

基于 CYCBD 和麻雀搜索算法的滚动轴承 故障特征提取方法

丛晓¹, 李根²

(1. 山东商务职业学院 智能制造学院, 山东 烟台 264001; 2. 海军航空大学, 山东 烟台 264001)

摘要: **目的** 解决在较强的噪声环境下最大二阶循环平稳盲解卷积 (Maximum Second Order Cyclostationary Blind Deconvolution, CYCBD) 算法在滚动轴承故障特征提取时效果欠佳的问题, 为滚转尾翼导弹的尾翼滚动轴承故障诊断提供方法参考。 **方法** 提出一种利用麻雀搜索算法 (Sparrow Search Algorithm, SSA) 优化 CYCBD 算法的方法, 将 CYCBD 算法解卷积的包络谱熵作为 SSA 寻优的适应度函数, 利用 SSA 高效地寻找出合适的循环频率以及滤波器长度, 选择自适应参数后, 再使用 CYCBD 算法有效解卷得到周期脉冲特征。 **结果** 同时对比 SSA 优化 CYCBD 前后进行故障特征提取的包络谱图, CYCBD 的噪声幅值不超过 0.13 m/s^2 , 峰值不超过 0.29 m/s^2 , 用 SSA 优化 CYCBD 的噪声幅值不超过 0.08 m/s^2 , 峰值不超过 0.32 m/s^2 , 故障频率成分更加突显, 无论是噪声幅度, 还是峰值幅度特性, 均较 CYCBD 有了较大改善。 **结论** 仿真实验验证了 SSA 优化 CYCBD 方法能够更加清晰地辨识到故障特征频率及其倍频成分, 其具有良好的工程应用前景。

关键词: 滚动轴承; 故障特征提取; 麻雀搜索算法; CYCBD; 滚转尾翼导弹; 强噪声

中图分类号: TP206

文献标识码: A

文章编号: 1672-9242(2022)08-0036-06

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2022.08.006

Fault Feature Extraction Method of Rolling Bearing Based on CYCBD and Sparrow Search Algorithm

CONG Xiao¹, LI Gen²

(1. Intelligent Manufacturing College, Shandong Business Institute, Shandong Yantai 264001, China;

2. Naval Aeronautical University, Shandong Yantai 264001, China)

ABSTRACT: The paper aims to solve the problem that the effect of maximum second-order cyclostationary blind deconvolution (CYCBD) algorithm in rolling bearing fault feature extraction is not good in strong noise environment, and provide a method reference for rolling bearing fault diagnosis of rolling tail missile. A method using sparrow search algorithm (SSA) to optimize CYCBD algorithm is proposed. The envelope spectral entropy of deconvolution of CYCBD algorithm is taken as the fitness function of SSA optimization. The appropriate cycle frequency and filter length are efficiently found by SSA. After adap-

收稿日期: 2022-07-20; 修订日期: 2022-08-08

Received: 2022-07-20; Revised: 2022-08-08

基金项目: 国家自然科学基金 (51975580)

Fund: The National Natural Science Foundation of China (51975580)

作者简介: 丛晓 (1972—), 女, 副教授, 主要研究方向为检测技术与自动化装置。

Biography: CONG Xiao (1972-), Female, Associate professor, Research focus: detection technology and automation device.

通讯作者: 李根 (1992—), 男, 博士研究生, 助理工程师, 主要研究方向为装备故障自动检测。

Corresponding author: LI Gen (1992-), Male, Doctoral candidate, Assistant engineer, Research focus: automatic equipment fault detection.

引文格式: 丛晓, 李根. 基于 CYCBD 和麻雀搜索算法的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 装备环境工程, 2022, 19(8): 036-041.

CONG Xiao, LI Gen. Fault Feature Extraction Method of Rolling Bearing Based on CYCBD and Sparrow Search Algorithm [J]. Equipment Environmental Engineering, 2022, 19(8): 036-041.

tive parameter selection, CYCBD algorithm is used to effectively deconvolute to obtain periodic pulse characteristics. At the same time, the envelope spectrum of fault feature extraction before and after SSA optimization CYCBD is compared. The noise amplitude of CYCBD is not more than 0.13 m/s^2 , and the peak value is not more than 0.29 m/s^2 . The noise amplitude of CYCBD optimized by SSA is not more than 0.08 m/s^2 , and the peak value is not more than 0.32 m/s^2 . The fault frequency component is more prominent, and the noise amplitude and peak amplitude characteristics are greatly improved compared with CYCBD. The simulation results verify that the SSA optimized CYCBD method can more clearly identify the fault characteristic frequency and its frequency doubling components, and it has a good engineering application prospect.

KEY WORDS: rolling bearing; fault feature extraction; sparrow search algorithm; CYCBD; rolling tail missile; strong noise

滚动轴承是一种非常重要的零部件,在各种旋转机械中被广泛使用,它的工作状态对整个设备而言至关重要。有相关数据表明,由滚动轴承损坏而引发的故障数占整个旋转机械故障总数的比例超过 30%^[1]。此外,近年来,国内不少机构投入到滚转尾翼导弹的研究之中,并成功进行了试飞验证^[2]。当固定尾翼改为了自由滚转尾翼之后,尾翼机构处于长时间高强度运转状态,尾翼滚动轴承作为滚转尾翼机构内部的核心重要部件,其对于保持导弹平稳安全飞行非常关键,对其进行故障特征提取判读对于保证滚转尾翼导弹的可靠性至关重要,这也要求需要有更加有效的方法对其进行故障特征提取。由于振动分析相较于其他一些分析方法具有受干扰影响小、实现起来相对容易等优点,所以其在滚动轴承故障特征提取中运用得较为广泛。然而,在对滚动轴承进行振动分析中,故障诊断早期,故障所产生的周期冲击信号是不明显的,在强噪声之中不易被辨别,这对故障特征提取而言是一个挑战。因此,在强环境噪声情形下提取故障特征成为了一个重要研究方向。

一些学者已经提出了有效的方法来提取滚动轴承的故障特征,比如共振解调^[3-7]、经验模态分解^[8]、小波变换^[9]、变分模态分解^[10-11]、盲源分离^[12-13]等。这些方法在一般场景下表现出了不错的效果,但在强背景噪声场景下,使用这些方法并不能达到使人满意的结果。文献[14]中说明最小熵解卷积 (Minimum Entropy Deconvolution, MED) 是以峭度作为核心指标进行解算的方法,但是对于故障信号周期性并没有有效加以利用。正是由于这个原因,当噪声信号的峭度值比故障信号对应值更大时, MED 方法将不能有效识别对应特征。

2018年, Buzzoni 等学者^[14]首次提出了最大二阶循环平稳盲解卷积 (Maximum Second Order Cyclostationary Blind Deconvolution, CYCBD) 算法,并且将其成功地运用到对旋转机械的故障诊断之中。该算法是一种新的基于最大二阶循环指标的盲解卷积方法。循环平稳指标是早期故障检测与识别方面一个较为稳健而又敏感指标。CYCBD 相比于 MED、MCKD、OMEDA 及 MOMEDA 等方法具有更强的故障特征提取能力^[14]。在脉冲噪声较大的情形下,相比其

他盲解卷积方法, CYCBD 的解卷积效果更好。然而, CYCBD 的性能取得比较依赖于循环频率和滤波器长度这两个参数,一般由先验知识、经验等预先进行人工设置或者由算法寻优得到。因此,研究者们进行了 CYCBD 算法优化方面的尝试。刘宇涛等^[15]提出了使用粒子群优化 CYCBD 的方法。黄包裕等^[16]提出了布谷鸟搜索算法优化 CYCBD 的方法。二者在故障诊断中均取得了不错的效果。

群智能优化算法是一种利用生物群体行为实现优化的随机方法,为寻优问题开辟了一条崭新的路径。群智能优化算法实现简便,适应能力强,具备较强的搜索能力,同时也具有不错的稳定性^[17]。近年来,群智能优化算法不断发展,在 2020 年,麻雀搜索算法 (Sparrow Search Algorithm, SSA)^[18]被首次提出来,该算法拥有比较强大的寻优能力,已有研究人员成功将其与其他一些故障提取方法结合使用。本文考虑使其与本身具有较强故障特征提取能力的 CYCBD 方法相结合,提出一种基于 SSA 优化 CYCBD 算法的方法,用以解决强噪声状态滚动轴承故障特征难以得到有效提取的问题,进而实现对导弹尾翼滚动轴承这类对可靠性要求较高的轴承的故障特征进行提取。本方法的核心是由 SSA 自动寻找出合适的循环频率以及滤波器的长度,使 CYCBD 能解卷积得出较好的效果。

1 CYCBD 算法

CYCBD 方法想要实现从较复杂的观测信号中找寻出故障特征信号,也就是从原始被测量信号 \mathbf{x} 中恢复出输入信号 s_0 , 它的解卷积过程可以表示为:

$$\mathbf{s} = \mathbf{x} * \mathbf{h} = (\mathbf{s}_0 * \mathbf{g}) * \mathbf{h} \approx \mathbf{s}_0 \quad (1)$$

式 (1) 中: \mathbf{s} 为估计的源信号; \mathbf{x} 为被测信号; \mathbf{h} 为逆滤波器; \mathbf{s}_0 为输入源信号; \mathbf{g} 为脉冲响应函数; $*$ 为卷积算子符号。

将式 (1) 写成矩阵形式:

$$\mathbf{s} = \mathbf{Xh} \quad (2)$$

再将其进一步分解, 变化为:

$$\begin{pmatrix} s[N-1] \\ \vdots \\ s[L-1] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x[N-1] & \cdots & x[0] \\ \vdots & & \vdots \\ x[L-1] & \cdots & x[L-N-2] \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h[0] \\ \vdots \\ h[N-1] \end{pmatrix} \quad (3)$$

式(3)中: s 为离散信号; L 为 s 的长度; h 为逆滤波器; N 为 h 的长度。由此新型二阶循环平稳性指标 ICS_2 可以表达成广义Rayleigh熵的形式^[13], 如式(4)所示。

$$ICS_2 = \frac{\mathbf{h}^H \mathbf{X}^H \mathbf{W} \mathbf{X} \mathbf{h}}{\mathbf{h}^H \mathbf{X}^H \mathbf{X} \mathbf{h}} = \frac{\mathbf{h}^H \mathbf{R}_{\text{xxw}} \mathbf{h}}{\mathbf{h}^H \mathbf{R}_{\text{xx}} \mathbf{h}} \quad (4)$$

式(4)中: \mathbf{h}^H 表示对 \mathbf{h} 的共轭转置运算; \mathbf{R}_{xx} 表示相关矩阵; \mathbf{R}_{xxw} 则表示为加权相关矩阵。加权矩阵 \mathbf{W} 表达式为:

$$\mathbf{W} = \text{diag} \left(\frac{P[|s|^2]}{s^H s} \right) (L-N+1) = \begin{pmatrix} \ddots & & & 0 \\ & P[|s|^2] & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \ddots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (L-N+1) \\ \vdots \\ \sum_{l=N-1}^{L-1} |s|^2 \end{pmatrix} \quad (5)$$

式(5)中: $P[|s|^2]$ 为所观察到信号中包含 $|s|^2$ 的周期分量, 其表达式见式(6)。

$$P[|s|^2] = \frac{1}{L-N+1} \sum_k \mathbf{e}_k (\mathbf{e}_k^H |s|^2) = \frac{\mathbf{E} \mathbf{E}^H |s|^2}{L-N+1} \quad (6)$$

式(6)中 \mathbf{E} 的表达式为:

$$\mathbf{E} = (\mathbf{e}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{e}_k \quad \cdots \quad \mathbf{e}_K) \quad (7)$$

其中, \mathbf{e}_k 的表达式为:

$$\mathbf{e}_k = \begin{pmatrix} e^{-j2\pi \frac{k}{T_s} (N-1)} \\ \vdots \\ e^{-j2\pi \frac{k}{T_s} (L-1)} \end{pmatrix} \quad (8)$$

式(8)中: k 为样本数量; T_s 为故障周期。循环频率 α 定义为^[13]:

$$\alpha = \frac{k}{T_s} \quad (9)$$

此时, 矢量 \mathbf{e}_k 中任意某一项的上标中, $k(N-1)/T_s$ 可以改写成 $k f_s t_{N-1}/T_s$ 。其中, t_{N-1} 为第 $N-1$ 个数据所对应的时间, f_s 为采样的频率, f_s/T_s 为故障特征频率。

最大 ICS_2 值经由求解广义特征值来取得, 并且最大的特征值 λ 与最大的 ICS_2 值相对应^[14]。

$$\mathbf{R}_{\text{xxw}} \mathbf{h} = \mathbf{R}_{\text{xx}} \mathbf{h} \lambda \quad (10)$$

最大 ICS_2 值需经由迭代取得, 它的具体过程为:

1) 初始化滤波器 \mathbf{h} , 以获得滤波器系数; 2) 使用输入信号 \mathbf{X} 与滤波器 \mathbf{h} 来计算加权矩阵 \mathbf{W} ; 3) 算出式(10)得出的最大特征值 λ 与其所对应的滤波器 \mathbf{h} ; 4) 返回到步骤2), 利用新得的滤波器 \mathbf{h} 进行再次运算, 直到处于收敛状态为止。

2 SSA-CYCBD 算法

2.1 SSA 算法

SSA 算法, 即麻雀搜索算法, 它是参考麻雀种群生存特点而提出的优化算法。麻雀群体中分别有作为发现者、追随者和警戒者的麻雀, 它们分别具有不同的行为特征, 这些特征运用到算法中表现出了一些优异的特性。也就是其能够避免仅达到局部最优, 全局和局部都能得到很好的兼顾。其收敛时间和精度表现都比较优异^[18]。

在 SSA 算法中, 模拟麻雀寻找食物的过程, n 只麻雀组成的种群可表示为矩阵 \mathbf{X} :

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,d} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{n,1} & \cdots & x_{n,d} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式(11)中: d 为等待被优化变量的维数; n 为麻雀的数量。整个群体的适应度值为:

$$\mathbf{F}_X = \begin{bmatrix} f([x_{1,1} \quad x_{1,2} \quad \cdots \quad x_{1,d}]) \\ f([x_{2,1} \quad x_{2,2} \quad \cdots \quad x_{2,d}]) \\ \vdots \\ f([x_{n,1} \quad x_{n,2} \quad \cdots \quad x_{n,d}]) \end{bmatrix} \quad (12)$$

SSA 中定义, 适应度值相对较高的发现者能够更加优先得到食物。发现者不仅给自己搜寻食物, 也为种群中追随者提供了食物方向, 发现者比追随者的搜索半径更大。发现者的位置更新方程见式(13)。

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1}(\text{发现者}) = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t \times \exp\left(\frac{-i}{\xi \times \text{iter}_{\max}}\right), & R_2 < ST \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + q \times \mathbf{L}, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (13)$$

式中: t 为当前迭代数, $j=1,2,3,\dots,d$; iter_{\max} 为最大迭代次数, iter_{\max} 为一个常值; $\mathbf{X}_{i,j}$ 表示为第 i 只麻雀在第 j 维中的位置状态信息; ξ 是一个随机数, $\xi \in ([0,1])$; $R_2 (R_2 \in [0,1])$ 表示预警值; ST 表示安全值, $ST \in [0.5,1]$; q 也是一个随机数, 并且其服从正态分布; \mathbf{L} 表示 $1 \times d$ 的矩阵, 矩阵中的元素均为 1。

当 $R_2 < ST$ 时, 麻雀所处环境没有天敌进行捕食, 麻雀中的发现者可放心大范围食物搜寻。当 $R_2 \geq ST$ 时, 种群内部某些麻雀发现周围环境有了天敌, 并且向种群内别的麻雀发出了预警, 这时整个种群都需要快速离开, 并到新的安全区域寻找食物。

对于追随者来说, 它们则会一直紧盯发现者。当追随者察觉到发现者已经寻觅到更多更好的食物, 它们将马上去争抢食物。如果抢夺成功, 它们就能够得到食物, 否则的话, 就需要继续关注发现者搜寻食物。追随者的位置更新方程为:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1}(\text{追随者}) = \begin{cases} q \times \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{\text{worst}}^t - \mathbf{X}_{i,j}^t}{i^2}\right), i > \frac{n}{2} \\ \mathbf{X}_p^t + |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_p^t| \times \mathbf{A}^+ \times \mathbf{L}, i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (14)$$

式中: \mathbf{X}_p 是目前发现者中的最优位置; $\mathbf{X}_{\text{worst}}$ 是目前群体中的最差位置; \mathbf{A} 是 $1 \times d$ 形式的矩阵列, \mathbf{A} 中元素随机为 1 或 -1, 且存在关系式 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1}$ 。当 $i > n/2$ 时, 适应度值较低的第 i 个追随者未能得到食物, 它需转移到其他位置寻找食物。

种群中警戒者的初始位置在麻雀种群内部随机而来, 方程式可表达为:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1}(\text{警戒者}) = \begin{cases} \mathbf{X}_{\text{best}}^t + \beta \times |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_{\text{best}}^t|, f_i > f_g \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + K \times \left[\frac{\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_{\text{worst}}^t}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right], f_i = f_g \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{X}_{\text{best}}^t$ 为目前群体中的最优位置; β 为随机步长, 其服从 $(0,1)$ 正态分布; K 为随机数, $K \in [-1,1]$, 同时表示移动的方向和步长; f_i 指目前个体的适应度值; f_g 与 f_w 则分别指目前全局最好与最差的适应度值。 ε 是为防止分母为零而添加的常数^[19]。

当 $f_i > f_g$ 的时候, 这时的麻雀处在群体边缘位置, 极易受到天敌袭击。当 $f_i = f_g$ 的时候, 此时处在种群中间的麻雀察觉到了风险, 需靠近其他麻雀来尽可能降低自身风险。

麻雀搜索算法实现的主要步骤为: 1) 对麻雀的数量进行初始化, 并定义好相关参量; 2) 对适应度值排序, 找到当前种群中分别拥有最佳与最差适应度的麻雀个体; 3) 用式(13)更新适应度值居前的“发现者”的位置; 4) 用式(14)更新适应度值居后的“追随者”的位置; 5) 用式(15)随机更新部分“警戒者”的位置; 6) 到当前更新后的位置; 7) 如果新的位置相比旧的位置更优, 则将旧位置进行更新运算; 8) 重复运算步骤3)~7); 9) 输出最佳适应度值与个体。

2.2 SSA 优化 CYCBD

CYCBD的解算效果比较依赖于参数的选取, CYCBD的参数选取包括循环频率和滤波器长度。利用SSA对循环频率和滤波器长度寻优后, 再用CYCBD进行计算, 进而达到更好的解算效果。

在处理过程中, 将CYCBD算法解卷积的包络谱熵用为SSA算法寻优的适应度函数, 这个值的大小能够反映出振动信号均匀周期性的冲击^[20]。为判断SSA优化的结果, 以最小的包络谱熵值为依据, 见式(16)^[21]。

$$E = -\sum_{k=1}^N p_k \lg p_k \quad (16)$$

式中: p_k 表示包络谱概率分布密度。

把CYCBD的参数滤波器长度 L 和循环频率 α 的取值范围映射为SSA中的群体活动空间, $\mathbf{X}_i = [L_i, \alpha_i]$ 指麻雀 i 所处的位置。这时 \mathbf{X}_i 处食物浓度(即 $[L_i, \alpha_i]$ 对应的 E 值)的表达式为 $F_i = E(\mathbf{X}_i)$ 。SSA-CYCBD算法中, 对于参数 L 和 α 而言, 它们的选择过程如下所述。

1) 设定SSA的参数以及CYCBD参数的寻求区间范围。初始定义种群中有30只麻雀, 最大的迭代次数为30, 麻雀种群中发现者在总数中的占比为20%, 警戒者的占比为10%, 安全值 ST 为0.6。设置CYCBD滤波器长度 $L \in [10, 200]$, 循环频率 $\alpha \in [10, 100]$ 。

2) 对麻雀所处位置初始化。随机性产生一定数量的参数组合 $[L, \alpha]$, 将其作为麻雀的初始位置, 并且计算出所有麻雀对应位置的适应度值, 进而得到初始种群当中的最优个体 i_{best} 及其位置 \mathbf{X}_{best} ^[21]。

3) 更新麻雀群体位置, 包括发现者、追随者与警戒者的位置。在迭代时对比 $E(\mathbf{X}_i)$ 的大小, 更新最优个体 i_{best} 及其在空间中的位置 \mathbf{X}_{best} 。

4) 如果达到了最大迭代次数, 就不再进行迭代, 得到最优解, 如果未能达到就转回至步骤3)。

2.3 故障信号提取流程

利用SSA-CYCBD方法达到CYCBD参数值的自适应提取, 能够尽可能地发挥CYCBD在特征提取之中的优点。其流程主要为:

1) 根据轴承的相关参数, 计算得到轴承部件的故障特征频率 f 、故障周期 $T = f_s / f$ 和故障脉冲间隔时间 $\Delta T = 1 / f$ 。

2) 对SSA参数进行初始化设定, 以及设置CYCBD参数寻求区间范围, SSA和CYCBD的参数设置与2.2节的步骤1)一样。

3) 进行SSA运算, 解卷积得到包络谱熵, 并将其用作适应度函数, 寻求CYCBD的最优参数。

4) 利用寻到的最优 $[L, \alpha]$ 组合, 得到最优的解卷积信号。

5) 对解卷积信号用包络解调处理, 得到故障的特征频率。

3 仿真分析

3.1 仿真条件

为了验证方法的有效性, 以某滚动轴承故障数据开展仿真验证。这个滚动轴承内圈呈现裂纹状态, 已知采样频率为 f_s 为 20 000 Hz, 输出轴转速为 280 r/min,

轴承的型号为SKF61904。经过计算得到，内圈故障特征频率为 $f_i=30.21$ Hz，故障脉冲间隔为 $\Delta T=0.029$ s，选择分析的数据点数为20 000个，仿真过程中对噪声干扰进行了加强。

3.2 仿真结果及分析

因为存在强噪声的干扰影响（如图1所示），测量信号的时域波形相对比较复杂，并不能够直接看出周期性的冲击特性。包络谱图见图2，通过观察也无法直接提取到相关的特征频率。

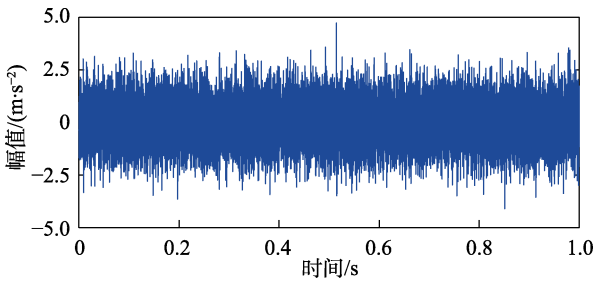


图1 测量信号时域波形
Fig.1 Time domain waveform of measurement signal

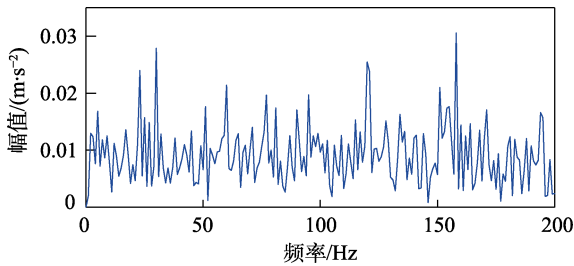


图2 测量信号包络谱图
Fig.2 Envelope spectrum of measurement signal

直接使用CYCBD方法对信号进行处理后，发现强噪声干扰下CYCBD对时域波形无法进行比较明显的观察，如图3所示。然而，对于包络谱已经能实现比较明显的观察，如图4所示。

使用SSA-CYCBD对信号进行处理，会发现相比于CYCBD方法，其对时域图形能得到非常明显的观察，如图5所示。同时对比2种方法的包络谱图（图4、6），图4的噪声幅值为不超过0.13 m/s^2 ，峰值不超过0.29 m/s^2 ，图6的噪声幅值为不超过0.08 m/s^2 ，峰值不

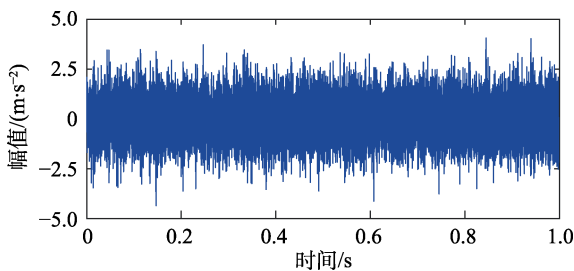


图3 CYCBD处理后的时域图
Fig.3 Time domain diagram after cycbdc processing

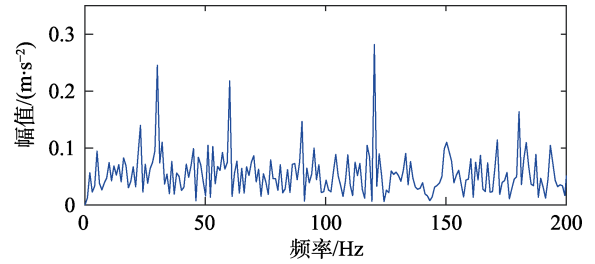


图4 CYCBD处理后的包络谱图
Fig.4 Envelope spectrum after cycbdc processing

超过0.32 m/s^2 ，故障频率成分更加突显。另外可以发现，图6的包络谱能够更加清晰地辨识到内圈故障特征频率 f_i 及其倍频成分，无论是噪声幅度还是峰值幅度特性均较CYCBD有了较大改善。

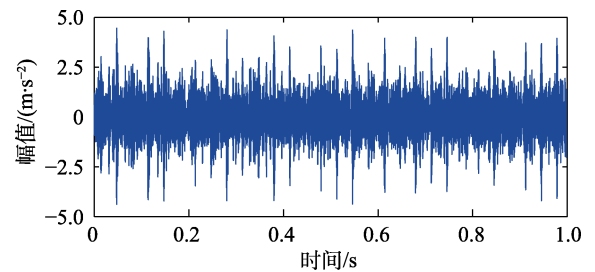


图5 SSA-CYCBD增强后的时域图
Fig.5 Time domain diagram after ssa-cycbdc enhancement

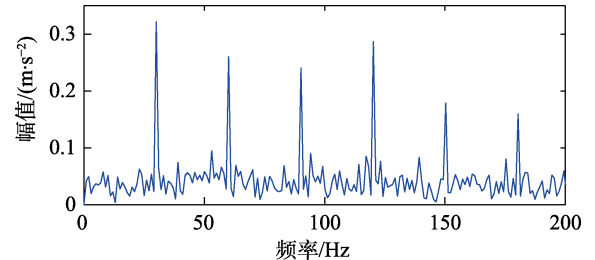


图6 SSA-CYCBD增强后的包络谱图
Fig.6 Envelope spectrum of ssa-cycbdc after enhancement

4 结语

所提的滚动轴承故障特征提取方法SSA-CYCBD算法，能够有效改善故障特征提取噪声幅度和峰值幅度特性。基于麻雀搜索算法优化的自适应参数选择可以有效帮助CYCBD解卷出周期脉冲特征，提取到的轴承故障特征频率更加清晰，更加丰富，对于解决滚转尾翼导弹的轴承故障特征提取问题能提供重要方法参考，具有较好的工程应用前景。

参考文献：

[1] RAI A, UPADHYAY S H. A Review on Signal Processing Techniques Utilized in the Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings[J]. Tribology International, 2016, 96: 289-306.

- [2] 张晓旻, 卢山, 王小妮. 飞行器滚转尾翼设计[J]. 兵器装备工程学报, 2017, 38(6): 40-43.
ZHANG Xiao-min, LU Shan, WANG Xiao-ni. Design and Test of Rolling Tail for Flight Vehicle[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2017, 38(6): 40-43.
- [3] BARSZCZ T, JABŁOŃSKI A. A Novel Method for the Optimal Band Selection for Vibration Signal Demodulation and Comparison with the Kurtogram[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(1): 431-451.
- [4] ANTONI J. The Infogram: Entropic Evidence of the Signature of Repetitive Transients[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 73-94.
- [5] MOSHREFZADEH A, FASANA A. The Autogram: An Effective Approach for Selecting the Optimal Demodulation Band in Rolling Element Bearings Diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 294-318.
- [6] NI Qing, WANG Ke-sheng, ZHENG Jin-de. Rolling Element Bearings Fault Diagnosis Based on a Novel Optimal Frequency Band Selection Scheme[J]. IEEE Access, 2019, 7: 80748-80766.
- [7] SMITH W A, BORGHESEANI P, NI Qing, et al. Optimal Demodulation-Band Selection for Envelope-Based Diagnostics: A Comparative Study of Traditional and Novel Tools[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 134: 106303.
- [8] WANG Jun, DU Gui-fu, ZHU Zhong-kui, et al. Fault Diagnosis of Rotating Machines Based on the EMD Manifold[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 135: 106443.
- [9] 王普, 李天垚, 高学金, 等. 分层自适应小波阈值轴承故障信号降噪方法[J]. 振动工程学报, 2019, 32(3): 548-556.
WANG Pu, LI Tian-yao, GAO Xue-jin, et al. Bearing Fault Signal Denoising Method of Hierarchical Adaptive Wavelet Threshold Function[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(3): 548-556.
- [10] YAN Xiao-an, JIA Min-ping. Application of CSA-VMD and Optimal Scale Morphological Slice Bispectrum in Enhancing Outer Race Fault Detection of Rolling Element Bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 56-86.
- [11] HUANG Yan, LIN Jian-hui, LIU Ze-chao, et al. A Modified Scale-Space Guiding Variational Mode Decomposition for High-Speed Railway Bearing Fault Diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 444: 216-234.
- [12] 祝小彦, 王永杰. 基于 MOMEDA 与 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(6): 104-110.
ZHU Xiao-yan, WANG Yong-jie. Fault Diagnosis of Rolling Bearings Based on the MOMEDA and Teager Energy Operator[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(6): 104-110.
- [13] CHENG Yao, CHEN Bing-yan, MEI Gui-ming, et al. A Novel Blind Deconvolution Method and Its Application to Fault Identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 460: 114900.
- [14] BUZZONI M, ANTONI J, D'ELIA G. Blind Deconvolution Based on Cyclostationarity Maximization and Its Application to Fault Identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 432: 569-601.
- [15] 刘宇涛, 孙虎儿. 基于粒子群优化的 CYCBD 在滚动轴承故障特征提取的应用研究[J]. 机械传动, 2021, 45(2): 171-176.
LIU Yu-tao, SUN Hu-er. Study on Application of CYCBD Based on PSO in Fault Feature Extraction of Rolling Bearing[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2021, 45(2): 171-176.
- [16] 黄包裕, 张永祥, 赵磊. 基于布谷鸟搜索算法和最大二阶循环平稳盲解卷积的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(9): 99-107.
HUANG Bao-yu, ZHANG Yong-xiang, ZHAO Lei. Research on Fault Diagnosis Method of Rolling Bearings Based on Cuckoo Search Algorithm and Maximum Second Order Cyclostationary Blind Deconvolution[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(9): 99-107.
- [17] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用——麻雀搜索算法[D]. 上海: 东华大学, 2020.
XUE Jian-kai. Research and Application of a Novel Swarm Intelligence Optimization Technique — Sparrow Search Algorithm[D]. Shanghai: Donghua University, 2020.
- [18] XUE Jian-kai, SHEN Bo. A Novel Swarm Intelligence Optimization Approach: Sparrow Search Algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [19] 李建宏. 基于智能优化算法的 BP 神经网络图像复原[D]. 成都: 西华大学, 2021.
LI Jian-hong. BP Neural Network Image Restoration Based on Intelligent Optimization Algorithm[D]. Chengdu: Xihua University, 2021.
- [20] LYU Xuan, HU Zhan-qi, ZHOU Hai-li, et al. Application of Improved MCKD Method Based on QGA in Planetary Gear Compound Fault Diagnosis[J]. Measurement, 2019, 139: 236-248.
- [21] 张守京, 慎明俊, 杨静雯, 等. 采用参数自适应最大相关峭度解卷积的滚动轴承故障特征提取[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(3): 75-83.
ZHANG Shou-king, SHEN Ming-jun, YANG Jing-wen, et al. A Fault Feature Extraction Method of Rolling Bearings Based on Parameter Adaptive Maximum Correlation Kurtosis Deconvolution[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(3): 75-83.

责任编辑: 刘世忠