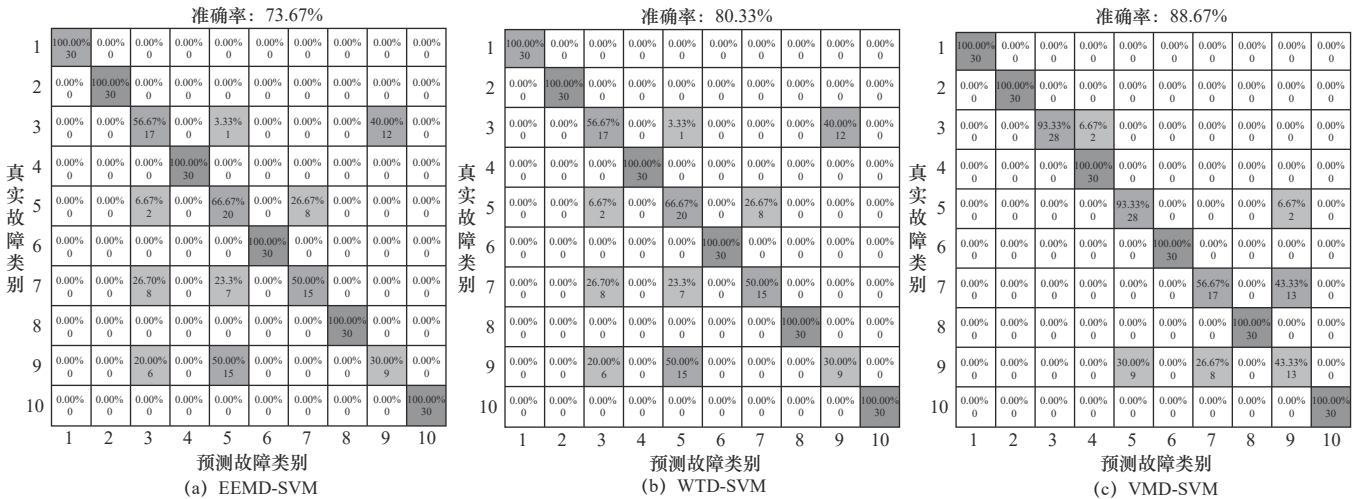


图 8 不同故障诊断方法的诊断结果图

WTD-SVM 和 VMD-SVM (为保证变量唯一, VMD-SVM 中所选择的关键参数 (K, α) 与此方法所选用的参数相同) 这 3 种特征提取方法的故障诊断准确率进行对比。为避免运算的偶然性, 每种实验方法结果均取运行 20 次后的平均值, 诊断结果如图 8 所示。

根据表 4 总结的各方法准确率的差异, 可得 EEMD-SVM、WTD-SVM、VMD-SVM 对于故障诊断的准确率分别为 73.67%、80.33% 和 88.67%, 均低于本文所提出的 VMD-WTD-SVM 方法的准确率。故采用本文提出的 VMD-WTD-SVM 方法在轴承故障诊断上具有一定的可行性和优越性, 在工程应用上具有良好的实际意义。

表 4 不同故障诊断方法准确率对比

故障诊断方法	EEMD-SVM	WTD-SVM	VMD-SVM
准确率/(%)	73.67	80.33	88.67

4 结语

通过实验及对比, 证明本文所提出的基于 SABO 优化 VMD-WTD-SVM 算法用于轴承故障诊断时表现优异, 准确率较高, 能够迅速诊断出轴承故障, 对于解决轴承早期故障信号弱、故障诊断结果不准确等问题具有重要意义。

(1) 本文使用 SABO 优化 VMD 中关键参数的选择过程。与 GWO 算法、PSO 算法、HHO 算法对比, 结果表明该算法较为简便且准确率较高, SABO 收敛速度更快, 收敛精度高, 并未陷入局部最优解。

(2) 将 VMD 与 WTD 相结合, 提出一种新的故障特征提取方法。结果表明本方法对故障信号的

处理能力较强, 可以极大地提取不同类型故障的特征, 有利于提高后续对故障特征分类诊断的学习能力和准确度。

(3) 通过对不同故障类型的特征向量的学习, 使用 SVM 对提取出的故障特征进行诊断。将不同的优化算法和不同的故障诊断方法结果进行对比, 发现本文所提出的 SABO 优化 VMD-WTD-SVM 滚动轴承故障诊断模型准确率为 98.67%, 而其他类似的故障诊断方法的准确率均低于此。故该方法在轴承故障诊断上具有一定的可行性和优越性, 具有较高的工程应用意义。

参 考 文 献

- [1]Huang N E, Shen Z, Long S R, 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: 903-995.
- [2]Wang G F, Deng P, Zhang F Q, et al. Noise reduction of the transient electromagnetic weak signal under strong noise based on power detection of EMD[J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 110-116: 1606-1612.
- [3]Wu Z H, Huang N. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1: 1-41.
- [4]Yeh J R, Shieh J S, Huang N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2: 135-156.
- [5]Torres M E, Colominas M A, Schlotthauer G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2011 : 4144-4147.
- [6]Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [7]谢小正, 王晋, 赵荣珍, 等. 基于小波包能量熵和 GWO-SVM 的滚动轴承故障诊断 [J]. 兰州理工大学学报, 2022, 48(5): 59-64.

(下转第 47 页)

减小了 15.67%。

另外,比较表 7 和表 8 发现,轴承径向游隙分别为 0、0.016 6、0.027、0.037 4 和 0.05 mm 时,轴承 2 比轴承 1 的修正参考额定寿命分别增加 -36.40%、-1.73%、47.70%、142.21% 和 395.14%。因此,从实际应用的角度出发,综合考虑轴承 1 和轴承 2 的寿命,建议尽量保证轴承的工作径向游隙在 0.027~0.037 4 mm;这样轴承 1 的修正参考额定寿命在 5 267 800~5 413 100 h,轴承 2 的修正参考额定寿命在 7 780 700~13 111 000 h。

3 结语

通过以上分析可以得到如下结论:

(1) 径向游隙直接影响轴承的内部载荷分布、最大接触应力、滚道当量动载荷和寿命修正系数,对内圈相对外圈倾斜量也产生一定的影响,从而影响 ISO/TS 16281:2008 修正参考额定寿命。

(2) 轴承型号和制造质量、载荷条件、润滑条件和可靠度相同时,存在一个相对最优的径向游隙;当载荷条件不同时,相应的最优径向游隙不同。

(3) 本文的具体条件下,轴承 1 和轴承 2 承受的载荷不同,因此,轴承 1 和轴承 2 相对最优径向游隙不同。轴承 1 相对最优的径向游隙为 0.037 4 mm,此时的修正参考额定寿命最长,比径向游隙为 0 mm 的修正参考额定寿命增加了约 246.68%;轴承 2 相对最优的径向游隙为 0.05 mm,此时的修正参考额定寿命最长比径向游隙为 0 mm 的增加了约 2 113.20%。

从实际应用角度出发,综合考虑轴承 1 和轴承 2 的寿命,建议尽量保证轴承的工作径向游隙在 0.027~0.037 4 mm;这样轴承 1 的修正参考额定寿命在 5 267 800~5 413 100 h,轴承 2 的修正参考额

定寿命在 7 780 700~13 111 000 h,从而轴系轴承寿命较长,且轴承 2 比轴承 1 的修正参考额定寿命分别长 136.88%~290.14%。

参 考 文 献

- [1] Harris T A, Kotzalas M N. 滚动轴承分析(原书第 5 版):第一卷轴承技术的基本概念[M].北京:机械工业出版社,2009.
- [2] 孙春一,金世哲.考虑径向游隙的滚动轴承修正额定寿命计算[J].润滑与密封,2012,10(10):99-101.
- [3] 燕晓慧,李继庆,袁茹.内外圈相对倾斜对圆柱滚子轴承承载能力的影响分析[J].机械科学与技术,1996,15(1):101-104,80.
- [4] 白晓波,吉晓民,郭磊.内外圈轴线相对倾斜时的滚针轴承载荷分布研究[J].机械强度,2014,36(2):216-221.
- [5] 许凯,郭玉飞,吕海霆,等.内、外圈相对倾斜对圆柱滚子轴承负荷和接触应力的影响[J].大连交通大学学报,2023,6(12):41-46.
- [6] 汪久根,徐鹤琴.深沟球轴承内部载荷序列与寿命计算[J].机械工程学报,2017,53(15):131-140.
- [7] 王志阳,王文元,周红梅,等.一种任意可靠度的修正滚动轴承寿命系数直接计算方法[J].河南理工大学学报(理工版),2020,11(6):94-99.
- [8] 李其宸,赵礼辉,付道琪.向心球轴承载荷分布分析及寿命计算[J].农业装备与车辆工程,2021,1(1):148-152.
- [9] 王斌.单级单吸悬臂离心泵轴承使用寿命计算分析报告[J].中国设备工程,2022(10):117-120.
- [10] 耿民,赵鹏宇,李晓阳,等.动车组牵引电机轴承游隙测试及其寿命分析[J].机车电传动,2022(4):166-171.
- [11] 杨永良,李淑欣,等.轴承游隙与残余应力对轴承疲劳寿命的影响[J].宁波大学学报(理工版),2023,5(5):1-7.
- [12] Rolling bearings-Dynamic load ratings and rating life: INTERNATIONAL STANDARD ISO 281:2007(E)[S].Switzerland:Second edition,2007.
- [13] Rolling bearings-Methods for calculating the modified reference rating life for universally loaded bearings: DRAFT FOR DEVELOPMENT DD ISO/TS 16281:2008[S].Switzerland:First edition,2008.

第一作者/通信作者:吕海霆,男,1979年生,硕士,教授,主要从事机械传动的研究,发表第一作者论文 15 篇。E-mail:77757837@qq.com

(编辑 高扬)

(收修改稿日期:2023-04-15)

文章编号:20240707

如果您想发表对本文的看法,请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。

(上接第 39 页)

- [8] Zhang Y, Wu Y H, Li L M, et al. A hybrid energy storage system strategy for smoothing photovoltaic power fluctuation based on improved HHO-VMD[J]. International Journal of Photoenergy, 2023, 2023: 9633843.
- [9] 唐贵基,王晓龙.参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J].西安交通大学学报,2015,49(5):73-81.
- [10] Trojovský P, Dehghani M. Subtraction-average-based optimizer: a new swarm-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. Biomimetics, 2023, 8(2): 8020149.
- [11] Vapnik V N. Statistical learning theory[J]. Adaptive and Learning

Systems for Signal Processing Communications and Control, 1998: 61112307.

第一作者/通信作者:逯帆,女,2003年生,学士,研究方向为机械信号诊断。E-mail:1061768825@qq.com

(编辑 曲书瑶)

(收修改稿日期:2024-03-15)

文章编号:20240706

如果您想发表对本文的看法,请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。