

基于改进共振稀疏分解的滚动轴承早期故障特征提取方法

孙梦 高丙朋 程静

(新疆大学电气工程学院, 乌鲁木齐 830017)

摘要: 针对滚动轴承发生早期故障时其故障特征微弱,复杂运行环境下的故障特征容易被噪声淹没的问题,提出了基于改进的人工大猩猩部队(Improved Artificial Gorilla Troops Optimizer, IGTO)算法、优化共振稀疏分解(Resonance-based Sparse Signal Decomposition, RSSD)、多参数与稀疏最大谐波噪声比解卷积(Sparse Maximum Harmonics-to-noise-ratio Deconvolution, SMHD)方法相结合的早期故障诊断方法。首先,以低共振分量的平方包络谱相关峭度(Squared Envelope Spectral Correlated Kurtosis, SE-SCK)负值为目标函数,利用IGTO同时优化RSSD的品质因子 Q 、权重系数 λ 和拉格朗日乘子 μ ,实现小波基函数和耗散函数的最优匹配,以获得富含故障信息的最优低共振分量;其次,将其输入SMHD进行滤波处理;最后,进行包络谱分析提取故障特征。算法对比试验表明,IGTO算法寻优性能显著提高;仿真和XJTU-SY轴承全寿命周期故障信号试验结果表明,所提方法更能有效地提取滚动轴承早期微弱故障特征。

关键词: 改进的人工大猩猩部队算法; 共振稀疏分解; 平方包络谱相关峭度; 稀疏最大谐波噪声比解卷积; 早期故障诊断

中图分类号: TH133.3 DOI: 10.16579/j.issn.1001.9669.2025.06.003

0 引言

随着社会机械化的不断发展,旋转设备广泛地应用于人们的生产生活中。滚动轴承作为旋转设备中最重要的部件之一,经常在可变载荷的恶劣环境中工作,抗冲击能力较弱,因此轴承也是机器设备中最容易发生故障的部件之一^[1-3]。早期故障信号本身强度弱且具有强噪声背景,如果不能被及时检测出来,可能会产生不可估量的后果。振动信号检测技术是使用最广泛也是最有效的检测技术之一^[4]。为此,学者在选择合适的振动信号处理方法来提取故障特征频率方面做了大量努力,如小波变换^[5]、共振解调^[6]及Hilbert变换等许多故障诊断的理论方法被相继提出,并且逐渐应用于轴承的故障诊断^[7]。

优化共振稀疏分解(Resonance-based Sparse Signal Decomposition, RSSD)是SELESNICK^[8]提出的一种非线性信号分解方法。该方法主要是通过选取合适的品质因子 Q ,进行可调因子小波变换(Tunable Q -Factor Wavelet Transformation, TQWT)生成相应的小波基函数库,然后通过形态分量分析(Morphological Component Analysis, MCA),针对不同共振属性分量进行稀疏分离,从而突破了传统滤波器基于频带划分的限

制。根据真实振动信号的特性来选择 Q 值,在不同场合应用方面更加灵活。陈向民等^[9]率先将RSSD引入机械故障诊断领域。但是RSSD的品质因子 Q 依靠人为选择,主观性较大,对最终诊断结果的提升效果非常有限。针对这一问题,黄文涛等^[10]对RSSD中的品质因子用遗传算法寻优,用于行星齿轮箱的复合故障诊断。该方法实现了分解的自适应性,可有效提取出故障信息,但利用智能优化算法仅优化双品质因子不能发挥其全局寻优能力。对此,张守京等^[11]提出一种利用人工鱼群算法自适应选择双品质因子 Q 和分解层数 J 来建立与故障特征相符的最优小波基,可以最大限度地保留有效故障信息,结合解卷积技术,可精确实现轴承复合故障诊断。但以上三者均未综合考虑权重系数 λ 和拉格朗日乘子 μ 对分解效果的影响。虽然RSSD在故障诊断方面表现优异,但该方法的最优分解参数无法自适应选择的这一缺点,限制了RSSD的实用性。曹亚磊等^[12]对故障信号利用辛几何模态分解(Symmetric Geometric Mode Decomposition, SGMD)预处理,能较好地保存故障特征信息,与多点最优最小熵解卷积调整(Multipoint Optimal Minimum Entropy Deconvolution Adjusted, MOMEDA)方法结合提高信噪比、增强故障特征。魏晓鹏等^[13]采用完全自

收稿日期: 2023-09-08 修回日期: 2023-11-30

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFB1506902); 新疆维吾尔自治区高校基本科研业务费科研项目(XJEDU2023P025)

作者简介: 孙梦,女,1999年生,山东菏泽人,硕士研究生; 主要研究方向为机械故障诊断与信号处理; E-mail:2947017914@qq.com。

高丙朋(通信作者),男,1979年生,山东临沂人,硕士,副教授,硕士研究生导师; 主要研究方向为智能故障检测与诊断; E-mail:xjugaobp@xju.edu.cn。

引用格式: 孙梦,高丙朋,程静. 基于改进共振稀疏分解的滚动轴承早期故障特征提取方法[J]. 机械强度,2025,47(6):17-26.

GAO Bingpeng, CHENG Jing. A feature extraction method based on improved resonance sparse decomposition for early faults in rolling bearings[J]. Journal of Mechanical Strength, 2025, 47(6): 17-26.

适应噪声集合经验模态分解方法将微弱故障振动信号分解为若干信号分量,然后基于峭度指标和相关系数对这些分量筛选重构,最后利用灰狼算法优化的最大相关峭度反卷积(Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution, MCKD)滤噪并增强微弱故障特征,实现微弱故障特征提取。由于解卷积的方法对增强故障脉冲方面有显著优势,MIAO等^[14]提出了多参数与稀疏最大谐波噪声比解卷积(Sparse Maximum Harmonics-to-noise-ratio Deconvolution, SMHD),采用一种新的指标谐波噪声比(Harmonics-to-Noise-Ratio, HNR),滤波器以最大化HNR来估计周期,提取噪声中潜在的周期性脉冲故障信号。

本文利用改进的人工大猩猩部队(Improved Artificial Gorilla Troops Optimizer, IGTO)算法自适应优

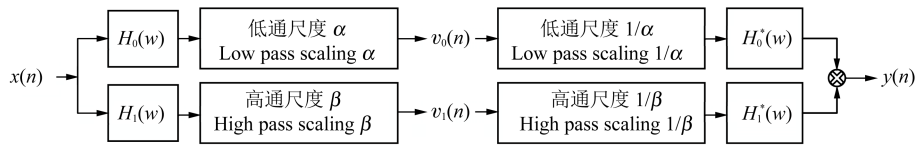


图 1 双通道分解和合成滤波器组

Fig. 1 Dual channel decomposition and synthesized filter banks

低通尺度因子 α 和高通尺度因子 β 由式(1)得到:

$$\begin{cases} \beta = \frac{2}{Q+1} \\ \alpha = 1 - \frac{\beta}{r} \\ \text{s.t. } 0 < \alpha < 1, 0 < \beta < 1, \alpha + \beta > 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中, r 为冗余因子。当品质因子 Q 确定时,TQWT将获得相同振荡行为的小波基函数。经过TQWT,分别得到了两种品质因子 Q_1 和 Q_2 的小波基函数库 S_1 、 S_2 ,可以将这一类信号 y 表示为

$$y = \mathbf{W}_1 S_1 + \mathbf{W}_2 S_2 + n \quad (2)$$

式中, \mathbf{W}_1 、 \mathbf{W}_2 为变换系数矩阵; n 为残余分量。为了分离信号中不同共振属性的成分,找到了表示信号 y 稀疏程度的函数,即利用MCA建立稀疏分解目标函数 J ,选择合适的权重系数 λ_1 、 λ_2 。

$J(\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2) =$

$$\|x - S_1 \mathbf{W}_1 - S_2 \mathbf{W}_2\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{W}_1\|_1 + \lambda_2 \|\mathbf{W}_2\|_1 \quad (3)$$

采用分裂增广拉格朗日收缩算法(Split Augmented Lagrangian Shrinkage Algorithm, SALS)对式(3)进行迭代计算,当目标函数 J 最小时,对应的高、低品质因子变换系数分别为 \mathbf{W}_1^* 和 \mathbf{W}_2^* ,则分离的高、低共振分量的近似值分别为 $\hat{x}_1 = S_1 \mathbf{W}_1^*$ 和 $\hat{x}_2 = S_2 \mathbf{W}_2^*$ 。

1.2 IGTO算法

人工大猩猩部队优化(Artificial Gorilla Troops Optimizer, GTO)算法是2021年提出的群智能优化算

化RSSD的品质因子 Q 、权重系数 λ 和拉格朗日乘子 μ ,以分解得到的低共振分量的平方包络谱相关峭度(Squared Envelope Spectral Correlated Kurtosis, SE-SCK)^[15]的负值为评价指标;对分解后的最优低共振分量使用SMHD技术进行滤波处理;最后,对其进行包络谱分析,以获取故障频率,并通过仿真信号和XJTU-SY数据集的试验,对该方法的有效性进行了验证。

1 IGTO-RSSD-SMHD 滚动轴承故障诊断方法

1.1 RSSD理论

TQWT经图1所示的双通道分解和合成滤波器组实现信号的分解与重构,得到不同共振属性的基函数库。其中, $H_0(w)$ 和 $H_1(w)$ 分别为低通、高通滤波器。

法^[16]。该算法在实际应用方面取得较好的效果,但GTO算法存在收敛速度慢、容易陷入局部最优的问题。为进一步提高GTO算法的性能,引入多种策略改进GTO算法。

1.2.1 基于Tent映射的种群初始化

针对GTO算法种群分布不均等问题,本文选用具有随机性、遍历性和初值敏感性的Tent初始化GTO算法种群,以增强初始化种群的均匀性,为

$$x_i = (X_{ub} - X_{lb})x_{n+1} + X_{lb} \quad (4)$$

式中, x_i 为映射后的大猩猩个体; X_{ub} 、 X_{lb} 分别为解空间的上、下界; x_{n+1} 为对应个体的Tent映射表达式。

1.2.2 基于新型非线性权重探索阶段的改进

在探索阶段,引入了新型非线性权重。在大猩猩部队探索阶段前期权重因子较大,搜索范围大有利于全局搜索;搜索中期权重因子变化较快利于算法的收敛;搜索后期权重因子较小,局部搜索能力增强。加入的新型非线性权重 C 、 K 的表达式为

$$\begin{cases} C = F[(A_1 - A_2)/(1 + e^{(20/t_{\max}) - 10}) + \sigma N_{\text{betarnd}}] \\ K = (1 + \sqrt{\frac{t}{t_{\max}}})^{10} \end{cases} \quad (5)$$

式中, A_1 、 A_2 分别为初始值和最终值; t 、 t_{\max} 分别为当前迭代次数和最大迭代次数; σ 为收敛调整因子,取值为0.1; N_{betarnd} 为随机数发生器betarnd产生的随机数,其范围为 $[t, t_{\max}]$ 。每次迭代既能避免大猩猩之间的位置冲突,也可以更好地平衡探索与开发,提高了全局和

局部的寻优能力。

1.2.3 基于 Lévy flight 开发阶段的改进

随着迭代次数的增加,大猩猩收敛到一个位置后停滞不前,陷入局部最优。开发阶段引入 Lévy flight,既加快了算法收敛,又能跳出局部最优解,扩大搜索能力。Lévy flight 策略如下:

$$\alpha \oplus \text{Levi}(\delta) \sim 0.01 \frac{u}{|v|^{-\beta}} [X(t) - X_{\alpha}(t)] \quad (6)$$

式中, δ 为 $[0, 2]$ 内的随机数; u 、 v 为正态分布随机数; $X(t)$ 为当前位置; $X_{\alpha}(t)$ 为最优位置。

1.2.4 IGTO 算法与其他算法的对比试验

为验证不同智能算法对 RSSD 性能的影响,本文分别使用鲸鱼 (Whale Optimization Algorithm, WOA) 算法、北方苍鹰优化 (Northern Goshawk Optimization, NGO) 算法、蜣螂优化 (Dung Beetle Optimizer, DBO) 算法、GTO 及 IGTO 进行对比试验,同时将 SE-SCK 的负值作为目标函数来优化 RSSD 的权重系数、双品质因子和拉格朗日乘子。图 2 所示为以上 5 种算法优化 RSSD 多参数的收敛性曲线。

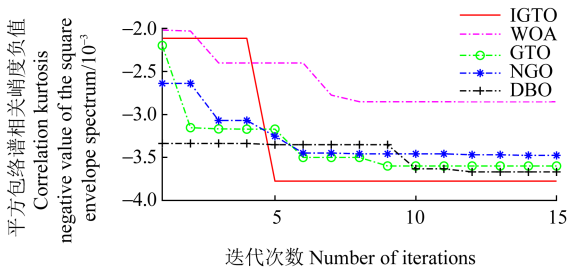


图 2 对比试验收敛曲线

Fig. 2 Convergence curves of comparative tests

由图 2 可知,对比不同算法,本文提出的 IGTO 算法在最少的迭代次数下获得了最优值且计算效率高,充分发挥了 RSSD 的优势,满足工业过程中的故障诊断快速性的要求。

1.3 IGTO-RSSD 方法

在 RSSD 中,品质因子 Q 决定小波的振荡波形即共振属性,SALSA 中的权重系数 λ 与拉格朗日乘子 μ 的比值为耗散函数在迭代计算最小值时选取的阈值指标 T 。过大的阈值可能会将富含故障信息的信号剔除,导致提取的故障特征微弱。选择合适的拉格朗日乘子 μ 对分解效果有重要影响;冗余因子 r 和分解级数 J 只决定 RSSD 的频率范围。而品质因子和权重系数均直接对 RSSD 结果有决定性影响^[17]。分解级数 J 由信号的长度 N 确定。当冗余因子 r 选择在 3.0~4.0 时,信号中的高、低共振分量可以有效分离,本文选择 $r_1 = r_2 = 3.5$ 。经以上分析,品质因子 Q 、权重系数 λ 和拉格朗日乘子 μ 是 RSSD 的关键参数。平方包络谱即瞬

时能量波动信号的频谱,呈现周期性,符合实际振动信号中瞬时冲击的 2 阶循环平稳特性。计算 SE-SCK 的负值并作为评价指标,表示为

$$-I_{\text{SE-SCK}} = -(h-l) \frac{\sum_{f=0}^{h-l} [S_{\text{SES}\bar{x}}(f)S_{\text{SES}\bar{x}}(f+\gamma)]^2}{[\sum_{f=0}^{h-l} S_{\text{SES}\bar{x}}(f)^2]^2} \quad (7)$$

式中, h 、 l 分别为带通滤波器上、下截止频率; $S_{\text{SES}\bar{x}}(\cdot)$ 为平方包络谱; γ 为故障特征频率。当振动信号故障特征频率越多时, $I_{\text{SE-SCK}}$ 负值越小,反之越大。

1.4 SMHD 方法

SMHD 以评价信号周期性程度的 HNR 为目标函数, HNR 表达式为

$$R_{\text{HNR}} = \frac{r'_x(\tau_{\max})}{1 - r'_x(\tau_{\max})} = \frac{r_H(0)}{r_x(0) - r_H(0)} = \frac{\int x(t)x(t+T_0)dt}{\int x^2(t)dt - \int x(t)x(t+T_0)dt} \quad (8)$$

式中, τ_{\max} 为局部极值滞后; $r'_x(\tau_{\max})$ 为谐波强度; $r_H(0)$ 为周期分量的自相关函数; $r_x(0)$ 为全局最大值; $x(t)$ 为平稳信号; T_0 为周期。对于低频段的故障频率, SMHD 可以有效地提取出这些频率,因为它们相对较稳定,更容易被分析和识别。然而,受信号的快速变化和噪声的影响, SMHD 难以准确提取高频段的故障频率数据^[18]。

1.5 IGTO-RSSD-SMHD 轴承故障诊断流程

本文提出使用 IGTO 对 RSSD 多参数进行寻优,以下简称该方法为 IGTO-RSSD; IGTO 以 SE-SCK 的负值为优化指标实现对 RSSD 多参数的自适应优化,建立与故障特征相符的最优小波基,保留了有效的故障信息,起到初步降噪的作用。SMHD 利用稀疏信号包络的 HNR 计算故障频率,根据滤波信号的峭度更新稀疏阈值,稀疏阈值能进一步抑制噪声,有增强故障特征的作用。结合两者的优点从而达到去噪和增强早期微弱故障特征的目的。图 3 为基于 IGTO-RSSD 与 SMHD 的轴承故障诊断流程图,具体过程如下:

1) 设置 IGTO 种群大小 N_{pop} 、寻优维度 d_{dim} 和迭代次数 t_{max} 及控制参数 p 、 ϕ 、 w 。设置待优化参数 Q 、 λ 和 μ 的取值范围。

2) 基于 Tent 映射的种群初始化,随机选择大猩猩初始位置,根据位置信息进行 RSSD,将 SE-SCK 的负值作为目标函数。

3) 探索阶段。选择改进探索阶段的更新表达式,计算相应的目标函数值,该阶段产生的最优个体视为银背大猩猩 Silverback,即最优解。

4)开发阶段。当 $C \geq w$ 时,继续跟随银背大猩猩;当 $C < w$ 时,银背大猩猩 Silverback 变弱衰老,种群开始竞争成年雌性,如果新的目标函数值小于之前的,则取而代之,反之则保留。

5)重复步骤2)~步骤4),达到最大迭代次数时停止,输出最优多参数值;执行最优参数组合的信号RSSD,将最优低共振分量输入SMHD后进行包络谱分析,提取故障特征频率。

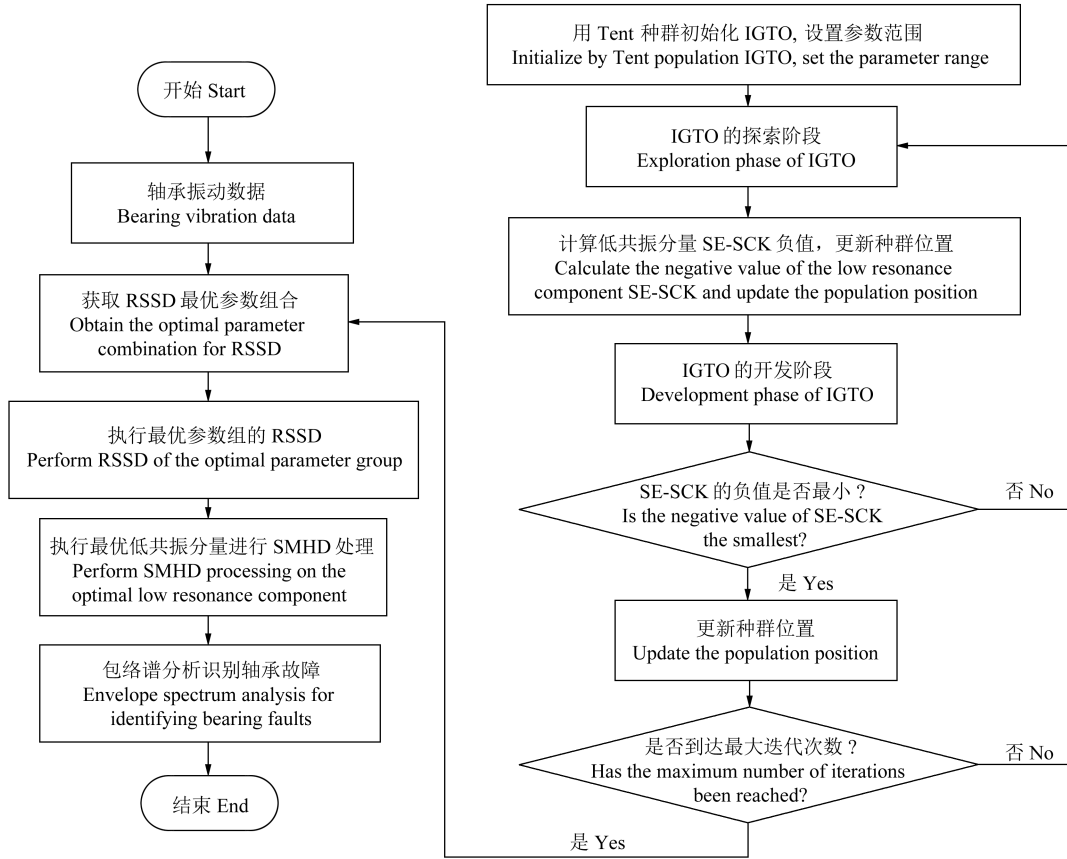


图3 IGTO-RSSD-SMHD 轴承故障诊断流程图

Fig. 3 Flow chart of IGTO-RSSD-SMHD bearing fault diagnosis

2 仿真研究

建立式(9)所示的故障仿真信号以验证 IGTO-RSSD-SMHD 轴承故障诊断方法提取故障冲击响应的有效性。

$$\begin{cases} s(t) = s_1(t) + s_2(t) + n(t) \\ s_1(t) = Ae^{-ct} \cos(2400\pi t) f(t) \\ s_2(t) = [1 + \cos(2\pi f_1 t)] \sin(2\pi f_2 t) \end{cases} \quad (9)$$

故障仿真信号 $s(t)$ 由模拟的滚动轴承外圈故障信号 $s_1(t)$ 和正弦叠加信号 $s_2(t)$ 组成。式(9)中,采样频率为8000 Hz,采样点为8192个; $n(t)$ 为在振动信号中加入的噪声信号以模拟出现实故障场景; $f(t)$ 为周期冲击信号,其特征频率为64 Hz; A 为周期性脉冲的幅值,取值为5; c 为幅值衰减系数,取值为800; f_1 为调制频率,取值为50 Hz; f_2 为载波频率,取值为600 Hz。 $s(t)$ 的时域波形如图4所示。时域波形受噪声的干扰严重,使得轴承的故障信息完全被淹没,从而无法识

别出故障特征频率。

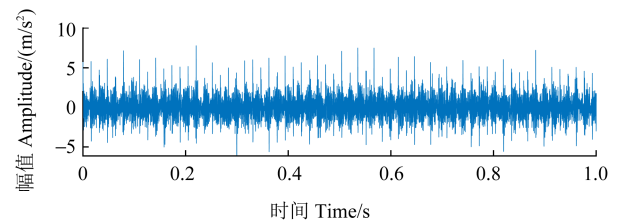


图4 仿真信号时域波形

Fig. 4 Time-domain waveform of the simulation signal

采用本文所提方法将图4所示的仿真信号分别输入GTO-RSSD和IGTO-RSSD,以SE-SCK的负值为目标函数进行RSSD的多参数迭代寻优。为避免计算机资源的浪费,设置15次全局迭代,迭代曲线如图5所示。GTO在寻优RSSD多参数时,迭代9次收敛到最优值,运行时间为516.37 s,SE-SCK负值为 -3.5×10^{-3} ;IGTO迭代5次收敛到最优值,运行时间为323.12 s,SE-SCK负值为 -3.8×10^{-3} 。IGTO寻优收敛速度明显快于GTO,且计算效率高,充分发挥了RSSD的优势。

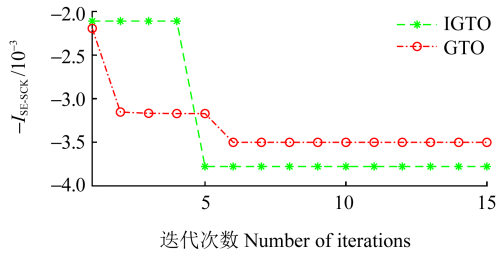


图 5 多参数寻优曲线

Fig. 5 Multi-parameter optimization curves

分别采用信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为 RSSD 去噪效果的评价指标,如表 1 所示。经 IGTO-RSSD 处理的仿真信号的 RMSE 值最小,且 SNR 高于 GTO-RSSD 和传统 RSSD 方法的,说明经 IGTO-RSSD 处理的仿真信号中的噪声最少,信号质量最高。

表 1 仿真信号的 SNR 和 RMSE

Tab. 1 SNR and RMSE of simulated signals

方法 Method	SNR/dB	RMSE/(m/s ²)
IGTO-RSSD	16.38	0.22
GTO-RSSD	4.71	0.82
传统 RSSD Traditional RSSD	3.10	1.00

得到对应 IGTO-RSSD 最优分解参数组合,即 $Q_1 = 5.9$ 、 $Q_2 = 2.3$ 、 $\lambda_1 = 0.41$ 、 $\lambda_2 = 0.2$ 、 $\mu = 0.51$,分解结果如图 6 所示。RSSD 将模拟信号分解为高、低共振分量。图 6(a)所示为高共振分量,含有较多噪声;图 6(b)所示为低共振分量,富含故障冲击成分。为使最优低共振分量中的故障冲击成分进一步被凸显出来,需要将其输入 SMHD 进行滤波处理,信号时域图如图 7 所示,可见周期性冲击比较明显。

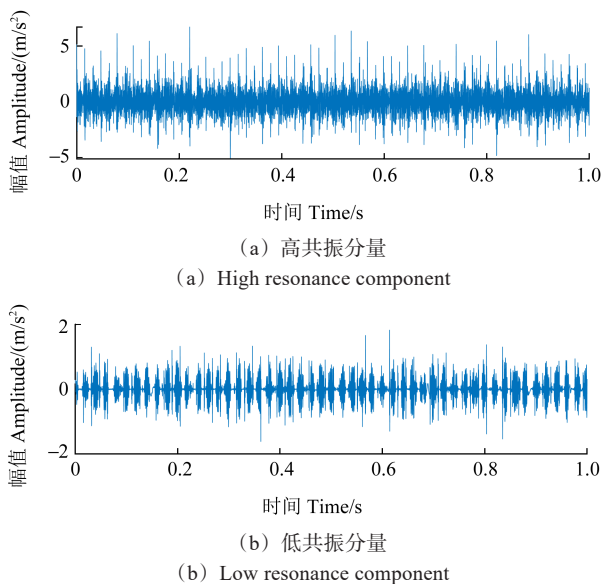


图 6 仿真信号经 IGTO-RSSD 的分解结果

Fig. 6 Decomposition results of the simulation signal through IGTO-RSSD

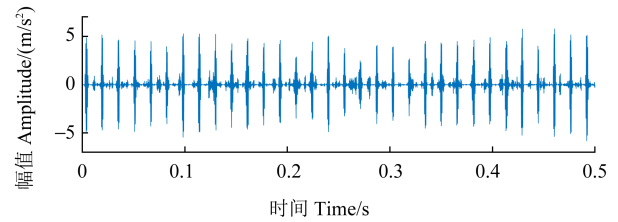


图 7 经 SMHD 处理后的时域波形

Fig. 7 Time-domain waveform after SMHD processing

如图 8 所示,将原始仿真信号直接输入 SMHD 进行处理,所提取的谱线幅值有所增加,但仅能提取出 1 倍频和 2 倍频,高频段倍频无法被提取。

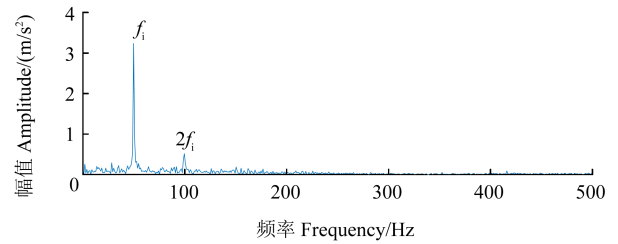


图 8 SMHD 处理后的包络谱

Fig. 8 Envelope spectrum after SMHD processing

利用 IGTO-RSSD 对振动信号进行 RSSD,得到的低共振分量的包络谱如图 9 所示,经过 IGTO-RSSD 进行初步去噪,提高了故障分辨率。

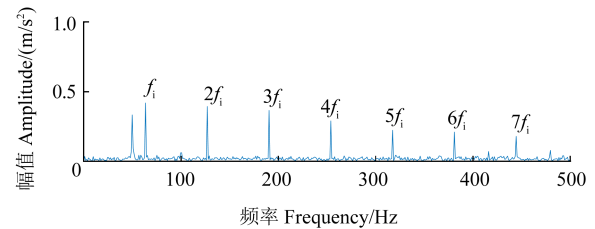


图 9 IGTO-RSSD 低共振分量包络谱

Fig. 9 Envelope spectrum of IGTO-RSSD low resonance component

图 10 为经 IGTO-RSSD 和 SMHD 处理后的包络谱图。由图 10 可知,SMHD 起到抑制噪声、增强故障特征的作用,可见故障频率 f_i 及其 7 倍频处较突出,该方法能有效提取出仿真信号的特征频率。

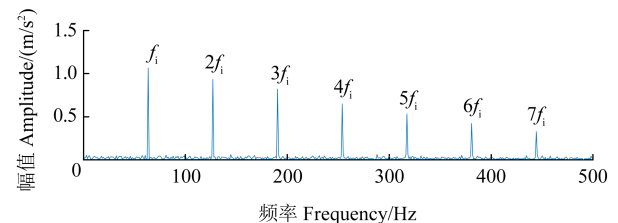


图 10 经 IGTO-RSSD 和 SMHD 处理后的包络谱

Fig. 10 Envelope spectrum after IGTO-RSSD and SMHD processing

为验证 IGTO-RSSD 与 SMHD 结合的必要性,分别采用 IGTO-RSSD-MCKD、GTO-RSSD-SMHD、IGTO-RSSD、传统 RSSD-SMHD、传统 RSSD 和 SMHD 方法进行对比试验。由图 11 可知,经过 GTO-RSSD 和 SMHD

处理后 $4f_i \sim 7f_i$ 谱线幅值较小,且整体谱线幅值均小于图 10 所示的谱线幅值。两者均能提取出故障特征频率,本文所提的 IGTO-RSSD-SMHD 方法提取到的故障特征更明显,更适应于早期微弱故障的特征提取。

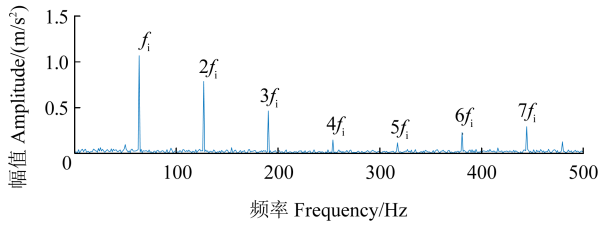


图 11 GTO-RSSD 和 SMHD 方法的包络谱

Fig. 11 Envelope spectrum of GTO-RSSD and SMHD method

采用传统 RSSD 方法对仿真信号进行 RSSD,其中 $Q_1 = 4, Q_2 = 1$ ^{[9]628-636},得到的低共振分量的包络谱图如图 12 所示。传统 RSSD 无法根据仿真信号自适应地确定 RSSD 多参数,将不同共振属性的信号稀疏分离开来的效果较差,导致仅能提取出 1~2 倍频,高频段的倍频无法被提取。由图 13 可知,仿真信号经过传统 RSSD-SMHD 方法处理后,谱线幅值均有所增加,但其倍频仍淹没在噪声中。

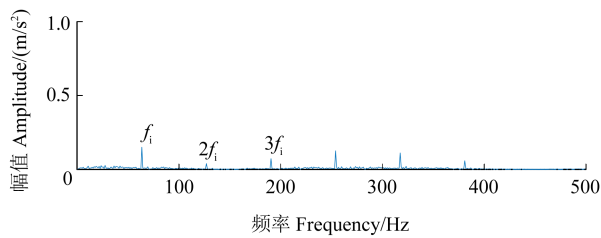


图 12 传统 RSSD 低共振分量的包络谱

Fig. 12 Envelope spectrum of low resonance components in traditional RSSD

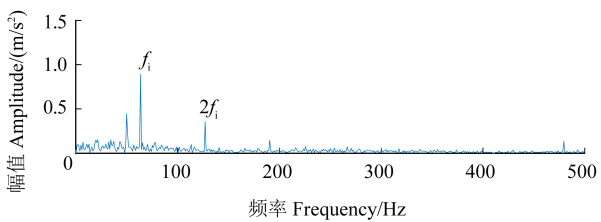


图 13 传统 RSSD 和 SMHD 方法的包络谱

Fig. 13 Envelope spectrum of traditional RSSD and SMHD method

由图 14 可知,只有前两个故障特征频率的幅值比较突出,其他频率谱线伴随着许多杂频,因此与 MCKD 结合也能提取故障特征的倍频,但是提取的谱线幅值较小容易淹没在噪声里,故障特征提取效果不佳。

相比于 IGTO-RSSD-MCKD、GTO-RSSD-SMHD、IGTO-RSSD、传统 RSSD-SMHD、传统 RSSD 和 SMHD 等方法,本文所提的 IGTO-RSSD-SMHD 方法能够更有效地提取出仿真信号的故障特征。

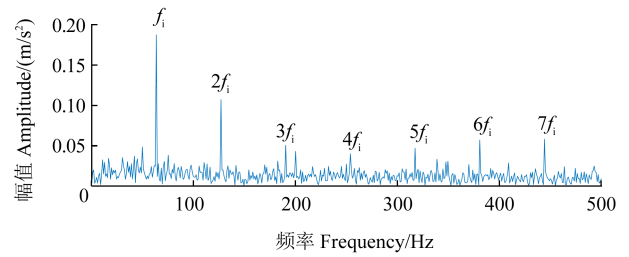


图 14 IGTO-RSSD 和 MCKD 方法的包络谱

Fig. 14 Envelope spectrum of IGTO-RSSD and MCKD method

3 试验研究

选用文献[19]的 XJTU-SY 滚动轴承全寿命周期数据集,以验证本文所提方法在实际滚动故障案例方面的可靠性。轴承全寿命周期加速试验台如图 15 所示。试验轴承的型号为 LDK UER204,具体信息如表 2 所示;试验设置采样频率为 25.6 kHz,采样间隔为 1 min,采样时长为 1.28 s。

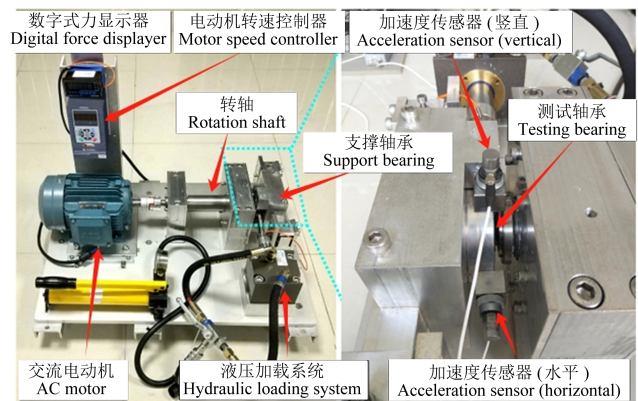


图 15 轴承加速度寿命试验台

Fig. 15 Bearing acceleration life test bench

表 2 LDK UER204 轴承参数

Tab. 2 LDK UER204 bearing parameters

参数 Parameter	滚珠直径 Ball diameter D/mm	滚珠个数 Number of ball bearings n	接触角 Contact angle $\theta/(\text{°})$	基本额定 静载荷 Basic static load rating/ kN
值 Value	7.92	8	0	6.65

表 3 给出了轴承(1-1)的故障特征频率。选取外圈的早期故障信号,对所提方法进行分析验证。

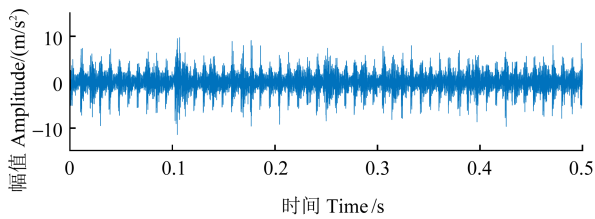
表 3 轴承(1-1)的故障特征频率

Tab. 3 Fault characteristic frequencies of bearings (1-1)

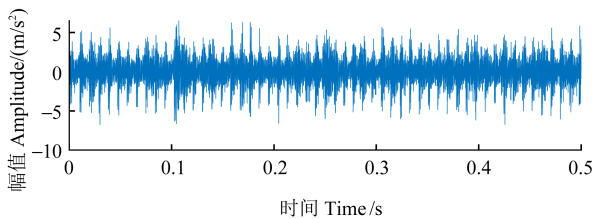
载荷 Load/kN	转速 Speed/(r/min)	内圈 Inner ring/Hz	外圈 Outer ring/Hz
12	2 100	172.90	107.91

外圈故障原始的时域信号如图 16(a)所示,噪声干扰较严重,无法辨别出故障特征频率。采用 IGTO

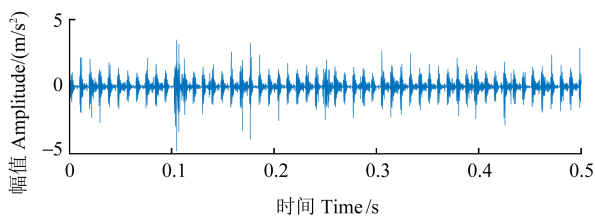
算法对 RSSD 的多参数组合自适应寻优,实现故障冲击响应的最佳匹配。将外圈故障信号分别输入 GTO-RSSD 和 IGTO-RSSD,以 SE-SCK 的负值为目标函数进行 RSSD 的多参数迭代寻优。为避免计算机资源的浪费,设置 15 次全局迭代,迭代寻优曲线如图 17 所示。在真实振动数据中,GTO 无法收敛,运行时间为 1 435.64 s,寻得的 SE-SCK 的负值为 -2.7×10^{-3} ;IGTO 在寻优 RSSD 多参数时,迭代 3 次收敛到最优值,运行时间为 584.32 s,SE-SCK 的负值为 -9.85×10^{-2} ,远远小于 GTO 寻得的 SE-SCK 的负值。这表明 IGTO-RSSD 提取的故障特征频率更多,更有利于早期微弱故障的特征提取。



(a) 原始时域信号
(a) Original time-domain signals



(b) 最优高共振分量
(b) Optimal high-resonance component



(c) 最优低共振分量
(c) Optimal low-resonance component

图 16 外圈故障信号经 IGTO 优化 RSSD 的分解结果

Fig. 16 Decomposition results of outer ring fault signals through RSSD optimized by IGTO

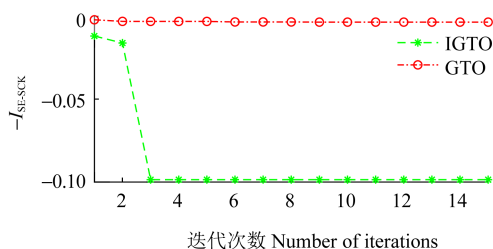


图 17 多参数寻优曲线(试验)

Fig. 17 Optimization curves of the multi parameter method (test)

表 4 所示为外圈故障信号经改进前后 RSSD 后信号的 SNR 和 RMSE。由表 4 可知,IGTO-RSSD 的去噪效果更好。

表 4 外圈故障信号的 SNR 和 RMSE
Tab. 4 SNR and RMSE of outer ring fault signals

方法 Method	SNR/dB	RMSE/(m/s ²)
IGTO-RSSD	20.17	0.19
GTO-RSSD	12.43	0.47
传统 RSSD Traditional RSSD	3.67	1.26

得到对应 RSSD 最优分解参数组合,即 $Q_1 = 8.91$, $Q_2 = 4.71$, $\lambda_1 = 0.32$, $\lambda_2 = 0.21$, $\mu = 0.16$,分解结果如图 16 所示。图 16(b)所示为高共振分量,其中包含大量谐波成分;图 16(c)所示为低共振分量,其冲击特征较明显,起到了初步降噪的效果。

为使最优低共振分量中的故障冲击成分进一步被凸显出来,再输入 SMHD 进行滤波处理。图 18 所示为最优低共振分量经 SMHD 处理后的时域波形。由图 18 可知,存在明显的周期性冲击,故障脉冲幅值增大,噪声有所减少。

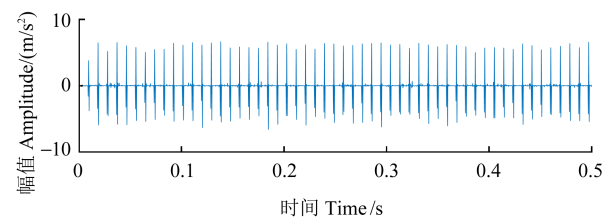


图 18 经 SMHD 处理后的时域波形(试验)

Fig. 18 Time-domain waveform after SMHD processing (test)

将原始振动信号直接输入 SMHD 进行处理,然后进行包络谱分析,如图 19 所示。SMHD 仅能提取 1~3 倍频的故障特征频率,且谱线幅值较大,具有加强故障特征的效果,但无法提取到更高频段的倍频。

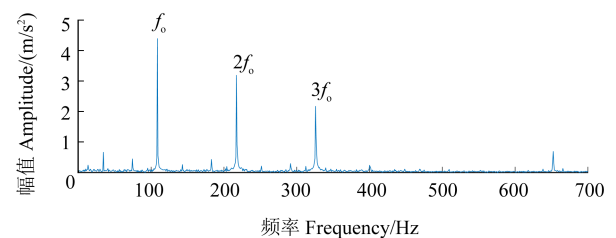


图 19 SMHD 处理后的包络谱(试验)

Fig. 19 Envelope spectrum after SMHD processing (test)

将经 IGTO-RSSD 方法处理后的最优低共振分量[图 16(c)]进行包络谱分析,如图 20 所示。IGTO-RSSD 提取出了故障频率及其倍频,但倍频谱线幅值较小。

IGTO-RSSD 再经 SMHD 处理,即 IGTO-RSSD-

SMHD 方法,其时域波形进行包络谱分析如图 21 所示。由图 21 可知, f_0 为滚动轴承(1-1)值为 108 Hz 的外圈故障特征频率, $2f_0 \sim 6f_0$ 为其倍频,干扰成分较少,其倍频特征明显,谱图清晰,谱线幅值均高于仅经 IGTO-RSSD 方法去噪的谱线。

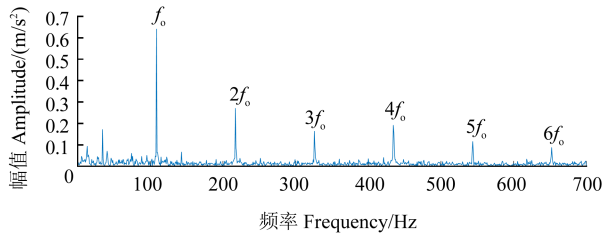


图 20 IGTO-RSSDE 低共振分量包络谱(试验)

Fig. 20 Envelope spectrum of the low resonance component in IGTO-RSSDE method (test)

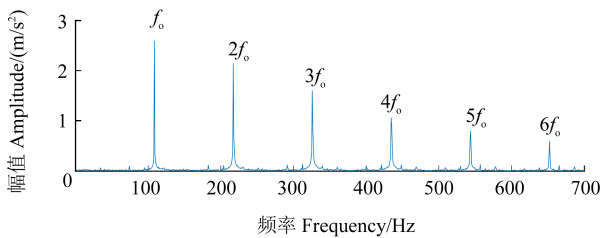


图 21 经 IGTO-RSSD 和 SMHD 处理后的包络谱(试验)

Fig. 21 Envelope spectrum after IGTO-RSSD and SMHD processing (test)

为验证 IGTO-RSSD 与 SMHD 结合的必要性,以下进行对比试验。如图 22 所示,GTO-RSSD 与 SMHD 结合的方法也能提取出外圈的故障特征频率,但与图 21 中的谱线幅值相比, $f_0 \sim 2f_0$ 的谱线幅值都较低;在真实振动数据中,GTO 无法收敛,GTO 寻得的 SE-SCK 的负值远大于 IGTO,使得 GTO-RSSD 无法将不同共振属性的信号有效分离,导致其余倍频无法被提取。因此,它与本文提出的方法相比不占优。

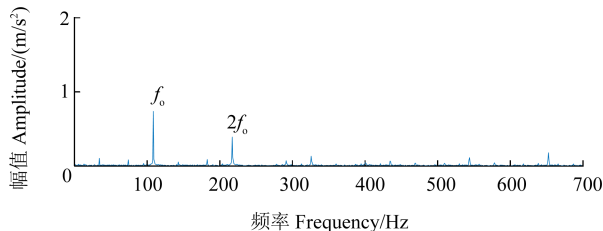


图 22 GTO-RSSD 和 SMHD 方法的包络谱(试验)

Fig. 22 Envelope spectrum of GTO-RSSD and SMHD method (test)

采用传统 RSSD 对振动信号进行分解,低共振分量的包络谱如图 23 所示。由图 23 可知,信号能量主要集中在低频部分,仅能提取 1~3 倍频,更高的倍频特征不明显,被淹没在噪声中。

将上述传统 RSSD 的低共振分量输入 SMHD 进行处理,如图 24 所示,谱线幅值增高,但其倍频仍无法被

提取。

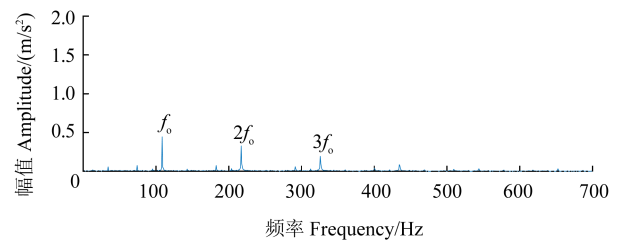


图 23 传统 RSSD 低共振分量的包络谱(试验)

Fig. 23 Envelope spectrum of low resonance components in traditional RSSD method (test)

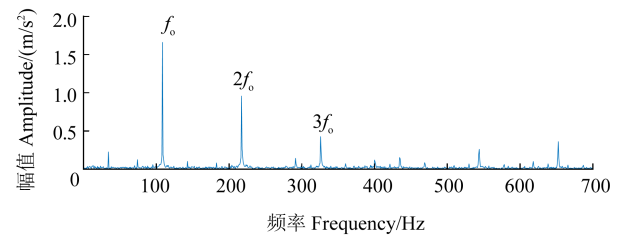


图 24 传统 RSSD 和 SMHD 方法的包络谱(试验)

Fig. 24 Envelope spectrum of traditional RSSD and SMHD method (test)

将 IGTO-RSSD 与 MCKD 方法结合(图 25),仅能提取前 3 倍频,其他频率谱线伴随着许多杂频,淹没在噪声中。

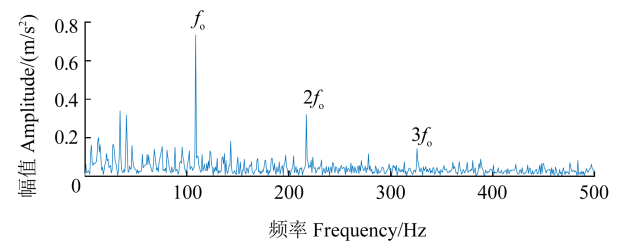


图 25 IGTO-RSSD 和 MCKD 方法的包络谱(试验)

Fig. 25 Envelope spectrum of IGTO-RSSD and MCKD method (test)

以上几种方法,对具有强噪声背景的早期故障诊断并不可靠。结果表明,相比于传统 RSSD、IGTO-RSSD、传统 RSSD-SMHD、IGTO-RSSD-MCKD、GTO-RSSD-SMHD 方法和 SMHD 方法,IGTO-RSSD 与 SMHD 结合可以弥补 SMHD 的不足,同时 SMHD 可以提高 IGTO-RSSD 的故障特征频率谱线幅值,IGTO-RSSD-SMHD 方法更能抑制噪声,具有良好的噪声鲁棒性,从而有效提取出信号中的故障特征,更能准确检测出早期微弱的故障。

4 结论

本文提出的基于 IGTO-RSSD 与 SMHD 结合的轴承故障诊断方法可有效诊断出轴承早期的故障。得出如下结论:

1)在 GTO 中引入了 Tent 混沌映射种群初始化、新型非线性权重和 Lévy flight 策略。通过其他算法及改进前后的 GTO 进行性能评测。试验表明,IGTO 算法具有寻优能力强、收敛速度快的特点,并且同时考虑到 RSSD 多参数组合的寻优,借此可以充分发挥 RSSD 的优势,从而克服了依赖主观经验难以合理选取 RSSD 最优参数的问题。

2)IGTO-RSSD 建立了与故障特征相符的最优小波基,保留了有效的故障信息,与传统 RSSD 和 GTO-RSSD 相比,提取的故障特征更加明显,在早期故障诊断中更加可靠。

3)与传统 RSSD、IGTO-RSSD、传统 RSSD-SMHD、GTO-RSSD-SMHD、IGTO-RSSD-MCKD 等方法相比,本文提出的 IGTO-RSSD-SMHD 方法针对滚动轴承早期微弱故障特征提取方面的效果更佳;对比方法仅能提取低频段的频率,其余频率谱线幅值较低且伴随着许多杂频,淹没在噪声中,故障特征增强效果不明显。本文提出的方法能够有效避免上述问题,不但显著提升早期微弱故障信号的信噪比,而且谱线幅值较大且更加清晰,具有良好的噪声鲁棒性和特征提取能力,满足工业过程中的故障诊断需求。

参考文献 (References)

- [1] TIAN J, WANG D, CHEN L, et al. A stable adaptive adversarial network with exponential adversarial strategy for bearing fault diagnosis[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(10): 9754-9762.
- [2] XIAO C A, YU J B. Adaptive swarm decomposition algorithm for compound fault diagnosis of rolling bearings [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 3502514.
- [3] PENG D M, JIANG X X, SONG Q Y, et al. An enhanced sparse filtering fusion method for bearing fault diagnosis[C]//2022 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM). New York: IEEE, 2022: 203-208.
- [4] SHI J J, SU Z, QIN H Y, et al. Generalized variable-step multiscale lempel-ziv complexity: a feature extraction tool for bearing fault diagnosis[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(15): 15296-15305.
- [5] 翁敏超,王海瑞,朱贵富. 小波变换和深度残差收缩网络在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 机械科学与技术, 2024, 43(5): 790-797.
WANG Minchao, WANG Hairui, ZHU Guifu. Application of wavelet transform and deep residual shrinkage network in gearbox fault diagnosis [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2024, 43(5): 790-797. (In Chinese)
- [6] 刘文朋,杨绍普,李强,等. 一种自适应共振解调方法及其在铁路轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2021, 40(18): 86-93.
LIU Wenpeng, YANG Shaopu, LI Qiang, et al. Adaptive resonance demodulation method and its application in the fault diagnosis of railway bearings [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(18): 86-93. (In Chinese)
- [7] SONG Q Y, JIANG X X, WANG S, et al. Self-adaptive multivariate variational mode decomposition and its application for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3503913.
- [8] SELESNICK I W. Resonance-based signal decomposition: a new sparsity-enabled signal analysis method [J]. Signal Processing, 2011, 91(12): 2793-2809.
- [9] 陈向民,于德介,罗洁思. 基于信号共振稀疏分解的包络解调方法及其在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2012, 25(6): 628-636.
CHEN Xiangmin, YU Dejie, LUO Jiesi. Envelope demodulation method based on resonance-based sparse signal decomposition and its application in roller bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2012, 25(6): 628-636. (In Chinese)
- [10] 黄文涛,付强,窦宏印. 基于自适应优化品质因子的共振稀疏分解方法及其在行星齿轮箱复合故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2016, 52(15): 44-51.
HUANG Wentao, FU Qiang, DOU Hongyin. Resonance-based sparse signal decomposition based on the quality factors optimization and its application of composite fault diagnosis to planetary gearbox [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(15): 44-51. (In Chinese)
- [11] 张守京,慎明俊,杨静雯,等. 改进的共振稀疏分解方法及其在滚动轴承复合故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2022, 33(14): 1697-1706.
ZHANG Shoujing, SHEN Mingjun, YANG Jingwen, et al. Improved RSSD and its applications to composite fault diagnosis of rolling bearings [J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(14): 1697-1706. (In Chinese)
- [12] 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)
- [13] 魏晓鹏,高丙朋. 基于优化 MCKD-VMD 与互相关谱的轴承复合故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(3): 78-81.
WEI Xiaopeng, GAO Bingpeng. Compound fault diagnosis of bearings based on optimized MCKD-VMD and cross-correlation spectrum [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(3): 78-81. (In Chinese)
- [14] MIAO Y H, ZHAO M, LIN J, et al. Sparse maximum harmonics-to-noise-ratio deconvolution for weak fault signature detection in bearings [J]. Measurement Science and Technology, 2016, 27(10): 105004.
- [15] 陈祥龙,冯辅周,张兵志,等. 基于平方包络谱相关峭度的最优共

- 振解调诊断滚动轴承故障[J]. 机械工程学报, 2018, 54(21): 90-100.
- CHEN Xianglong, FENG Fuzhou, ZHANG Bingzhi, et al. Rolling bearing fault diagnosis with optimal resonant frequency band demodulation based on squared envelope spectruml correlated kurtosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(21): 90-100. (In Chinese)
- [16] ABDOLLAHZADEH B, SOLEIMANIAN GHAREHCHOPOGH F S, MIRJALILI S. Artificial gorilla troops optimizer: a new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2021, 36(10): 5887-5958.
- [17] HUANG W T, SUN H J, WANG W J. Resonance-based sparse signal decomposition and its application in mechanical fault diagnosis: a review[J]. Sensors, 2017, 17(6): 1279.
- [18] 唐贵基, 朱星皓, 王晓龙, 等. 基于 VEITD 和 OSMHD 的风电机组轴承损伤识别[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(6): 101-107.
- TANG Guiji, ZHU Xinghao, WANG Xiaolong, et al. Wind turbine bearing damage identification based on VEITD and OSMHD[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(6): 101-107. (In Chinese)
- [19] 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. (In Chinese)

A feature extraction method based on improved resonance sparse decomposition for early faults in rolling bearings

SUN Meng GAO Bingpeng CHENG Jing

(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

Abstract: To overcome the difficulty in early fault diagnosis with weak fault characteristics of rolling bearings that are easily drowned out by noise in the complex operation environment, an early fault diagnosis method was proposed by integrating the improved artificial gorilla troops optimizer (IGTO) algorithm, the optimized resonance-based sparse signal decomposition (RSSD), multi-parameter and sparse maximum harmonics-to-noise-ratio deconvolution (SMHD) method. Firstly, taking the squared envelope spectrum correlated kurtosis (SE-SCK) negative value of the low resonance component as the objective function, IGTO was used to simultaneously optimize the quality factor Q , weight coefficient λ and Lagrange multiplier μ of RSSD, for the achievement of the optimal matching of wavelet basis function and dissipation function. Secondly, the obtained optimal low resonance component was inputed into SMHD for filtering processing. Finally, the fault features were extracted by the perform envelope spectrum analysis. The algorithm comparison experiments show that the proposed IGTO algorithm has significantly improved optimization performance. The results of simulation and XJTU-SY bearing full life cycle fault signal test show that the proposed method is more useful in extracting early weak fault characteristics of bearings.

Key words: Improved artificial gorilla troops algorithm; Resonance sparse decomposition; Square envelope spectrum correlation kurtosis; Sparse maximum harmonics-to-noise-ratio deconvolution; Early fault diagnosis

Corresponding author: GAO Bingpeng, E-mail: xjugaobp@xju.edu.cn

Fund: National Key Research and Development Program of China (2021YFB1506902); Fundamental Research Funds for Universities of Xinjiang Uygur Autonomous Region (XJEDU2023P025)

Received: 2023-09-08 Revised: 2023-11-30