

张楠,章涛,张和茂,等.基于改进麻雀寻优算法优化FMD的滚动轴承复合故障诊断方法[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2026,45(3):359-367.DOI:10.11956/j.issn.1008-0562.20250556
ZHANG Nan,ZHANG Tao,ZHANG Hemao,et al.A compound fault diagnosis method for rolling bearings based on feature mode decomposition optimized by improved sparrow algorithm[J].Journal of Liaoning Technical University (Natural Science),2026,45(3): 359-367.DOI:10.11956/j.issn.1008-0562.20250556

基于改进麻雀寻优算法优化FMD的滚动轴承复合故障诊断方法

张楠¹, 章涛², 张和茂¹, 李妍姝¹

(1. 山西大同大学 机电工程学院, 山西 大同 037009; 2. 山西大同大学 煤炭工程学院, 山西 大同 037009)

摘 要: 针对特征模态分解(FMD)在滚动轴承复合故障诊断中参数难以自适应确定的问题,提出一种基于改进麻雀寻优算法(IMSSA)优化FMD的滚动轴承复合故障诊断方法。通过引入正余弦策略、自适应权重参数及非线性因子,提升算法全局搜索能力及收敛速度;以最小包络熵作为目标函数,利用IMSSA对FMD的模态分量和滤波器长度进行自适应寻优,获取最优参数组合,增强FMD对复合故障特征的提取能力。结合ANSYS仿真结果与XJTU-SY实测数据集开展验证。结果表明:该方法能够精准识别复合故障特征频率,在寻优效率和故障成分凸显度上均优于传统方法。研究结论为滚动轴承复合故障的高效诊断提供参考。

关键词: 滚动轴承; 参数自适应优化; 复合故障; 特征模态分解; 改进麻雀寻优算法

中图分类号:TH133.3

文献标志码:A

文章编号:1008-0562(2026)03-0359-09

A compound fault diagnosis method for rolling bearings based on feature mode decomposition optimized by improved sparrow algorithm

ZHANG Nan¹, ZHANG Tao², ZHANG Hemao¹, LI Yanshu¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Shanxi Datong University, Datong 037009, China;

2. School of Coal Engineering, Shanxi Datong University, Datong 037009, China)

Abstract: Aiming at the problem that the parameters of feature mode decomposition (FMD) are difficult to determine adaptively in the compound fault diagnosis of rolling bearings, this study proposes a compound fault diagnosis method of rolling bearings based on FMD optimized by improved sparrow optimization algorithm (IMSSA) is proposed. By introducing sine and cosine strategy, adaptive weight parameters and nonlinear factors, the global search ability and convergence speed of the algorithm are improved. Taking the minimum envelope entropy as the objective function, IMSSA is used to adaptively optimize the modal component and filter length of FMD to obtain the optimal parameter combination and enhance the ability of FMD to extract composite fault features. The method is validated using ANSYS simulation results alongside the XJTU-SY measured dataset. The results show that this method can accurately identify the characteristic frequency of composite faults, and is superior to the traditional method in optimization efficiency and fault component salience. The research conclusions provide a reference for the efficient diagnosis of composite faults of rolling bearings.

Keywords: rolling bearing; parameter adaptive optimization; compound fault; characteristic mode decomposition; improved sparrow optimization algorithm

0 引言

滚动轴承是旋转机械设备的关键部件,广泛

应用于各类工业装备中^[1],在承受较大载荷冲击时,其滚道及滚珠容易产生磨损、凹坑、剥落等典型损伤,相较于单一故障工况,复合故障信号

收稿日期:2025-12-17 修回日期:2026-02-04 接受日期:2026-02-27 责任编辑:张雯

基金项目:山西省基础 Research 计划(202403021222263);山西大同大学研究生学术与实践创新项目(25SJCX13);大同市应用基础研究项目(2025081)

作者简介:张楠(1981-),男,山西大同人,硕士,教授,主要从事机械故障诊断方面的研究。E-mail:17756287939@163.com

的时域幅值波动剧烈,频域成分更复杂。因此高效精准提取复合故障特征已成为轴承故障诊断领域中的关键问题。

当前,滚动轴承故障诊断技术多聚焦于单一故障场景,难以有效应对复合故障的诊断需求^[2]。经验模态分解^[3](empirical mode decomposition, EMD)、集合经验模态分解^[4](ensemble empirical mode decomposition, EEMD)虽可自适应地将叠加信号分解为一组正交的本征模态函数,实现多成分信号的分离,但是存在包络误差、模态混叠和端点效应等问题^[5]。变分模态分解^[6](variational mode decomposition, VMD)通过构建变分模型并求解最优解,实现模态分量的精准提取,为滚动轴承复合故障的特征提取提供可靠的技术路径。但VMD仍存在以下不足:分解性能高度依赖滤波形状和带宽选择;故障信号的脉冲性和周期性特性,导致不同模态分量难以完全分离。针对上述方法的局限性,文献[7]提出特征模态分解(feature mode decomposition, FMD),通过设计自适应有限长单位脉冲响应滤波器组(finite impulse response, FIR),直接在时域中实现模态分离,分离过程充分考虑信号的脉冲性和周期性,无需设定故障周期作为先验知识。此外,该方法结合相关峭度,使得模态分量分离更彻底。

虽然FMD相较于VMD更具自适应性,但在实际应用中仍需要确定关键参数,如滤波长度、分解层数等。为解决参数优化问题,相关研究多采用智能优化算法对模型参数进行寻优,如粒子群优化算法(PSO)^[8-9]、灰狼优化算法(GWO)^[10-11]、麻雀寻优算法(SSA)^[12-13]、鲸鱼优化算法(WOA)^[14-15]等。

基于上述研究,提出一种改进麻雀寻优算法优化FMD的滚动轴承复合故障诊断方法,并以最小包络熵作为适应度函数。基于ANSYS平台构建轴承动力学模型,获取复合故障数据,引入XJTU-SY轴承故障数据集,解决故障样本不平衡问题。该方法通过改进麻雀寻优算法提升寻优效率,利用特征模态分解实现故障信号的深度分离。

1 故障特征提取原理与方法

1.1 特征模态分解基本原理

通过设计自适应FIR滤波器组,实现多分量故障信号的模态分离,其核心原理如下。

(1) 汉宁窗初始化

利用汉宁窗初始化FIR滤波器系数,构建包含 K 个滤波器的自适应滤波器组,将原始信号频谱划

为 K 个互不重叠的子频率。

$$\begin{cases} f_{\text{low}} = kf_s/2K \\ f_{\text{up}} = (k+1)f_s/2K \end{cases} \quad (1)$$

式中: f_{up} 、 f_{low} 分别为第 k 个滤波器的上、下截止频率; k 为滤波器序号, $k=0,1,2,\dots,K-1$; f_s 为原始信号采样频率。

(2) FIR滤波组迭代优化

为使分解模态最大限度保留原信号中的周期性冲击特征,FMD以最大相关峭度为目标函数迭代更新滤波器组系数,数学模型为

$$\begin{cases} \arg \max_{\{f_k(n)\}} K_M(u_k) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M u_k(n-mT_s) \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N u_k^2(n) \right)^{M+1}}, \\ \text{s.t. } u_k(n) = \sum_{l=1}^L f_k(l)x(n-l+1) \end{cases} \quad (2)$$

式中: T_s 为样本信号周期; N 为信号采样长度; n 为采样点序号; m 为移位数; M 为最大位移数; $f_k(l)$ 为第 k 个滤波器系数; L 为滤波器长度; x 为样本信号; $K_M(u_k)$ 为最大移位数的相关峭度; $u_k(n)$ 为第 k 个分解模式,可以表示为

$$\begin{cases} u_k = Xf_k \\ u_k = (u_k(1) \ u_k(2) \ \cdots \ u_k(N-L+1))^T \\ X = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(L) \\ x(2) & x(3) & \cdots & x(L+1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(N-L+1) & x(N-L+2) & \cdots & x(N) \end{bmatrix} \\ f_k = (f_k(1) \ f_k(2) \ \cdots \ f_k(L))^T \end{cases} \quad (3)$$

式中: u_k 为模态分量列向量; X 为信号构造矩阵; f_k 为滤波器系数列向量。

(3) 模态分量筛选准则

为了避免模态混叠和冗余,FMD采用相关系数矩阵联合峭度实现模态有效筛选。任意两模态分量 $u_p(n)$ 与 $u_q(n)$ 的相关系数定义为

$$C_{pq} = \frac{\sum_{n=1}^N [u_p(n) - \bar{u}_p][u_q(n) - \bar{u}_q]}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (u_p(n) - \bar{u}_p)^2} \sqrt{\sum_{n=1}^N (u_q(n) - \bar{u}_q)^2}}, \quad (4)$$

式中, $\bar{u}_q$ 、 $\bar{u}_p$ 分别为模态分量 $u_p(n)$ 、 $u_q(n)$ 的均值。

L 和 K 对FMD分解性能有直接影响,引入智能优化算法对 L 、 K 进行全局寻优,依据适应度函

数收敛特性确定最优参数组合。

1.2 基于最小包络熵的适应度函数构建

包络熵作为衡量信号稀疏性、有序性的有效指标,能够精准反映信号中周期性冲击成分的显著程度。对于分解后的模态分量,噪声成分越多,包络熵值越低;能量集中于故障特征频率处,包络熵值最小。相较于峭度指标,包络熵对周期性冲击更敏感,稳定性更强。因此选取最小包络熵作为适应度函数。包络谱第 λ 个频率点幅值占比为

$$p_\lambda = \frac{a(\lambda)}{\sum_{\mu=1}^N a(\mu)}, \quad (5)$$

式中, $a(\lambda)$ 、 $a(\mu)$ 为对应频率点包络幅值。

包络熵表达式为

$$E_p = - \sum_{\lambda=1}^N p_\lambda \ln(p_\lambda). \quad (6)$$

1.3 基于改进麻雀寻优算法的FMD参数优化

(1) 改进麻雀寻优算法原理

麻雀寻优算法^[16]是一种群体智能优化算法,针对传统麻雀寻优算法易陷入局部最优,迭代后期收敛速率偏低等问题,引入自适应权重策略 w 、自适应非线性因子 a 及正余弦策略,进行算法改进。自适应权重策略 w 动态调节全局探索与局部开发权重,迭代初期赋予较大权重以强化全局搜索能力,避免算法陷入局部最优解;迭代后期逐步减小权重以聚焦局部精细化搜索,提升算法收敛精度。 a 在算法前期增强搜索多样性,扩大解空间覆盖范围,在后期压缩步长,加速向最优解收敛,解决线性调节方式适应性不足的问题。正余弦策略构建搜索更新机制,通过模拟正余弦曲线的升降变化引导搜索个体完成全局遍历与局部挖掘,进一步增强算法的全局寻优能力,规避局部最优陷阱。自适应权重策略和非线性因子计算式为

$$w = w_s \cdot (w_s - w_e) \frac{\tau_{\max} - \tau}{\tau_{\max}}, \quad (7)$$

$$a = \frac{e^{\frac{i}{\tau_{\max} - 1}} - 1}{e - 1}, \quad (8)$$

式(7)、式(8)中: w_s 为初始权重; w_e 为终止权重; τ 为迭代次数; $\tau_{\max}$ 为最大迭代次数。

改进后的发现者位置更新式为

$$\mathbf{X}_{ij}^{\text{new}} = \begin{cases} a\mathbf{X}_{ij} + r_1 V \cdot \mathbf{O}(1, j) \cos r_2 & R_2 > S \\ w\mathbf{X}_{ij} \exp\left(-\frac{i}{V(1) \cdot \tau_{\max}}\right) + r_1(r_3 \mathbf{G}_{\text{best}} - \mathbf{X}_{ij}) \sin r_2 & R_2 \leq S \end{cases}, \quad (9)$$

式中: $\mathbf{X}_{ij}^{\text{new}}$ 为第 i 个发现者在 j 维度更新后的位置; $\mathbf{X}_{ij}$ 为第 i 个发现者在 j 维度的当前位置; r_1 为随迭代次数递减的调节系数; r_2 、 r_3 为随机角度参数; V 为服从正态分布的随机数; $\mathbf{O}(1, j)$ 为维度为 $1 \times j$ 的单位行向量; $V(1)$ 为改进后在 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机标量; $\mathbf{G}_{\text{best}}$ 为全局最优位置; R_2 、 S 分别为预警值和预警阈值。

改进后加入者位置更新式为

$$\mathbf{Y}_{ij}^{\text{new}} = \begin{cases} wV \exp\left(\frac{\mathbf{G}_{\text{worst}} - \mathbf{Y}_{ij}}{i^2}\right) + r_1(\mathbf{Y}_{ij} - \mathbf{G}_{\text{worst}}) \sin r_2 & i > \frac{h-P}{2} + P \\ a\mathbf{Y}_{\text{best}} + r_1|\mathbf{Y}_{ij} - \mathbf{G}_{\text{best}}|A' \cos r_2 & i \leq \frac{h-P}{2} + P \end{cases}, \quad (10)$$

式中: $\mathbf{G}_{\text{worst}}$ 为当前全局最差位置; A' 为元素值随机取 ± 1 的方向向量; h 、 P 分别为种群数量、发现者数量; $\mathbf{Y}_{ij}$ 为第 i 个加入者在 j 维度的位置。

警戒者的位置更新式为

$$\mathbf{Z}_{ij}^{\text{new}} = \begin{cases} w\mathbf{G}_{\text{best}} + r_1 V |\mathbf{Z}_{ij} - \mathbf{G}_{\text{best}}| \sin r_2 & f_i > f_{\text{best}} \\ a\mathbf{Z}_{ij} + r_1 H \frac{|\mathbf{Z}_{ij} - \mathbf{G}_{\text{worst}}|}{f_i - f_{\text{worst}} + 10^{-8}} \cos r_2 & f_i = f_{\text{best}} \end{cases}, \quad (11)$$

式中: f_{worst} 、 f_{best} 分别为当前种群最差个体适应度和最优个体适应度; f_i 为第 i 个警戒者的适应度; H 为随机扰动系数; $\mathbf{Z}_{ij}$ 为第 i 个警戒者在 j 维度的当前位置。

(2) 算法性能测试

为评估改进麻雀寻优算法(IMSSA)的寻优性能,选取原始麻雀寻优算法、灰狼优化算法、鲸鱼优化算法作为对比算法,在 F_1 (单峰)、 F_9 (多峰)经典基准测试函数上开展对比实验。其中, F_9 用于评估算法的全局搜索能力; F_1 用于评估算法局部收敛速度、精度和基础寻优效率,能够作为评估寻优算法基础能力的基准。测试函数表达式为

$$\begin{cases} F_1 = \sum_{d=1}^D x_d^2 \\ F_9 = AD + \sum_{d=1}^D [x_d^2 - A \cos(2\pi x_i)] \end{cases}, \quad (12)$$

式中: D 为变量维度; $A=10$; x_d 为第 d 个决策变量。

实验参数设置:迭代次数、种群数量、运行次数、维度分别为1 000、30、30、30。迭代过程中适应度变化见图1,其中 G 为适应度。

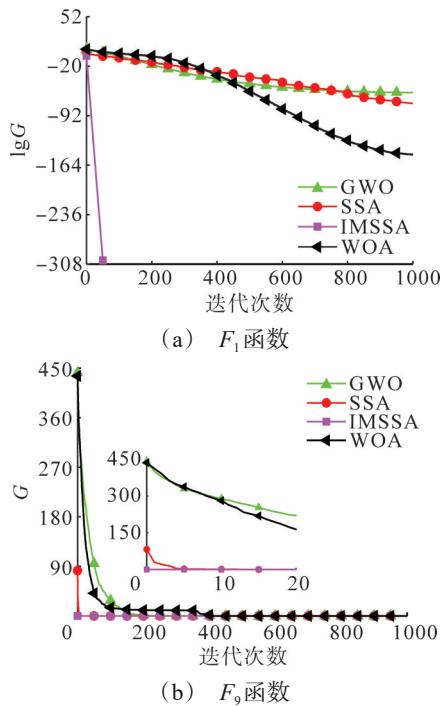


图1 适应度变化

Fig.1 adaptability change

由图1可知,相较于其他传统算法,IMSSA能以更少迭代次数收敛至全局最优值0,全局寻优能力、局部收敛速度、精度及基础寻优效率更优^[17]。

1.4 轴承复合故障信号诊断流程

本文提出的滚动轴承复合故障诊断方法流程图见图2,具体计算步骤如下。

步骤1 数据准备。选取轴承仿真模型产生的复合故障数据,结合西安交通大学的滚动轴承加速寿命试验数据集,构建多元复合故障样本集。

步骤2 适应度函数构建。选择最小包络熵作为寻优算法中的适应度函数。

步骤3 参数初始化与搜索空间设定。设置参数: $h=30$, $\tau_{\max}=20$ 。设定FMD关键参数: $L \in [5, 50]$, $K \in [2, 10]$ 。

步骤4 执行IMSSA算法,寻找最优FMD分解参数。以最小包络熵进行调控,收敛后输出最优参数组合。

步骤5 以最优参数对原始故障信号进行FMD分解,得到各阶模态分量,基于峭度准则筛选最优模态分量,峭度计算式为

$$K_t = \frac{\frac{1}{N} \sum_{c=1}^N (y_c - \bar{y})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{c=1}^N (y_c - \bar{y})^2 \right]^2}, \quad (13)$$

式中: y_c 为信号在第 c 个时刻的瞬时幅值; $\bar{y}$ 为信

号的算术平均值。

步骤6 故障诊断。对最优模态分量进行包络谱分析,对比包络谱幅值相对较大处的频率和故障特征频率^[18],以此确定轴承的故障状态,完成轴承复合故障诊断。

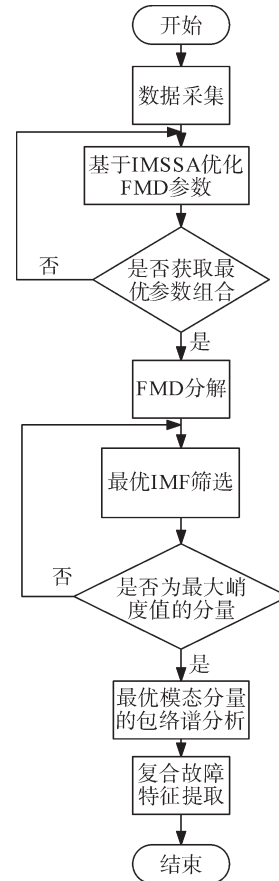


图2 复合故障诊断流程

Fig.2 composite fault diagnosis process

2 仿真数据集构建与分析

工程实际中,滚动轴承复合故障样本稀缺、采集成本高且难复现,难以支持算法验证。基于ANSYS平台构建轴承动力学模型,可生成多维度故障样本,且能够精准控制故障类型与工况参数,为算法验证提供可靠数据支撑。

2.1 复合故障有限元仿真模型构建

(1) 三维模型建立

建立6205深沟球轴承的三维模型,采用多区域划分和自动划分相结合的网格策略。内外圈、滚动体、保持架均采用六面体单元网格划分,滚动体区域进行网格细化。轴承的单元平均质量为0.82,雅可比比率(角节点)为0.98,雅可比比率(高斯点)为0.97,网格质量满足仿真要求。

故障凹坑形态与尺寸参考文献[19]设置:轴承

外圈故障采用矩形凹坑(长0.5 mm、宽0.2 mm、深0.1 mm),模拟轴承摩擦、磨损及制造误差造成的表面损伤;滚动体故障采用椭圆形凹坑(长轴0.2 mm、短轴0.1 mm、深度0.1 mm),相较于圆形凹坑,椭圆形凹坑更贴近实际故障状态,能够复现复杂故障区域应力分布,增强对振动信号特性的影响。故障轴承有限元模型见图3。

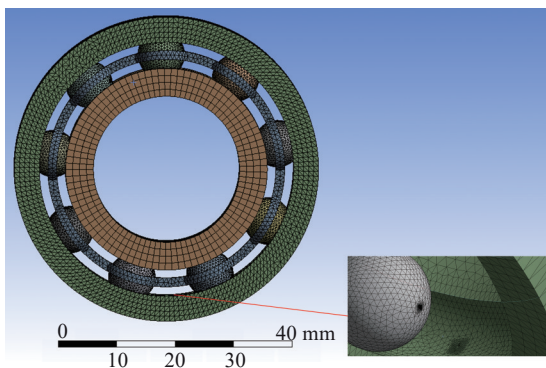


图3 复合故障轴承有限元模型

Fig.3 finite element model of composite fault bearing

(2) 仿真工况及应力分析

设仿真时间为80 ms,径向力 F_r 为1 000 N,转速为2 000 r/min,滚动体与内外圈接触面的接触摩擦系数为0.1,保持架与滚动体的接触摩擦系数为0.01。滚动轴承故障区域等效应力见图4,故障区域出现显著应力集中现象,其原因是轴承故障导致载荷传递路径被强制中断或扭曲,引发应力分布异常重构,有效接触面积骤减使接触压力呈几何级增加。

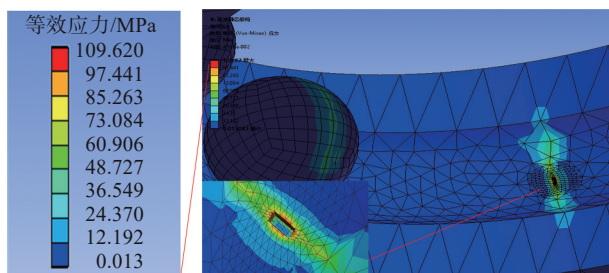


图4 滚动轴承故障区域等效应力

Fig.4 equivalent stress of rolling bearing fault area

(3) 仿真模型验证

为验证仿真模型精度,对比滚动体与内滚道接触点线速度的仿真结果与理论计算结果。接触点线速度为

$$v_i = \frac{\pi N_i d_m}{60} \left(1 - \frac{D_1}{d_m} \cos \beta \right), \quad (14)$$

式中: N_i 为内圈转速; d_m 为轴承节圆直径; D_1 为滚动体直径; β 为接触角。

不同转速工况下, v_i 的仿真结果与理论计算结果对比见表1。仿真值与理论值较接近,模型精度满足要求,可用于复合故障诊断分析。

表1 v_i 的仿真结果与理论计算结果对比
Tab.1 comparison between simulation results and theoretical calculation results of v_i

$N_i/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	$v_i/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$		精确度/%
	仿真值	理论值	
2 000	3.48	3.28	94.2
4 000	6.40	6.18	96.7

2.2 复合故障数据集生成及其特征分析

(1) 仿真信号生成

基于前述建立的轴承力学仿真模型,在 $N_i=2\,000\text{ r/min}$, $F_r=1\,000\text{ N}$ 工况下开展仿真实验,共采集976组振动数据,加速度原始时域信号见图5。该信号振幅呈周期性变化,信号中存在大量冲击脉冲,这是轴承局部故障的典型表现,且随着时间推移,振幅逐渐增大,表明轴承损伤程度加深,故障能量持续累积。

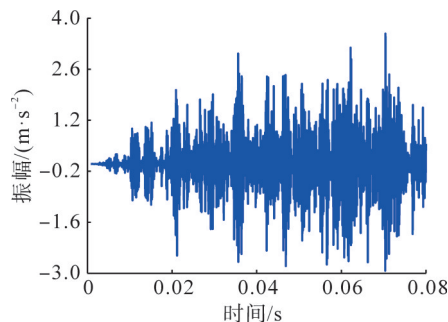


图5 原始时域信号

Fig.5 original time domain signal

(2) 仿真信号特征分析

选取仿真信号中20~80 ms区间的稳定故障数据进行包络谱分析,结果见图6。

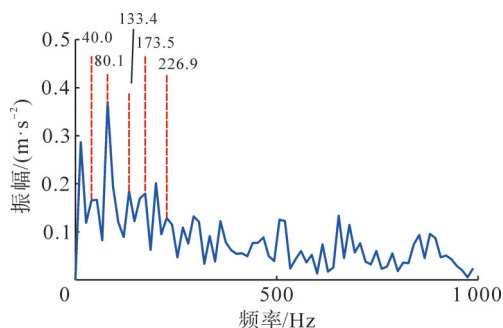


图6 原始信号的包络谱分析结果

Fig.6 result of envelope spectrum analysis of the original signal

依据文献[20]提出的轴承故障特征频率计算方法,计算得到6205深沟球轴承在2 000 r/min运行

工况下的理论特征参数: 转频为 33.33 Hz, 外圈故障特征频率为 119.50 Hz, 内圈故障特征频率为 180.50 Hz, 滚动体故障特征频率为 78.50 Hz。由图 6 可知, 受多种因素干扰, 原始信号包络谱中转频、外圈故障特征频率与理论值相差过大, 只通过单一包络谱分析不能完全提取复合故障特征, 鉴于此, 采用所提方法进行故障特征提取。基于 IMSSA 优化得到 FMD 最优参数 $K=10$ 、 $L=40$, 迭代收敛曲线见图 7。将优化参数导入 FMD, 计算各模态分量 IMF 的峭度值 (见图 8)。基于最大峭度原则筛选最优模态分量并进行包络谱分析, 结果见图 9。

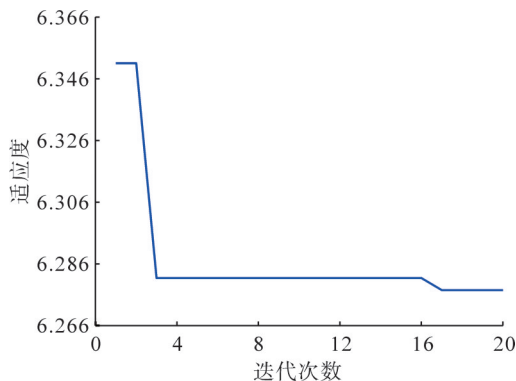


图 7 仿真信号迭代收敛曲线

Fig.7 simulation signal iterative convergence curve

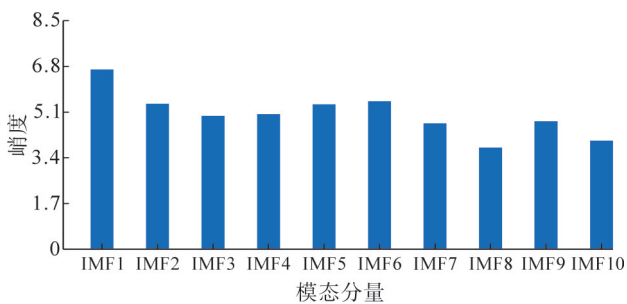


图 8 仿真信号各模态峭度

Fig.8 kurtosis of each mode of the simulated signal

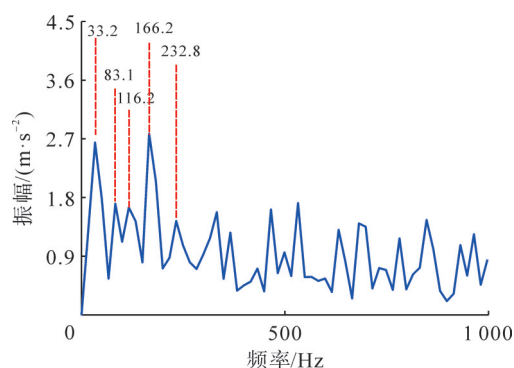


图 9 分解信号的包络谱

Fig.9 envelope spectrum of decomposed signal

由图 9 可知, 转频和故障特征频率及倍频数据与理论值吻合, 峭度由原来的 2.73 提升至 6.04, 故障振动信号冲击成分增强, 表明所提方法能够精准提取复合故障特征。

3 实验信号分析

仿真数据虽已验证所提方法的有效性, 但数据量有限, 且未充分模拟实际工业场景中的复杂干扰工况, 不足以支撑工程适用性验证。因此, 选取西安交通大学的滚动轴承加速度寿命试验数据集开展实测数据验证。

3.1 实验平台与数据选取

实验平台由交流电动机、电动机转速控制器、转轴、支撑轴承、液压加载系统和测试轴承等组成^[20], 试验轴承为 LDK UER204 滚动轴承, 实验装置见图 10。

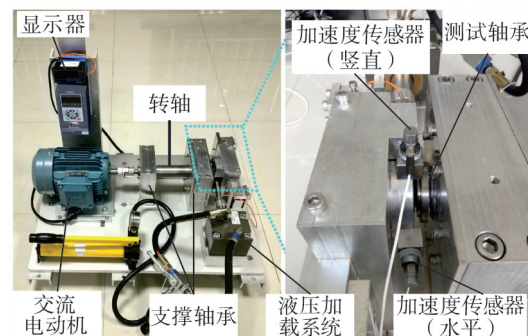


图 10 实验装置

Fig.10 experimental setup

选取内外圈复合故障数据集 Bearing1-5 作为分析对象。工况参数如下: 轴承转速 $n=2\ 100$ r/min, 径向载荷 $F_r=12$ kN。为降低计算成本, 截取其中 8 000 个故障数据点进行分析, 原始故障信号时域波形见图 11。

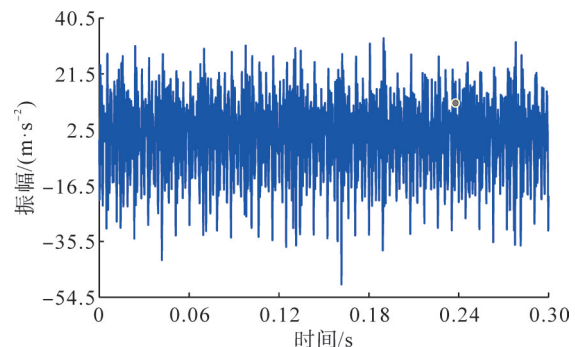


图 11 故障时域信号

Fig.11 fault time domain signal

3.2 实验信号特征分析

对原始信号进行包络谱分析(图12),该轴承理论特征频率如下:转频为35.00 Hz,外圈故障特征频率为107.91 Hz,内圈故障特征频率为172.09 Hz。将理论值与图12所示实验信号包络峰值进行对比,结果表明内圈故障特征峰值不突出。采用本文方法处理信号,基于IMSSA算法优化FMD关键参数,得到最优参数 $K=10$ 、 $L=9$,迭代收敛曲线见图13。将最优参数导入FMD分解信号,各模式分量峭度值见图14。对最佳分量进行包络谱分析,结果见图15。

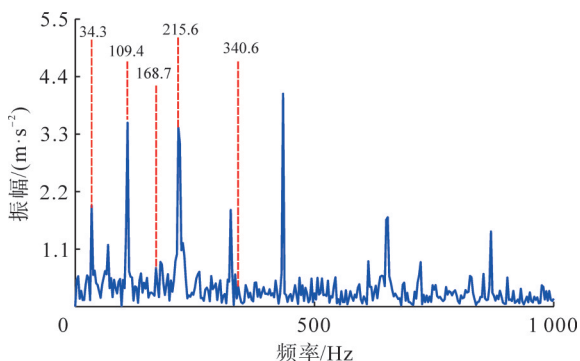


图12 实验信号包络谱分析结果

Fig.12 result of experimental signal envelope spectrum analysis

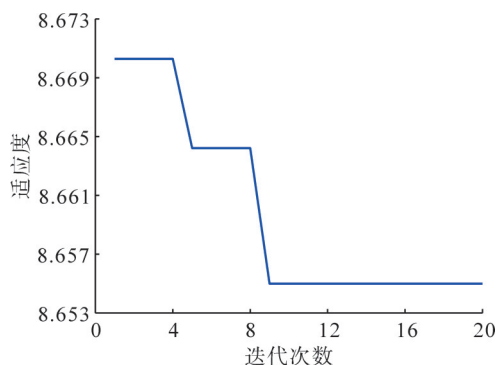


图13 复合故障迭代收敛曲线

Fig.13 composite fault iteration convergence curve

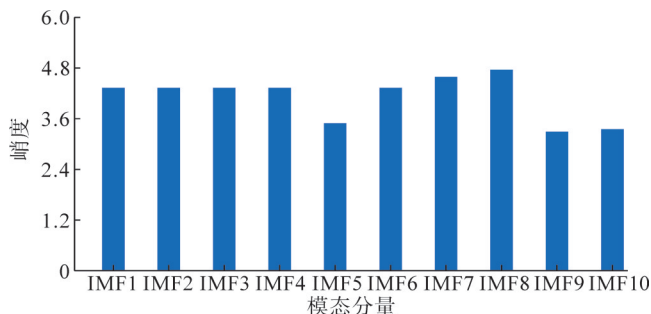


图14 实验信号各模式峭度

Fig.14 kurtosis of each mode of the experimental signals

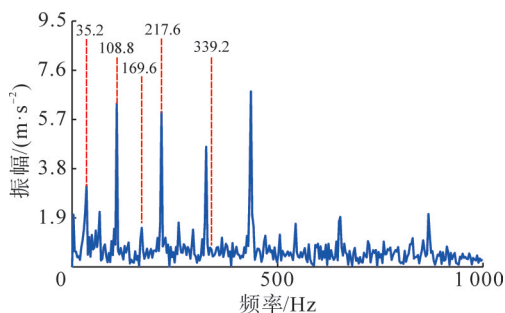


图15 最优模态分量包络谱分析结果

Fig.15 optimal modal component envelope spectrum analysis results

由图15可知,转频及内外故障特征频率清晰可辨,且更接近理论计算值,相较于原始包络谱,故障特征峰更明显,提取效果更优。

3.3 对比分析

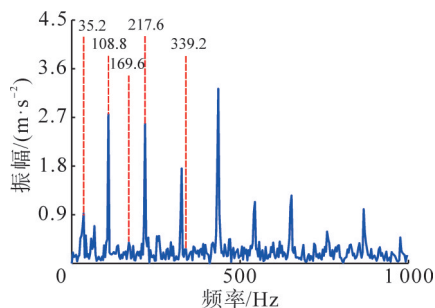
(1) 寻优算法对比

选取IMSSA、GWO、SSA、WOA四种算法优化FMD参数。以运行时间、平均故障特征提取精度(内、外圈故障特征提取精度的平均值)、最小包络熵值和峭度为评价指标。算法对比结果见表2,包络分析见图16。

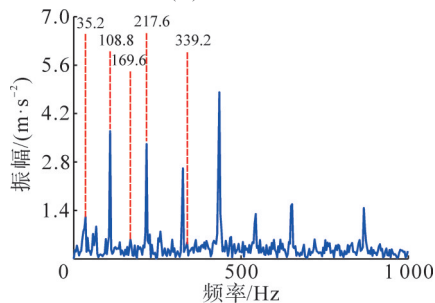
表2 不同寻优算法对比结果

Tab.2 comparison results of different optimization algorithms

算法	运行时间/s	平均故障特征提取精度/%	包络熵值	峭度
GWO	280.08	98.8	8.761	5.30
SSA	277.67	98.8	8.752	5.22
WOA	270.70	99.3	8.752	5.94
IMSSA	180.05	98.8	8.655	5.47



(a) GWO



(b) SSA

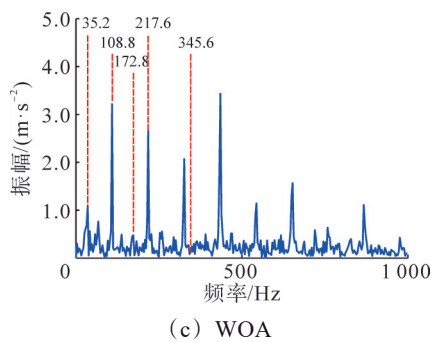


图 16 不同寻优算法包络分析对比

Fig.16 comparison of different optimization algorithms

由图 15、图 16 和表 2 可知, 4 种算法均能实现 FMD 算法最优参数组合的寻优, IMSSA 寻优效率最高。IMSSA 寻优时间最短 (180.05 s), 包络熵值最小 (8.655), 综合性能优于其他算法, 可高效找到最优参数组合, 提升故障特征提取能力。

(2) 分解方法对比

选取 FMD、VMD、EMD、EEMD 四种分解方法处理实验信号, 以最优模态分量的峭度值作为评价指标, 对比结果见图 17。

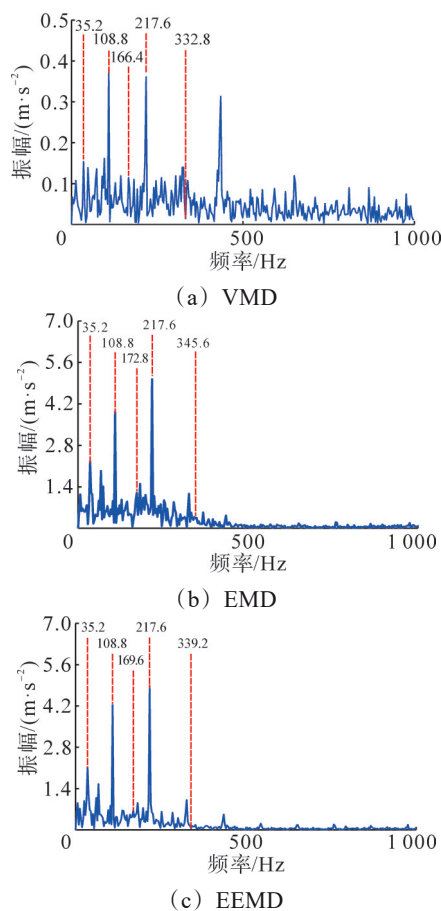


图 17 不同分解方法包络谱分析结果对比

Fig.17 comparison of envelope spectrum analysis results using different decomposition methods

EMD、EEMD 提取的故障特征频率集中于 500 Hz 以内, 多倍频故障特征成分基本不可见, VMD 提取的故障特征信号被其他干扰信号掩盖。4 种分解方法的最优模态分量峭度值分别为 FMD (5.47)、VMD (4.77)、EMD (2.46)、EEMD (2.36)。FMD 的峭度值最大, 表明其分解后信号的故障冲击特征最显著, 同时其包络谱中故障特征成分更清晰, 分解效果优于其他对比方法。

4 结论

提出一种基于改进麻雀寻优算法 (IMSSA) 优化 FMD 的滚动轴承复合故障诊断方法, 通过仿真信号与实测信号的多维度验证, 得出以下结论。

(1) 相较于 SSA、GWO、WOA 等算法, 所提算法有效增强了全局探索能力及局部寻优能力, 能够高效且精准地寻优得到 FMD 最佳参数组合, 即最佳模态分解数 K 及滤波器长度 L 。

(2) 基于轴承动力学模型生成的仿真故障数据, 可有效复现实际故障轴承的运转规律。

(3) 寻优算法和信号分解方法两个层面的对比实验表明: FMD 方法分解后的包络谱峭度较 VMD 提升 12.8%, 复合故障特征频率的辨识度明显提升, 分解效果优于 VMD、EMD、EEMD 等传统方法。

参考文献(References):

- [1] 杨春雪. 基于振动信号的滚动轴承复合故障特征提取研究[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2024: 1-10.
- [2] 甄冬, 孙赫明, 冯国金, 等. 基于包络谱语义构建的零样本滚动轴承复合故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2024, 43(14): 189-200, 283.
ZHEN Dong, SUN Heming, FENG Guojin, et al. Zero-shot rolling bearing compound fault diagnosis method based on envelope spectrum semantic construction [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(14): 189-200, 283.
- [3] 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 of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [4] 李翠省, 廖英英, 刘永强. 基于 EEMD 和参数自适应 VMD 的高速列车轮对轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(1): 68-77.
LI Cuixing, LIAO Yingying, LIU Yongqiang. Fault diagnosis of wheelset bearing of high-speed train based on EEMD and parameter adaptive VMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(1): 68-77.

- [5] 王进花,胡佳伟,曹洁,等.基于自适应变分模态分解和集成极限学习机的滚动轴承多故障诊断[J].吉林大学学报(工学版),2022,52(2):318-328.
- WANG Jinhua, HU Jiawei, CAO Jie, et al. Multi-fault diagnosis of rolling bearing based on adaptive variational modal decomposition and integrated extreme learning machine[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(2): 318-328.
- [6] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [7] MIAO Y H, ZHANG B Y, LI C H, et al. Feature mode decomposition: new decomposition theory for rotating machinery fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(2): 1949-1960.
- [8] LOURARI A W, EL YOUSFI B, BENKEDJOUH T, et al. Enhancing bearing and gear fault diagnosis: a VMD-PSO approach with multisensory signal integration[J]. Journal of Vibration and Control, 2025, 31(19/20): 4098-4112.
- [9] LIU R J, WANG X R, SU C W, et al. Bearing fault diagnosis method based on variational mode decomposition optimized by CS-PSO[J]. Journal of Vibration and Control, 2024, 30(5/6): 973-987.
- [10] LIU G X, YANG W, MA Y H. Fault diagnosis of electric drill turntable bearings based on CNCEEMDAN and DE-GWO-LSSVM[J]. Engineering Research Express, 2025, 7(3): 035299.
- [11] JIN Z Z, HE D Q, WEI Z X. Intelligent fault diagnosis of train axle box bearing based on parameter optimization VMD and improved DBN[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 110: 104713.
- [12] 刘敏,杨俊杰,赵雪.改进VMD和改进Elman的地铁列车滚动轴承故障诊断[J].机械设计与制造,2025(5):207-212.
- LIU Min, YANG Junjie, ZHAO Xue. Improving VMD and Elman for fault diagnosis of rolling bearings in subway trains[J]. Machinery Design & Manufacture, 2025(5): 207-212.
- [13] WANG X K, LI J H, JING Z, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on SSA-VMD and RCMDE[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 30637.
- [14] XIAO S H, HOU J Q, KHAN M J, et al. A cross-modal fault diagnosis method for bearings integrating IWOA-VMD, reverse Mel spectrum, and parallel average integration neural network[J]. Measurement, 2026, 269: 120716.
- [15] WANG Y P, ZHANG S, CAO R F, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on the WOA-VMD and the GAT[J]. Entropy, 2023, 25(6): 889.
- [16] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [17] 卓然,王未卿.混沌映射与动态学习的自适应樽海鞘群算法[J].计算机工程与设计,2021,42(7):1963-1972.
- ZHUO Ran, WANG Weiqing. Self-adaptive salp swarm algorithm with chaotic mapping and dynamic learning[J]. Computer Engineering and Design, 2021, 42(7): 1963-1972.
- [18] 施亦非,黄宇峰,王锋,等.基于参数优化特征模态分解的强背景噪声下滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2024,43(21):107-115.
- SHI Yifei, HUANG Yufeng, WANG Feng, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under strong background noise based on POFMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(21): 107-115.
- [19] 倪文钧,张长.基于ANSYS和VMD的轴承复合故障特性研究[J].清华大学学报(自然科学版),2025,65(2):364-375.
- NI Wenjun, ZHANG Chang. Research on composite failure characteristics of bearings based on ANSYS and VMD[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2025, 65(2): 364-375.
- [20] 雷亚国,韩天宇,王彪,等.XJTU-SY滚动轴承加速寿命试验数据集解读[J].机械工程学报,2019,55(16):1-6.
- LEI Yaguo, HAN Tianyu, WANG Biao, et al. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: a tutorial[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16): 1-6.