DOI：10.13890/j.issn.1000-128X.2023.04.002　　文章编号：1000-128X(2023)04-0009-09

基于复合基尼指数和最大相关峭度特征模态分解的轴承故障诊断算法

杨　岗[1]，徐五一[2]，邓　琴[2]，秦礼目[1]，卫昱乾[2]
（1.西南交通大学 机械工程学院，四川 成都　610031；
2.西南交通大学 唐山研究院，河北 唐山　063000）

摘　要：最大相关峭度特征模态分解可以有效去除冗余信息，实现故障特征增强，但是其效果受分解模态数量、初始化滤波器个数和滤波器长度的影响。针对此问题，文章提出了一种基于复合基尼指数（Compound Gini Index, CGI）与最大相关峭度特征模态分解（Maximum Correlated Kurtosis Feature Mode Decomposition, MCKFMD）的轴承故障诊断方法。首先，将时域平方基尼指数和频域平方基尼指数结合，构建了一种能够同时量化时域和频域周期性脉冲丰富度的新稀疏测度指标，命名为复合基尼指数，并对其性能特性进行评估验证；其次，使用CGI作为沙丘猫群优化算法（Sand Cat Swarm Optimization, SCSO）寻优的适应度函数，快速准确地得到MCKFMD的最优参数组合，实现故障信号的自适应分解；最后，利用CGI选取最优模态，并进行希尔伯特包络解调，实现故障特征提取。通过仿真信号和试验信号验证了所提方法的有效性。对比性研究表明，与参数优化VMD和固定参数MCKFMD相比，文章所提方法在提取周期性故障特征方面更为有效。

关键词：最大相关峭度特征模态分解；沙丘猫群优化算法；故障诊断；轴承故障；复合基尼指数；动车组

中图分类号：U266.2；U260.331^{+}.2　　**文献标识码：**A

Bearing fault diagnosis algorithm based on maximum correlated kurtosis feature mode decomposition and compound Gini index

YANG Gang[1], XU Wuyi[2], DENG Qin[2], QIN Limu[1], WEI Yuqian[2]

(1. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China;
2. Tangshan Institute, Southwest Jiaotong University, Tangshan, Hebei 063000, China)

Abstract: The maximum correlated kurtosis feature mode decomposition (MCKFMD) method can effectively remove redundant information and enhance fault features, but its effect is affected by the number of decomposition modes, the number of initialized filters and the filter length. To address this problem, a bearing fault diagnosis method based on compound Gini index (CGI) and MCKFMD was proposed. Firstly, a new sparse index called CGI was constructed by combining the squared Gini index in the time domain and frequency domain to quantify the abundance of periodic impulses in the time domain and frequency domain, and its performance was evaluated and verified. Secondly, CGI was used as the fitness function for the sand cat swarm optimization (SCSO) algorithm to quickly and accurately obtain the optimal parameter combination of MCKFMD and realize the adaptive decomposition of fault signals. Finally, CGI was used to select the optimal mode for Hilbert envelope demodulation to achieve fault feature extraction. The proposed method was verified for ef-

基金项目：国家重点研发计划项目（2020YFB1200300ZL）；四川省科技计划项目（2022YFG0088）
通信作者：杨　岗（1973—），男，博士，硕士生导师，研究方向为交通设备故障诊断与控制工程、人工智能与大数据、弓网动力学与主动控制；E-mail: yanggang@swjtu.cn
引用格式：杨岗, 徐五一, 邓琴, 等. 基于复合基尼指数和最大相关峭度特征模态分解的轴承故障诊断算法[J]. 机车电传动, 2023(4): 9-17.
Citation: YANG Gang, XU Wuyi, DENG Qin, et al. Bearing fault diagnosis algorithm based on maximum correlated kurtosis feature mode decomposition and compound Gini index[J]. Electric drive for locomotives,2023(4): 9-17.

fectiveness by using analog and experimental signals, and comparative studies have shown that it is more effective in extracting periodic fault features compared with the parameter-optimized variational modal decomposition (VMD) and fixed-parameter MCKFMD.

Keywords: maximum correlated kurtosis feature mode decomposition; sand cat swarm optimization algorithm; fault diagnosis; bearing faults; compound Gini index; EMU

0 引言

作为旋转机械的重要部件，滚动轴承广泛应用于航空航天、轨道交通、能源装备等领域[1]。严苛的工作环境条件容易导致轴承发生故障，为保证机械设备的正常运转，减少安全事故的发生，有必要对滚动轴承进行故障诊断[2]。

当滚动轴承失效时，其振动信号中会产生周期性的冲击分量。利用信号处理技术对振动信号进行分析，已被广泛应用于机械故障诊断领域。由于滚动轴承的工作环境常伴有强烈的背景噪声和其他干扰，早期的微弱故障特征很难提取[3]。因此，对故障振动信号降噪并提取其故障特征信息是滚动轴承故障诊断的关键。在过去的数十年时间里，基于信号分解的轴承故障诊断算法因其良好的效果和自适应性受到众多学者青睐[4]。经验模态分解（Empirical Mode Decomposition, EMD）是应用最为广泛的信号分解方法，它于1998年提出[5]。EMD能够自适应将信号分解为一组完备且近乎正交的模态分量，但是该方法具有模态混叠和端点效应等缺陷。在此基础上，文献[6]提出了集总经验模态分解（Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD），通过添加辅助白噪声，以消除EMD的模态混叠现象。2013年，文献[7]基于EMD和小波变换，提出了经验小波变换（Empirical Wavelet Transform, EWT），通过频谱分割和小波滤波器组提取到的瞬时频率和幅值具有物理意义的模态分量，该方法的故障特征提取效果与频谱分割合理性有很大关联。变分模态分解（Variational mode decomposition, VMD）在2014年提出[8]，它是一种非递归算法，通过最小化每个模态的估计带宽之和对信号进行自适应分解，对复杂数据具有较好的分解精度及较好的抗噪性。但是VMD的分解效果很大限度受到分量个数K和惩罚因子α的影响。最大相关峭度特征模态分解（Maximum Correlated Kurtosis Feature Mode Decomposition, MCKFMD）是在2022年提出的一种新的自适应分解方法[9]，旨在从原始信号中分离出周期性冲击分量。MCKFMD通过迭代更新滤波器系数来构建自适应有限脉冲响应（FIR）滤波器，使滤波后的信号逼近相关峭度（Correlated Kurtosis, CK）最大的信号，通过自适应FIR滤波器组将信号分解为不同的模态，对不同的模态进行筛选重构即可实现对原始信号的降噪。然而MCKFMD方法的关键在于分解模态数量n、初始化滤波器个数K和滤波器长度L的取值。其中，n过大会产生冗余模态，过小则会导致欠分解；初始化滤波器个数K越大，计算时间也越长，同时分解性能也越好；滤波器长度L也同样对计算效率和性能有着重要的影响。因此，与VMD类似，对相关参数的优化优劣程度成为决定算法效果好坏的关键，例如：文献[10]选择模糊熵与峭度倒数和最小的IMF作为目标模态，使用鲸鱼优化算法实现了参数自适应选取，最后通过包络解调实现了轴承故障诊断；文献[11]使用融合包络熵和峭度的综合目标函数和蝴蝶优化算法实现了对K和α进行自适应寻优。

如上所述，构建一个表征故障特征强弱的健康评价指标，是参数优化的关键。文献[12-16]就使用稀疏测度指标谱峭度、谱L2/L1范数、谱负熵、谱平滑指数倒数、谱基尼指数等进行了大量的研究，证明了这些指标能够有效表征重复瞬态脉冲特征，并建立了一个能够表征旋转机械重复瞬态冲击的稀疏测度指标框架，将不同指标表示为有不同权重的归一化平方包络和。文献[17]利用模拟信号比较了基尼指数、Hoyer测度、峭度和L2/L1范数对重复瞬态冲击的敏感度，结果发现基尼指数表现最好。文献[18]根据EEMD分解得到IMF的故障特征能量比进行加权重构，然后将重构信号的改进基尼指数作为重构信号故障特征能量比的权值进行计算，提出了一种改进基尼指数加权的轴承健康指标构建方法，能够有效监测轴承的退化趋势。虽然上述健康评价指标能够反映一定的故障轴承周期性冲击特征，但是依然存在一定的局限性，即只考虑了时域或频域的周期性特征，因此本文将提出一种新的故障特征强弱综合评价指标——复合基尼指数（Compound Gini Index, CGI），该指标同时考虑了故障信号时域和频域的周期性特征，对量化故障冲击更为有效。

为准确提取包含故障模式的模态分量，本文提出了基于复合基尼指数优化最大相关峭度特征模态分解的轴承故障诊断算法，该算法使用沙丘猫群优化算法（Sand Cat Swarm Optimization, SCSO）进行MCKFMD参数自适应选取，以CGI作为适应度函数，输入原始振动信号即可自动进行最大相关峭度特征模态分解，并得到最优分量的时域波形和包络谱。为便于叙述，将所提方法命名为SCSO-CGI-MCKFMD方法，为验证其有效性，将其与SCSO-CGI-VMD算法进行对比分析，通过仿真数据和试验数据证明SCSO-CGI-MCKFMD的有效性和鲁棒性。

1　理论基础

1.1　最大相关峭度特征模态分解

MCKFMD是一种非递归盲解卷积特征分离方法，通过初始化FIR滤波器组和更新滤波器系数，可以同时自适应选择不同的模式，实现故障模式分解，将原始信号中的故障特征提取出来[9]。

首先，采用Hanning窗进行FIR滤波器的初始化，生成K个滤波器，将原始信号的频带均匀划分为K段，各频段的上、下截止频率为：

$$\left.\begin{aligned} f_{\mathrm{l}}&=\frac{k\cdot f_{\mathrm{s}}}{2K}\\ f_{\mathrm{u}}&=\frac{(k+1)\cdot f_{\mathrm{s}}}{2K}\\ k&=0,1,\cdots,K-1 \end{aligned}\right\} \tag{1}$$

式中：f_{s}为原始信号的采样频率；$f_{\mathrm{u}},f_{\mathrm{l}}$分别为频段的上截止频率和下截止频率。

初始划分的不同模式不可避免地包含噪声和干扰，因此需要对其进行更加精细的滤波，在MCKFMD中使用CK作为目标函数来更新滤波器，同时考虑到信号的周期性和脉冲性。对于1个长度为N的信号$\boldsymbol{x}(n)$，MCKFMD通过求解1个约束得到故障模式分量。

$$\left.\begin{aligned} &\arg\max_{\{f_k(l)\}}\left\{\boldsymbol{A}_{\mathrm{CK}\,M}(\boldsymbol{u}_k)=\frac{\sum_{n=1}^{N}\left(\prod_{m=0}^{M}u_k(n-mT_{\mathrm{s}})\right)^2}{\left(\sum_{n=1}^{N}u_k^2(n)\right)^{M+1}}\right\}\\ &\text{s.t. }\boldsymbol{u}_k(n)=\sum_{l=1}^{L}\left[f_k(l)x(n-l+1)\right] \end{aligned}\right. \tag{2}$$

式中：u_k是第k个分解模式；$f_k(l)$是第k个滤波器；L为滤波器长度；T_{s}为输入周期，其值取决于样本数；M为移位数。

针对式(2)中的约束问题，使用一种迭代特征值分解算法进行求解，具体如下：

$$\left.\begin{aligned} &\boldsymbol{u}_k=\boldsymbol{X}\boldsymbol{f}_k\\ &\boldsymbol{u}_k=\left[u_k(1)\ \ u_k(2)\ \ \cdots\ \ u_k(N-L+1)\right]^{\mathrm{T}}\\ &\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(L)\\ x(2) & x(3) & \cdots & x(L+1)\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ x(N-L+1) & x(N-L+2) & \cdots & x(N) \end{bmatrix}\\ &\boldsymbol{f}_k=[f_k(1)\ \ f_k(2)\ \ \cdots\ \ f_k(L)]^{\mathrm{T}} \end{aligned}\right. \tag{3}$$

分解模式的相关峭度$A_{\mathrm{CK}\,M}$为

$$\boldsymbol{A}_{\mathrm{CK}\,M}(\boldsymbol{u}_k)=\frac{\boldsymbol{u}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{W}_M\boldsymbol{u}_k}{\boldsymbol{u}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{u}_k} \tag{4}$$

式中：上标H表示矩阵的共轭转置；$\boldsymbol{W}_M$为中间变量，作用是控制加权相关矩阵。

其中，中间变量$\boldsymbol{W}_M$为

$$\boldsymbol{W}_M=\begin{bmatrix} \left[\prod_{m=0}^{M}u_k(1-mT_{\mathrm{s}})\right]^2 & 0 & \cdots & 0\\ 0 & \left[\prod_{m=0}^{M}u_k(2-mT_{\mathrm{s}})\right]^2 & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & \left[\prod_{m=0}^{M}u_k(N-L+1-mT_{\mathrm{s}})\right]^2 \end{bmatrix}\frac{1}{\sum_{n=1}^{N-L+1}[u_k(n)]^{M-1}} \tag{5}$$

将式(3)代入式(4)，可得

$$\boldsymbol{A}_{\mathrm{CK}\,M}(\boldsymbol{u}_k)=\frac{\boldsymbol{f}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{X}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{W}_M\boldsymbol{X}\boldsymbol{f}_k}{\boldsymbol{f}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{X}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{X}\boldsymbol{f}_k}=\frac{\boldsymbol{f}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_{XWX}\boldsymbol{f}_k}{\boldsymbol{f}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_{XX}\boldsymbol{f}_k} \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{R}_{XWX},\boldsymbol{R}_{XX}$分别为加权相关矩阵和相关矩阵。

在数学上，式(6)中相关峭度的最大化等价于下式中广义特征值问题的特征值最大化，即

$$\boldsymbol{R}_{XWX}\boldsymbol{f}_k=\boldsymbol{R}_{XX}\boldsymbol{f}_k\lambda \tag{7}$$

因此，在迭代过程中，第k个滤波系数通过式(7)的解进行更新，不断接近设定目标，即CK最大的滤波信号。由于输入周期T_{s}对滤波器系数的更新起着决定性的作用，因此选择了一种基于自相关理论的信号故障周期估计方法。

信号的自相关谱会在周期位置产生局部最大值，因此选取过零点后自相关谱达到局部最大值点作为每个滤波信号的估计周期，以$\boldsymbol{R}_x(\tau)$表示信号$\boldsymbol{x}(n)$的自相关函数，则时延为τ时的自相关函数为

$$\boldsymbol{R}_x(\tau)=\sum_{n=1}^{N}\left[x(n)x(n+\tau)\right] \tag{8}$$

为了实现最终的模态选择，计算每2个模态之间的相关系数（Correlation coefficient, CC），然后舍弃CC最大2个模态中较小的那个。

MCKFMD的具体实现过程如下：

步骤1：加载原始信号，输入模态个数n和滤波器长度L。

步骤2：初始化K个FIR滤波器，开始迭代i=1。

步骤3：经滤波器获得滤波信号u_k^i（$k=1,2,\cdots,K$）。

步骤4：更新滤波系数和估计周期T_k^i，$i=i+1$。

步骤5：判断迭代次数是否达到设定的迭代次数；若达到，则进入步骤6；否则，返回步骤3。

步骤6：计算每2个模态之间的CC，构造1个$k\times k$

矩阵，找到CC值最大的2个模态，并使用估计的周期计算它们的CK；然后，在2种模式中放弃CK较小的模式，$K=K-1$。

步骤7：判断模态数K是否达到指定的n，若达到，则进入步骤8；否则，返回步骤3。

步骤8：得到设定的n个最终模态。

1.2 沙丘猫群优化算法

沙丘猫群优化算法（Sand Cat Swarm Optimization, SCSO）是由Amir Seyyedabbasi和Farzad Kiani[19]于2022年提出的一种新的元启发式算法，该算法是一种模仿自然界中沙丘猫生存行为的智能优化算法。沙丘猫具有敏锐的听觉，能够捕捉到2 kHz以下的低频声信号，同时有着强大的挖掘能力，因此造就了它高效的狩猎能力。受到沙丘猫搜索和捕猎行为的启发，开发了以沙丘猫群体为搜索代理的群体智能优化算法。研究表明，该算法具有比同类算法更优的复杂度和寻优效率，并且适用于多种工程优化问题[19]。

1.2.1 沙丘猫群体位置初始化

对于d维优化问题，假设沙丘猫群体个数为N，则第i只沙丘猫的位置可表示为$X_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{id})$，$i$=1, 2, …, N。对每只沙丘猫的适应度进行计算评估，可以得到初始最优个体（即最优位置），其他个体在下一次迭代中将朝着最优个体进行移动。

1.2.2 搜索猎物

每只沙丘猫根据当前最佳位置、当前位置和灵敏度范围更新自己的位置，搜索猎物，其数学表达式为

$$\vec{P}(t+1)=\vec{r}\cdot\left[\vec{P}_{\mathrm{bc}}(t)-\mathrm{rand}(0,1)\cdot\vec{P}_{\mathrm{c}}(t)\right] \tag{9}$$

式中：$\vec{P}(t+1)$为沙丘猫下一位置；$\vec{P}_{\mathrm{c}}(t)$为当前位置；$\vec{P}_{\mathrm{bc}}(t)$为当前最佳位置；$\vec{r}$为沙丘猫的灵敏度范围（即搜索空间）；$\mathrm{rand}(0,1)$为产生0~1的随机数。

通过下式可以实现在定义的边界内随机初始化搜索空间。

$$\vec{r}_{\mathrm{G}}=S_{\mathrm{M}}-\left(\frac{S_{\mathrm{M}}\times I_{\mathrm{iter\,c}}}{I_{\mathrm{iter\,max}}}\right) \tag{10}$$

$$\vec{r}=\vec{r}_{\mathrm{G}}\times\mathrm{rand}(0,1) \tag{11}$$

式中：$\vec{r}_{\mathrm{G}}$为沙丘猫的听觉敏感度，从2线性减小到0，表示沙丘猫的听觉敏感度范围从2 kHz减小到0，以逐步逼近猎物；S_{M}为沙丘猫的最大听觉灵敏度范围，取值为2；$I_{\mathrm{iter\,c}}$为当前迭代次数；$I_{\mathrm{iter\,max}}$为最大迭代次数。

1.2.3 攻击猎物

在这一阶段，沙丘猫通过确认自身位置和猎物位置进行指定方向上的移动，θ为随机角度，其值在0 °~360 °，通过轮盘选择算法可以为每只沙丘猫选择1个随机角度，以确保沙丘猫群在接近猎物的同时避免陷入局部最优。

$$\left.\begin{aligned}\vec{P}_{\mathrm{rnd}}&=\left|\mathrm{rand}(0,1)\cdot\vec{P}_{\mathrm{b}}(t)-\vec{P}_{\mathrm{c}}(t)\right|\\ \vec{P}(t+1)&=\vec{P}_{\mathrm{b}}(t)-\vec{r}\cdot\vec{P}_{\mathrm{rnd}}(t)\cdot\cos\theta\end{aligned}\right\} \tag{12}$$

式中：$\vec{P}_{\mathrm{rnd}}$为随机位置，能够保证沙丘猫个体接近猎物；$\vec{P}_{\mathrm{b}}(t)$为最佳位置。

$\vec{r}_{\mathrm{G}}$和$\vec{R}$的自适应值保证了沙丘猫群在搜索猎物和攻击猎物2种状态之间的平稳过渡，$\vec{r}_{\mathrm{G}}$和$\vec{R}$的关系为

$$\vec{R}=2\times\vec{r}_{\mathrm{G}}\times\mathrm{rand}(0,1)-\vec{r}_{\mathrm{G}} \tag{13}$$

当$\vec{R}$的随机值位于−1~1时，沙丘猫处于攻击猎物状态；当$\vec{R}$的随机值绝对值大于1时，沙丘猫开始搜索猎物。这2种状态的转换可以描述如下：

$$\vec{X}(t+1)=\begin{cases}\vec{P}_{\mathrm{b}}(t)-\vec{r}\cdot\vec{P}_{\mathrm{rnd}}(t)\cdot\cos\theta, & |R|\leqslant 1\\ \vec{r}\cdot\left[\vec{P}_{\mathrm{bc}}(t)-\mathrm{rand}(0,1)\cdot\vec{P}_{\mathrm{c}}(t)\right], & |R|>1\end{cases} \tag{14}$$

2 复合基尼指数构造

基尼指数（Gini Index, GI）作为一种稀疏度指标，对随机脉冲具有较高的鲁棒性。研究表明[17]，GI能够作为评价信号周期性故障特征的指标，目前已经在机械故障诊断领域得到广泛应用。但是，无论是时域基尼指数指标，还是频域基尼指数指标，都具有一定的局限性，容易忽略故障信号的部分特征。因此，为改善这一缺点，本文综合考虑了故障信号的时域周期性和频域周期性，提出了一种衡量信号周期性脉冲特征的指标——复合基尼指数（Compound GI, CGI）。

对时域信号的每个元素进行平方计算，不仅能满足GI对于输入非负的要求，而且能够保留故障信号的周期性冲击特征，因此使用时域平方基尼指数（Time domain squared GI, TDSGI）用来衡量故障冲击的时域周期性。信号$\boldsymbol{s}=(s_1,s_2,\cdots,s_N)$的TDSGI为

$$\alpha_{\mathrm{TDSGI}}=1-2\sum_{n=1}^{N}\left[\frac{S(n)}{\|\boldsymbol{S}\|_1}\left(\frac{N-n+0.5}{N}\right)\right] \tag{15}$$

式中：$\boldsymbol{S}=\boldsymbol{s}^2$，并且其中的元素是按升序排列的；$S(n)$为$\boldsymbol{S}$按升序排序后的第$n$个元素；$\|\cdot\|_1$表示1范数。

将时域信号的平方转换到频域，对频域信号计算可以得到频域平方基尼指数（Frequency Domain Squared GI, FDSGI），FDSGI可以衡量信号在频域表现出的周期冲击特征强弱，FDSGI的计算公式为：

$$\left.\begin{aligned}\beta_{\mathrm{FDSGI}}&=1-2\sum_{n=1}^{N}\left[\frac{F_S(n)}{\|F_S\|_1}\left(\frac{N-n+0.5}{N}\right)\right]\\ F_S&=\left|\mathrm{FFT}(\boldsymbol{S})\right|\end{aligned}\right\} \tag{16}$$

式中：$F_S(n)$为F_S升序排列后的第n个元素。

为了同时考虑故障信号在时域和频域所表现出的周期性脉冲特征，将TDSGI和FDSGI结合，构建了复

合基尼指数（CGI），将其作为SCSO算法的适应度函数，CGI越大，表明信号的周期性脉冲特征越明显。CGI的数学表达式为

$$\eta_{\mathrm{CGI}}=\alpha_{\mathrm{TDSGI}}\cdot\beta_{\mathrm{FDSGI}} \tag{17}$$

为验证提出的指标CGI的优越性，使用5种仿真信号，将其与平方包络熵（SE-En）、平方包络谱熵（SES-En）、TDSGI和FDSGI相比较。信号1、信号2、……、信号5分别为故障脉冲、随机噪声、周期谐波、单脉冲随机噪声和双脉冲随机噪声。其中，信号1由式(18)表示的Laplace小波构造，信号2为高斯白噪声，信号3为幅值为1的周期谐波，在信号2的基础上分别添加单脉冲和双脉冲构成信号4和信号5，信号长度均为2 000点，5种仿真信号的时域波形如图1所示。

$$\left.\begin{aligned} y_1(t)&=\sum_k\left[As(t-kT)\times\sin\left(2\pi f(t-kT)\right)\right]\\ s(t)&=\exp\left(\frac{-\zeta}{\sqrt{1-\zeta^2}}\cdot 2\pi ft\right)\end{aligned}\right\} \tag{18}$$

式中：$y_1(t)$为模拟的轴承故障脉冲信号；A为振幅，取A=1；T为故障周期，取T=0.005 s；f为共振频率，取f=3 500 Hz；ζ为阻尼系数，取ζ=0.04。

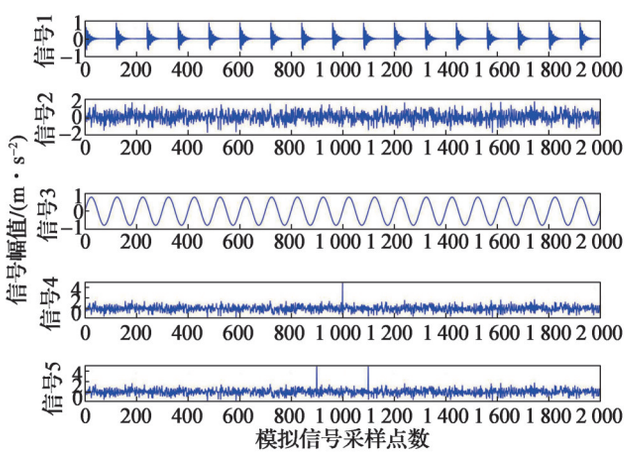


图1　模拟信号时域波形

Fig. 1　Time domain waveform of analog signals

分别求取信号1、信号2、……、信号5的TDSGI、FDSGI、SE-En、SES-En、CGI指标值。由于指标熵值越小越能体现故障脉冲特征，为便于观察，指标图形化时采用数值1与归一化指标熵值的差，得到图2所示的5种信号的指标对比图。对图2分析可知，FDSGI和SES-En对周期谐波最敏感，TDSGI和SE-En虽然能够辨别出周期脉冲，但是与其他信号的区分度明显不如本文所提出的CGI指标。其原理是FDSGI对于周期谐波最为敏感，而TDSGI则完全相反，将两者相乘，正好可以抵消掉两者的缺点。由此可见，CGI能够排除随机脉冲和周期谐波的干扰，准确区分出周期性脉冲和非周期性脉冲。

为了证明CGI对于故障脉冲的敏感性，依次向信号1中添加信噪比SNR为−10, –8, –6, …, 10的高斯白噪声，如图3所示。对图3分析可知，随着信噪比的增大，CGI值也随之增大，而无故障信号（高斯白噪声）的CGI值却没有显著变化，这说明CGI可以有效衡量周期脉冲的丰富度。

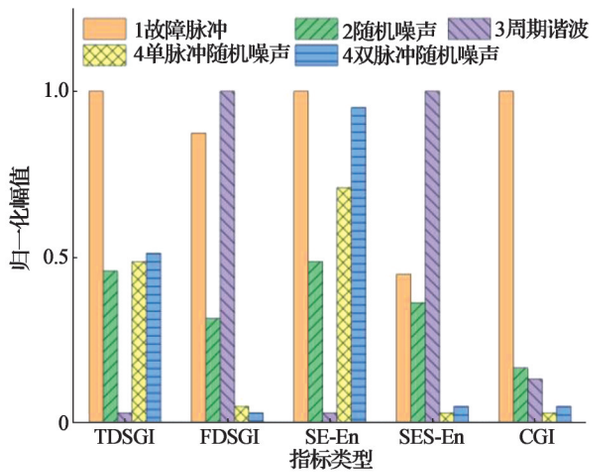


图2　模拟信号的不同指标幅值对比

Fig. 2　Comparison of the amplitude of different indexes for analog signals

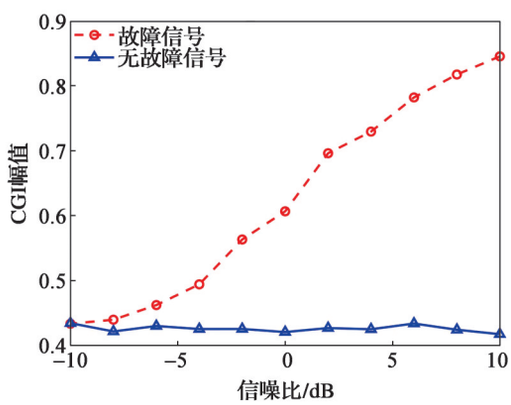


图3　不同信噪比下故障/无故障信号的CGI

Fig. 3　CGI of fault/no-fault signals at different SNR

3　基于SCSO-CGI-MCKFMD的故障诊断算法

参数的选择对MCKFMD的分解效果和效率都会产生较大的影响。为快速获取MCKFMD最优参数，建立以CGI作为适应度函数，使用SCSO算法对MCKFMD中初始滤波器个数K、最终模态数n和滤波器长度L进行自适应快速确定的算法(SCSO-CGI-MCKFMD算法)。其流程为：

步骤1：载入待分析原始振动信号，输入SCSO算法迭代次数和种群个体数。

步骤2：初始化SCSO算法中的个体位置，位置坐标分别代表参数K、n和L。

步骤3：使用上述参数对振动信号进行MCKFMD，取分解得到模态分量CGI最大值作为个体适应度值。

步骤4：更新最大适应度值个体为当前最优个体，其位置为当前最优参数组合。

步骤5：判断迭代次数是否达到最大迭代次数，若达到，则执行步骤6；否则，返回步骤2。

步骤6：使用最优参数组合对信号进行MCKFMD。

步骤7：选取CGI值最大的模态分量作为最优分量。

步骤8：通过希尔伯特包络解调提取故障特征。

基于SCSO-CGI-MCKFMD的故障诊断流程如图4所示。

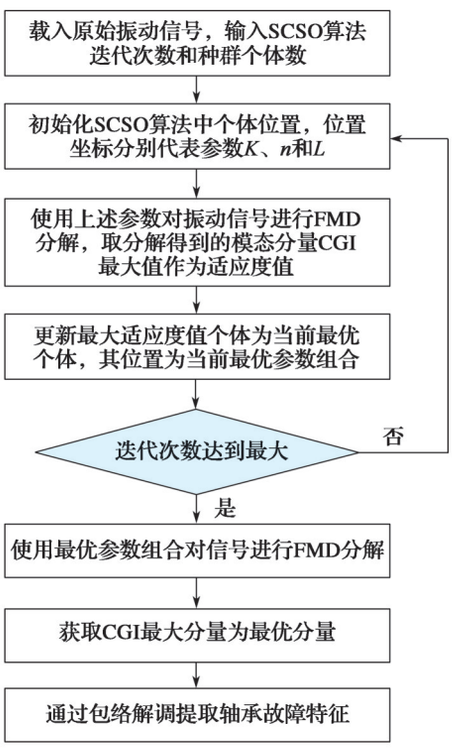


图4 SCSO-CGI-MCKFMD轴承故障诊断流程图

Fig. 4 Flow chart of bearing fault diagnosis using SCSO-CGI-MCKFMD

4 仿真信号分析

4.1 仿真信号验证

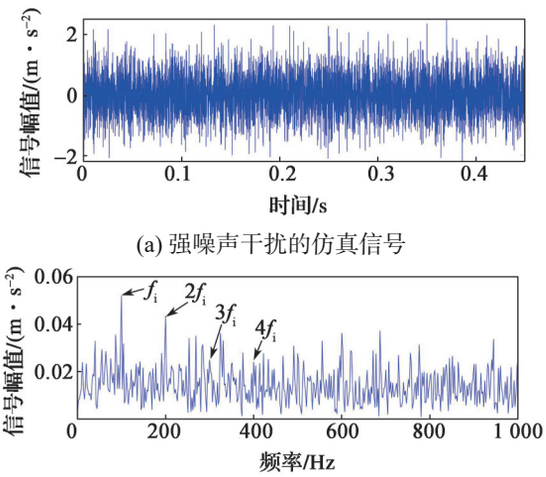
利用轴承故障仿真信号验证所提方法的有效性，基于Laplace小波[式(18)]构建轴承故障仿真信号，轴承故障仿真信号的数学表达式为

$$y(t)=y_1(t)+n(t) \tag{19}$$

式中：$y(t)$为轴承故障仿真信号；$y_1(t)$为周期性冲击信号；$n(t)$为高斯白噪声。

仿真信号的信噪比SNR为−11.77 dB。采样频率为12 kHz，采样点数为5 400。通过以上参数得到的仿真信号如图5所示。其中，图5(a)为添加强噪声干扰的仿真信号时域波形，无明显周期性冲击特征；图5(b)为仿真信号包络谱，故障特征频率f_i=100 Hz，从包络谱中可以辨识出故障特征频率1倍频与2倍频，而其他倍频均被噪声淹没。

使用本文所提SCSO-CGI-MCKFMD方法对仿真信号$y(t)$进行处理。文献[9]对MCKFMD的分析，将模态数量n的寻优范围设置为[1, 3]，防止因分量过多而产生模态冗余；考虑到初始滤波器个数K过大会增大计算负荷，过小会导致分解不充分，因此将其寻优范围设置为[5, 10]；在试验过程中发现滤波器长度L对分解效果和计算速度影响很大，在大于故障周期时一般会表现得更好，因此结合文献[9]的建议与保证算法效率的需求，设置$L\in$[30, 300]，适应度函数均为CGI，种群个数为30，迭代次数为30。信号的滤波效果如图6所示，算法在第19次迭代达到最优适应度0.805 9，最优参数组合为[n, K, L]=[1, 9, 245]。由图6可知，包络谱故障频率的1倍频、2倍频、……、9倍频都清晰可见，并且噪声完全被抑制。



(a) 强噪声干扰的仿真信号

(b) 仿真信号包络谱

图5 轴承故障仿真信号

Fig. 5 Bearing fault simulation signal

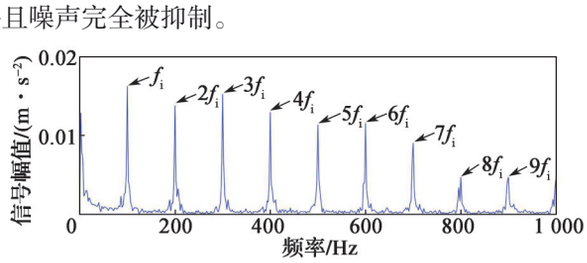


图6 SCSO-CGI-MCKFMD处理结果

Fig. 6 Processing result of SCSO-CGI-MCKFMD

4.2 对比试验验证

为了验证SCSO-CGI-MCKFMD方法的优越性，还对仿真信号进行了SCSO-CGI-VMD和固定参数MCKFMD处理。SCSO-CGI-VMD算法中的分量个数K和惩罚因子α的寻优范围分别设置为[2, 15]和[100, 2 000]，算法在第7次迭代达到最优适应度0.643 3，最优参数组合为[10, 1 750]，最优分量的包络谱如图7所示。分析图7可知，效果不如本文所提方法。固定参数MCKFMD的参数设置为[n, K, L]=[1, 5, 100]，目标模态的包络谱如图8所示。由图8可知，故障特征频率、2倍频、3倍频、4倍频十分突出，但降噪效果不如本文所提出的SCSO-CGI-MCKFMD方法。

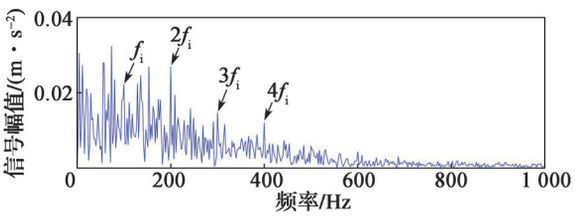


图 7　SCSO-CGI-VMD 处理效果

Fig. 7　Processing result of SCSO-CGI-VMD

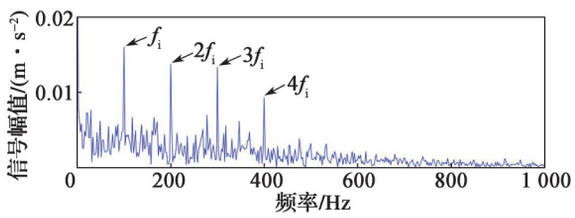


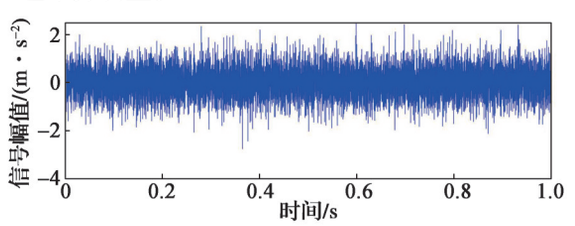
图 8　固定参数 MCKFMD 处理结果

Fig. 8　Processing result of fixed-parameter MCKFMD

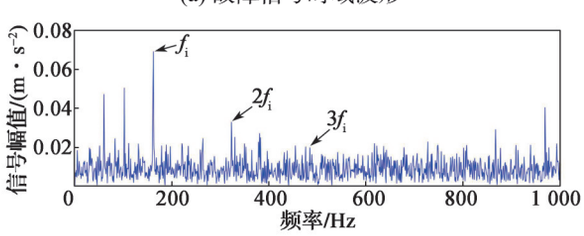
5　试验信号分析

5.1　基于西储大学数据集的效果验证

为进一步验证所提出 SCSO-CGI-MCKFMD 方法针对实际信号的有效性，将其应用于西储大学轴承数据的滚动轴承内圈故障识别。数据来源于凯斯西储大学轴承数据中心，试验轴承为 6205-2RS JEM SKF 深沟球轴承，使用电火花加工得到 0.177 8 mm 的局部单点损伤，试验电机转速为 1 797 r/min，载荷为 0，采样频率为 f_s=12 kHz，采样时间为 1 s。通过计算，得到其转频为 f_r=29.95 Hz，内圈故障特征频率为 f_i=162.2 Hz，为模拟实际工况环境下的背景噪声，向其中添加 SNR 为−5 dB 的高斯白噪声，加噪后振动信号的时域波形和包络谱分别如图 9(a)和图 9(b)所示。虽然可以从包络谱中识别到故障特征频率 1 倍频、2 倍频和 3 倍频，但是背景噪声也十分明显。



(a) 故障信号时域波形



(b) 故障信号包络谱

图 9　滚动轴承内圈故障信号

Fig. 9　Inner race fault signal of rolling bearing

使用本文所提 SCSO-CGI-MCKFMD 方法对信号进行处理，参数设置与前文保持一致：n∈[1, 3]，k∈[5, 10]，L∈[30,300]，最终得到最优的参数取值为[n, K, L]=[1, 9, 298]，此时适应度值为 0.759 1。最优分量的包络谱如图 10 所示。由图 10 可知，轴承内圈故障频率 f_i=162 Hz 及其倍频均清晰可见，降噪效果优异。

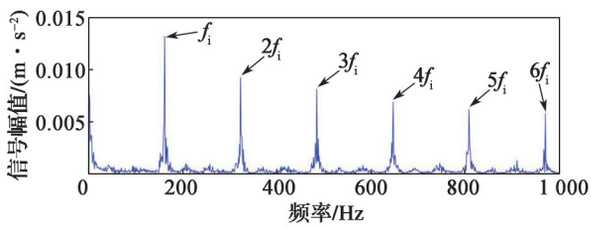


图 10　SCSO-CGI-MCKFMD 处理结果

Fig. 10　Processing result of SCSO-CGI-MCKFMD

5.2　基于西储大学数据集的对比试验验证

对内圈故障信号进行 SCSO-CGI-VMD 分析，参数设置与前文保持一致，最终得到的最优适应度为 0.638 3，最优参数组合为[13, 191]，最优分量的包络谱如图 11 所示。由图 11 可知，虽然噪声被明显抑制，但是在包络谱中仅能识别到故障特征频率 1 倍频 f_i=162 Hz，其他倍频特征均已丢失。固定参数 MCKFMD 的处理结果如图 12 所示，[n, K, L]=[1, 5, 100]。由图 12 可知，虽然故障特征比较明显，但是降噪效果不如本文所提方法。

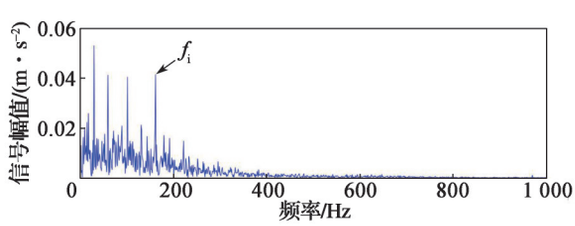


图 11　SCSO-CGI-VMD 处理结果

Fig. 11　Processing result of SCSO-CGI-VMD

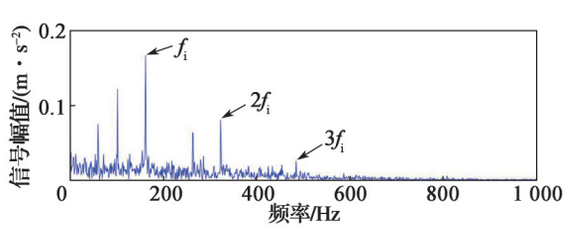


图 12　固定参数 MCKFMD 处理结果

Fig. 12　Processing result of fixed-parameter MCKFMD

5.3　动车组电机轴承台架试验数据验证

将 SCSO-CGI-MCKFMD 方法用于台架试验数据，试验基于速度 350 km/h 复兴号智能配置动车组牵引电机台架试验台，牵引电机型号为 YQ-625，牵引电机固定于试验台上，传感器收集牵引电机传动端振动数据。轴承故障信号采集试验台布置如图 13 所示。试验用故障轴承故障类型为外圈挡边压痕故障。

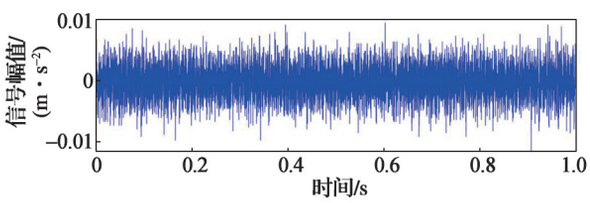


(a) 试验电机 (b) 传感器安装

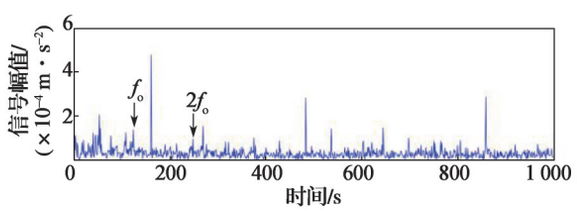
图 13 轴承故障信号采集试验台

Fig. 13 Bearing fault signal acquisition test bench

试验电机转频为 40.18 Hz，采样频率为 10 kHz，外圈理论故障特征频率为 123.05 Hz，数据采样时间为 1 s，收集到的振动信号时域波形与包络谱分别如图 14(a)和图 14(b)所示。由图 14 可知，实际故障特征频率为f_o=124 Hz，属于正常波动范围，而原始信号包络谱中故障特征被强噪声所掩盖。



(a) 故障信号时域波形



(b) 故障信号包络谱

图 14 滚动轴承外圈故障信号

Fig. 14 Outer race fault signal of rolling bearing

使用本文所提出的 SCSO-CGI-MCKFMD 方法对原始故障振动信号进行处理，取 n、K 和 L 的寻优范围分别为 [1, 3]、[5,10]和 [30, 300]，得到最优参数组合为 [n, K, L]=[1, 9, 298]，最优适应度为 0.804 9，滤波结果如图 15 所示。由图 15 可知，从包络谱中能够准确辨别出故障特征频率f_o及其 2 倍频、3 倍频和 4 倍频，噪声得到明显抑制。

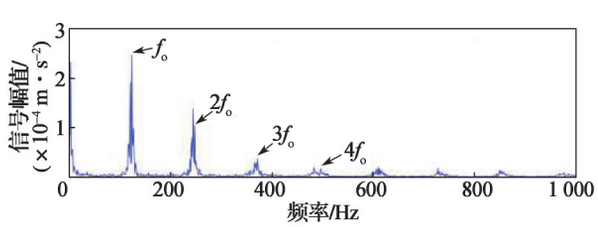


图 15 SCSO-CGI-MCKFMD 处理结果

Fig. 15 Processing result of SCSO-CGI-MCKFMD

5.4 动车组电机轴承台架试验数据对比试验验证

经 SCSO-CGI-VMD 处理后得到的最优分量个数 K 和惩罚因子 α 分别为 15 和 1 030，最大适应度值为 0.662 3，最优分量包络谱如图 16 所示。由图 16 可知，噪声得到部分抑制，但是只能够辨别出故障特征频率f_o。图 17 所示为固定值 MCKFMD 分解得到目标模态的包络谱，[n, K, L]=[1, 5, 100]。由图 17 可知，包络谱无明显故障特征。

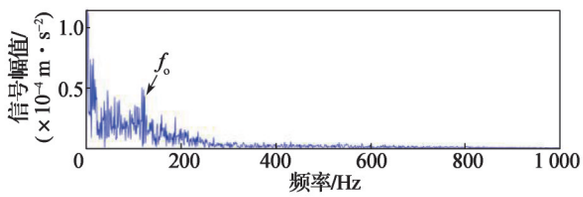


图 16 SCSO-CGI-VMD 处理结果

Fig. 16 Processing result of SCSO-CGI-VMD

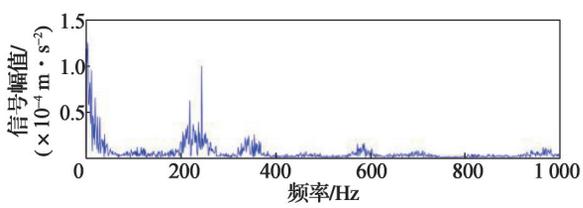


图 17 固定参数 MCKFMD 处理结果

Fig. 17 Processing result of fixed-parameter MCKFMD

6 结论

针对 MCKFMD 方法的分解效果受到分解模态数量 n、初始化滤波器个数 K 和滤波器长度 L 影响的问题，本文提出了基于 CGI 和 MCKFMD 的自适应轴承故障诊断方法，通过仿真和试验验证了所提方法的有效性，进而可以得出结论：①本文提出的 CGI 指标，同时考虑到故障信号周期性特征的时域表现和频域表现，能够十分有效地筛选出周期性脉冲信号；②本文提出的 SCSO-CGI-MCKFMD 算法，将 CGI 指标作为适应度函数，使用 SCSO 算法自动获取 MCKFMD 中的 n、K 和 L，可以有效抑制噪声和增强故障信号的周期性脉冲特征，实现滚动轴承故障诊断。

参考文献：

[1] 贺雅, 胡明辉, 卢子元, 等. 基于改进群延迟估计的同步压缩变换及其在冲击类振动信号提取中的应用[J]. 机械工程学报, 2022, 58(4): 22-33.
HE Ya, HU Minghui, LU Ziyuan, et al. Synchrosqueezing transform based on improved group delay estimation and its application in extracting impulse vibration signal[J]. Journal of mechanical engineering, 2022, 58(4): 22-33.

[2] NI Qing, JI J C, FENG Ke, et al. A novel correntropy-based band selection method for the fault diagnosis of bearings under fault-irrelevant impulsive and cyclostationary interferences[J]. Mechanical systems and signal processing, 2021, 153: 107498.

[3] CHENG Yao, WANG Zhiwei, ZHANG Weihua, et al. Par-

ticle swarm optimization algorithm to solve the deconvolution problem for rolling element bearing fault diagnosis[J]. ISA transactions, 2019, 90: 244-267.

[4] 陈是扦, 彭志科, 周鹏. 信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J]. 机械工程学报, 2020, 56(17): 91-107.
CHEN Shiqian, PENG Zhike, ZHOU Peng. Review of signal decomposition theory and its applications in machine fault diagnosis[J]. Journal of mechanical engineering, 2020, 56(17): 91-107.

[5] HUANG N E, SHEN Zheng, 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.

[6] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in adaptive data analysis, 2009, 1(1): 1-41.

[7] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. IEEE transactions on signal processing, 2013, 61(16): 3999-4010.

[8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE transactions on signal processing, 2014, 62(3): 531-544.

[9] MIAO Yonghao, ZHANG Boyao, LI Chenhui, et al. Feature mode decomposition: new decomposition theory for rotating machinery fault diagnosis[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2023, 70(2): 1949-1960.

[10] 刘宏利, 张晓杭, 邵磊, 等. 基于WOA-VMD及综合评价指标的轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(2): 68-71.
LIU Hongli, ZHANG Xiaohang, SHAO Lei, et al. Bearing fault diagnosis based on WOA-VMD and comprehensive evaluation index[J]. Modular machine tool & automatic manufacturing technique, 2022(2): 68-71.

[11] 张东兴, 杨岗, 周奥, 等. 基于仿真试验和BOA-VMD的轴箱轴承故障特征提取算法研究[J]. 机车电传动, 2022(2): 105-112.
ZHANG Dongxing, YANG Gang, ZHOU Ao, et al. Research on axle-box bearing fault feature extraction algorithm based on simulation test and BOA-VMD[J]. Electric drive for locomotives, 2022(2): 105-112.

[12] WANG Dong. Spectral L2/L1 norm: a new perspective for spectral kurtosis for characterizing non-stationary signals [J]. Mechanical systems and signal processing, 2018, 104: 290-293.

[13] WANG Dong. Some further thoughts about spectral kurtosis, spectral L2/L1 norm, spectral smoothness index and spectral Gini index for characterizing repetitive transients [J]. Mechanical systems and signal processing, 2018, 108: 360-368.

[14] WANG Dong, PENG Zhike, XI Lifeng. The sum of weighted normalized square envelope: a unified framework for kurtosis, negative entropy, Gini index and smoothness index for machine health monitoring[J]. Mechanical systems and signal processing, 2020, 140: 106725.

[15] WANG Dong, PENG Zhike, XI Lifeng. Theoretical and experimental investigations on spectral Lp/Lq norm ratio and spectral Gini index for rotating machine health monitoring [J]. IEEE transactions on automation science and engineering, 2021, 18(3): 1074-1086.

[16] WANG Dong, ZHONG Jingjing, LI Chuan, et al. Box-Cox sparse measures: a new family of sparse measures constructed from kurtosis and negative entropy[J]. Mechanical systems and signal processing, 2021, 160: 107930.

[17] MIAO Yonghao, WANG Jingjing, ZHANG Boyao, et al. Practical framework of Gini index in the application of machinery fault feature extraction[J]. Mechanical systems and signal processing, 2022, 165: 108333.

[18] 钱门贵, 陈涛, 于耀翔, 等. 一种改进基尼指数加权的轴承健康指标构建方法[J/OL]. 中国机械工程: 1-7. (2022-09-08) [2023-02-12]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/42.1294.th.20220907.1021.006.html.
QIAN Mengui, CHEN Tao, YU Yaoxiang, et al. A method for constructing bearing health indicators with improved Gini index weighting[J/OL]. China mechanical engineering: 1-7. (2022-09-08) [2023-02-12]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/42.1294.th.20220907.1021.006.html.

[19] SEYYEDABBASI A, KIANI F. Sand cat swarm optimization: a nature-inspired algorithm to solve global optimization problems[J]. Engineering with computers, 2023, 39(4): 2627-2651.

收稿日期：2023-05-04