

基于 SVD 和 SSA-VMD 降噪的轴承故障特征提取

邢芷恺¹, 刘永葆¹, 霍玉鑫², 王 强¹

(1. 海军工程大学 动力工程学院, 湖北 武汉 430033; 2. 中国船舶重工集团公司第 703 研究所, 黑龙江 哈尔滨 150078)

摘 要: 针对强噪声背景下轴承故障特征提取困难的问题, 提出一种基于奇异值分解和参数优化变分模态分解联合降噪的轴承故障特征提取方法 (SSVMD): 首先, 对原始信号进行奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 处理, 运用奇异值差分谱法选取有效奇异值并将原始信号重构得到初步降噪信号; 其次, 为防止故障信息丢失, 将残余信号进行麻雀算法 (Sparrow Search Algorithm, SSA) 优化的变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD) 算法处理, 得到最佳的模态个数 K 和惩罚参数 α , 选取峭度值最大、包络熵最小的 IMF 分量与初步降噪信号叠加得到最终降噪信号, 并对信号进行包络分析; 最后, 通过仿真和试验数据分析得出, 该方法能在信噪比很低的情况下降低噪声含量并提取轴承故障特征, 为设备的状态监测和故障诊断提供理论依据。

关 键 词: 强噪声背景; 联合降噪; 特征提取; 奇异值分解

中图分类号: TH133.3 文献标识码: A DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2022.09.022

[引用本文格式] 邢芷恺, 刘永葆, 霍玉鑫, 等. 基于 SVD 和 SSA-VMD 降噪的轴承故障特征提取[J]. 热能动力工程, 2022, 37(9): 178-187. XING Zhi-kai, LIU Yong-bao, HUO Yu-xin, et al. Bearing fault feature extraction based on SVD and SSA-VMD de-noising[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022, 37(9): 178-187.

Bearing Fault Feature Extraction based on SVD and SSA-VMD De-noising

XING Zhi-kai¹, LIU Yong-bao¹, HUO Yu-xin², WANG Qiang¹

(1. College of Power Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan, China, Post Code: 430033;
2. No. 703 Research Institute of CSSC, Harbin, China, Post Code: 150078)

Abstract: Aiming at the difficulty of bearing fault feature extraction under strong noise background, a combined denoised bearing fault feature extraction method based on singular value decomposition and variational mode decomposition of parameter optimization (SSVMD) was proposed in this paper. Firstly, the original signal was processed with singular value decomposition (SVD). The method used the singular value difference spectrum to select effective singular values, and reconstructed the original signal to obtain the preliminary denoised signal. Secondly, to prevent the loss of fault information, the residual signal was processed by the variational mode decomposition (VMD) optimized by sparrow search algorithm (SSA), the optimal number of modes K and penalty parameters α were obtained. The IMF component with the maximum kurtosis value and the minimum envelope entropy was selected to overlay with the preliminary denoised signal to obtain the final denoised signal, and the envelope analysis of the signal was carried out. Finally, the simulation and experimental data analyses were carried out. The results show

收稿日期: 2022-03-24; 修订日期: 2022-05-27

基金项目: 国家科技重大专项 (J2019-IV-0021, J2019-I-0012); 湖北省自然科学基金 (2020CFB536)

Fund-supported Project: National Science and Technology Major Project (J2019-IV-0021, J2019-I-0012); Natural Science Foundation of Hubei Province (2020CFB536)

作者简介: 邢芷恺 (1997-), 男, 辽宁葫芦岛人, 海军工程大学硕士研究生。

通讯作者: 刘永葆 (1967-), 男, 山东淄博人, 海军工程大学教授。

that this method can effectively reduce the noise content and extract the bearing fault feature under the condition of a low signal-to-noise ratio, to provide a theoretical basis for equipment condition monitoring and fault diagnosis.

Key words: strong noise background, combined de-noising, feature extraction, singular value decomposition

引 言

滚动轴承在机械设备中使用广泛,但高转速、长时间的运行使其易发生故障。在实际运行过程中,故障特征信号往往被高强度的噪声信号淹没,因此研究强噪声背景下微弱故障特征提取的方法对机械设备的诊断和有效运行有着重大的意义。

国内外专家学者对信号降噪及故障特征提取开展了研究,在国内,张超等人^[1]对原始振动信号进行经验模态分解(EMD),通过互相关系数选取合适的内涵模态分量(IMF)进行信号重构从而达到降噪的效果。张永强等人^[2]采用奇异值分解的方法对信号进行降噪,通过优选差分谱理论对有效奇异值进行选取并提取轴承碰摩故障特征。在国外,Adeli 等人^[3]为消除噪声的影响,采用希尔伯特变换的方法对经验小波分解(EWT)处理后的频带进行选取,实验结果表明该方法能够估计最佳边界以将主要频率从噪声中分离出来。Wang 等人^[4]利用双树复小波变换的方法提取包含故障信息的分量,并采用奇异值分解的方法对故障分量进一步降噪,有效提取了风电机组的故障特征。以上学者在信号降噪领域取得了一定的成果,但是在强噪声背景下,直接采用 EMD 分解将会导致模态混叠和边界效应^[5-6],而小波变换降噪中基函数和阈值的选择仍然依赖于人为经验^[7],奇异值分解中奇异值数量选取过多会导致噪声去除不彻底,选取过少则导致有效信息丢失^[8]。

变分模态分解可以有效解决 EMD、EEMD 存在的模态混叠的问题,但是在强噪声背景下,单纯采用 VMD 算法处理得到的降噪信号效果不好,且 VMD 模态个数 K 和惩罚参数 α 的选取对分量影响较大。因此在相关学者研究的基础上,提出了一种基于 SVD 和 SSA-VMD 降噪的特征提取方法。该方法在降噪的同时减少了故障特征信号的损失,可以有效

提取微弱故障特征。

1 基础理论

1.1 奇异值分解(SVD)

奇异值分解是数学里常用的矩阵分解方法,由于其具有较好的理论基础,近年来在数据降维、噪声控制、信号处理^[9-12]等方面获得广泛的应用。通过 SVD 对矩阵进行分解,假设 Q 为 $a \times b$ 阶矩阵,其全部的元素属于实数或复数域,则存在一个分解式:

$$Q = U \sum V^T \tag{1}$$

式中: U — $a \times a$ 阶酉矩阵; V — $b \times b$ 阶酉矩阵,即满足 $UU^T = I, VV^T = I$; T —转置; $\sum$ —一半正定的对角矩阵,除对角线元素以外其他元素均为零。SVD 直观分解效果如图 1 所示。

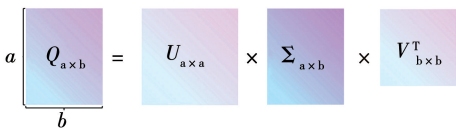


图 1 SVD 分解示意图
Fig. 1 SVD decomposition diagram

对于一维振动数据而言,不同矩阵形式对奇异值分解降噪的效果有一定影响,常用的矩阵构造方式有 Cycle 矩阵、Toeplitz 矩阵、Hankel 矩阵等。目前,基于 Hankel 矩阵的奇异值分解方法研究较多且效果明显,Hankel 矩阵的具体表达方式为:

$$Q = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \cdots & x_h \\ x_2 & x_3 & x_4 \cdots & x_{h+1} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{H-h+1} & x_{H-h+2} & x_{H-h+3} \cdots & x_H \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中: H ——一维振动数据的长度; h ——截取信号的长度,用于构造 Hankel 矩阵。该矩阵相邻行之间元素相差一位。对于谐振信号而言,振动数据变化规律,相邻行元素仅相差一位,因此每行元素相关使 Q 矩

阵的秩为 1,此时奇异值之间相差较大。对于噪声信号而言,噪声信号分布不规律从而使每行元素不相关,噪声越强奇异值大小越接近。因此,根据谐振信号与噪声信号奇异值分解后的奇异值大小不同可以将噪声分离出来。若奇异值个数选为 r ,则奇异值分解处理后的信号为:

$$Q' = \sum_{d=1}^r \sigma_d \mathbf{u}_d \mathbf{v}_d^T \quad (3)$$

式中: Q' —选取 r 个奇异值的降噪信号; σ_d —第 d 个奇异值; $\mathbf{u}_d$ —酉矩阵 $\mathbf{U}$ 的第 d 列; $\mathbf{v}_d$ —酉矩阵 $\mathbf{V}$ 的第 d 列。

1.2 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法是 Shen 等人^[13]在 2020 提出的群优化算法。其种群分为发现者、加入者和警戒者,算法设计如下, N 只麻雀组成的种群为:

$$X = \begin{Bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} & \cdots & x_{1,c} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & x_{2,3} & \cdots & x_{2,c} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} & x_{N,2} & x_{N,3} & \cdots & x_{N,c} \end{Bmatrix} \quad (4)$$

式中: N —麻雀数量; c —需要优化参数的维度。计算 N 只麻雀的适应度如下:

$$F_X = \begin{Bmatrix} y([x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,c}]) \\ y([x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,c}]) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ y([x_{N,1} & x_{N,2} & \cdots & x_{N,c}]) \end{Bmatrix} \quad (5)$$

式中: y —适应度函数。不同的适应度函数值代表各麻雀搜索到事物的难易程度。种群中发现者为加入者提供食物的区域和方向,发现者位置更新公式如下:

$$X_{i,j}^{Z+1} = \begin{cases} X_{i,j}^Z \cdot \exp(-\frac{i}{\eta \cdot Z_{\max}}), R2 < ST \\ X_{i,j}^Z + W \cdot L, R2 > ST \end{cases} \quad (6)$$

式中: Z —迭代次数; $Z_{\max}$ —最大迭代次数; $X_{i,j}^{Z+1}$ —第 i 只麻雀在第 j 维的 $Z+1$ 次迭代位置; η —(0, 1] 间随机数; $R2$ —预警值; ST —安全值; W —正态分布随机数; L — $1 \times c$ 维元素均为 1 的矩阵。

当预警值小于安全值,发现者可以安心搜索事物,反之则存在危险,飞离当前位置。当出现加入者时,其位置按照下式更新:

$$X_{i,j}^{Z+1} = \begin{cases} W \cdot \exp(\frac{X_{\text{worst}}^Z - X_{i,j}^Z}{t^2}), i > N/2 \\ X_p^{Z+1} + |X_{i,j}^Z - X_p^{Z+1}| \cdot A^+ \cdot L, \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: X_p —发现者最优位置; X_{worst} —全局最差位置; A —长度为 $1 \times j$ 、元素赋值为 1 或 -1 的矩阵; $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。当 $i > N/2$ 说明加入者位置没有食物,需要飞到其他位置寻找食物。种群中预警者位置更新如下:

$$X_{i,j}^{Z+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^Z + \beta \cdot |X_{i,j}^Z - X_{\text{best}}^Z|, y_i > y_g \\ X_{i,j}^Z + M \cdot (\frac{|X_{i,j}^Z - X_{\text{worst}}^Z|}{(y_i - y_w) + \phi}), y_i = y_g \end{cases} \quad (8)$$

式中: X_{best} —全局最优位置; y_i, y_g, y_w —当前适应度、最佳和最差适应度; β —一步长参数; M —[-1, 1] 之间随机数; ϕ —常数避免分母为零。

按照如上公式完成种群位置更新,在预定迭代次数下求解最佳适应度对应的参数值。

1.3 变分模态分解

变分模态分解(VMD)^[14]相比 EMD 和 EEMD 方法,VMD 对微弱信号具有更好的提取能力,且通过控制带宽有效解决了 EMD 端点效应和模态混叠现象,其核心思想是构造和处理变分问题^[15]。原始信号被分为 K 个分量,其变分表达式为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{w_k\}} \{ \sum_K \| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) * u_k(t)] e^{-jw_k t} \|^2_2 \} \\ \sum_{K=1}^K u_k = F \end{cases} \quad (9)$$

式中: K —需要分解的模态数; u_k, w_k —模态分量和中心频率; ∂_t —梯度运算; $*$ —卷积运算; F —原始信号。式中约束条件是各个模态的带宽之和最小,且模态之和等于原始信号。

引入 Lagrange 乘法算子 λ 以求解式(9),得到公式:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) &= \alpha \sum_K \| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) * u_k(t)] e^{-jw_k t} \|^2_2 + \| F(t) - \sum_K u_k(t) \|^2_2 + \\ &\langle \lambda(t), F(t) - \sum_K u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (10)$$

式中: α —惩罚系数。

将最小化问题转化为 Lagrange 函数的鞍点问题。

迭代寻优后 u_k, w_k 和 λ 的表达式为:

$$\begin{aligned}\hat{u}_k^{n+1}(w) &\leftarrow \frac{\hat{F}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(w) + \hat{\lambda}(w)/2}{1 + 2\alpha(w - w_k)^2} \\ w_k^{n+1} &\leftarrow \frac{\int_0^\infty w |\hat{u}_k^{n+1}(w)|^2 dw}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(w)|^2 dw} \\ \hat{\lambda}^{n+1}(w) &\leftarrow \hat{\lambda}^n(w) + \gamma(\hat{F}(w) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(w))\end{aligned}\tag{11}$$

因此,VMD 迭代求解的过程为:(1) 初始化参数 u_k, w_k, λ 和迭代次数;(2) 根据公式(11)更新参数;(3) 若满足 $\sum_K \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \delta$, 则输出最后的 u_k, w_k ; 若不满足且未达到迭代次数则返回步骤 2。 δ 为判别精度。

2 SSVMD 方法

针对设备在实际工作中存在噪声干扰大、故障信号微弱的问题。提出基于奇异值分解和麻雀算法优化变分模态分解联合降噪的轴承故障特征提取方法(SSVMD),整体流程如图 2 所示。可以将 SSVMD 方法分为 4 个步骤:

- (1) 将实验台原始振动信号或仿真信号加入信噪比为 -10 dB 的高斯白噪声,模拟强噪声环境。通过 SVD 分解加噪信号,利用奇异值差分谱法选取最后一个峰值群极大值点前的奇异值作为有效奇异值,利用式(3)计算得到初步降噪信号 x_1 , 信号 x_1 包含较多的有效信息。将有效奇异值置零,通过式(3)计算得到残余信号 x_2 , 等待进一步处理。
- (2) 为了防止故障信息丢失,对残余信号 x_2 再次通过奇异值差分谱法将大部分噪声信号剔除,选取有效奇异值计算得到降噪信号 x_3 。将降噪信号 x_3 带入 SSA-VMD 算法,通过最小包络熵值作为适应度函数得到最佳的模态个数 K 和惩罚参数 α 。其中包络熵代表信号的稀疏特性,当分量特征多、噪声少则包络熵值较小。
- (3) 采用最优参数将信号 x_3 进行 VMD 分解,

根据峭度指标筛选 IMF 分量。峭度对冲击信号比较敏感,当信号为正态分布时,峭度值约等于 3,此时称之为零峭度。当故障发生时,振动信号幅值发生变化,导致信号偏离正态分布,峭度随之发生变化,峭度值越大说明故障越明显^[16],因此选取峭度值最大的 IMF 分量,称之为特征分量信号 x_4 。

(4) 将初步降噪信号 x_1 和特征分量信号 x_4 叠加得到最终降噪信号,分析最终降噪信号的包络谱,对比实际故障频率和包络谱中幅值较大的频率,判断轴承的故障状态。

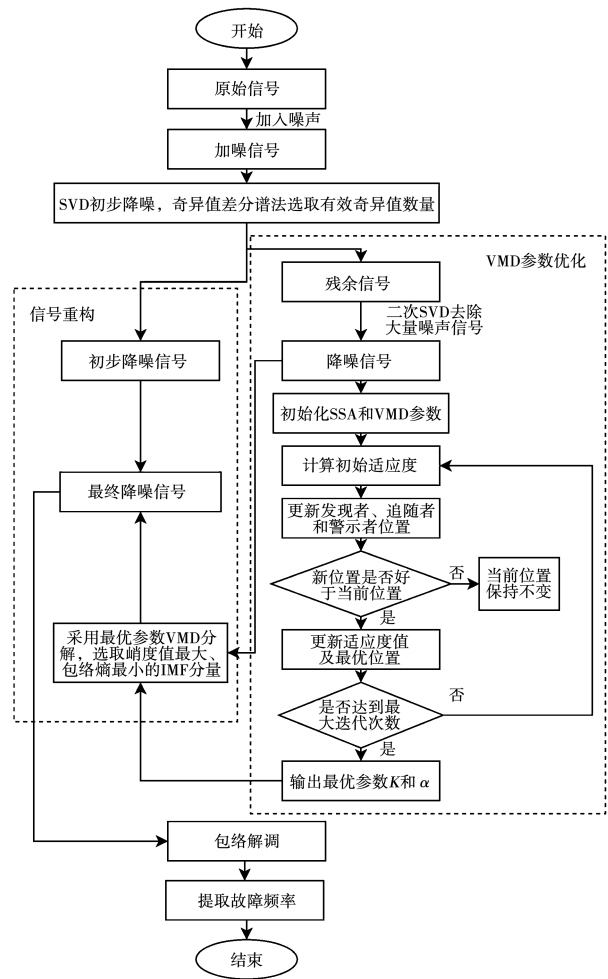


图 2 SSVMD 方法流程图
Fig. 2 Flow chart of SSVMD

3 仿真信号分析

3.1 SVD 初步降噪

为验证 SSVMD 方法的可行性,对轴承故障时的信号进行仿真。轴承运行时滚动体与故障位置的

冲击作用会产生固有频率共振,因此轴承发生故障时会产生以共振频率震荡的指数衰减模型^[17]。周期性仿真冲击信号 $s_1(t)$ 为:

$$\begin{aligned} A_i &= 1 + A_0 \sin(2\pi f_r t) \\ x(t) &= e^{-\varepsilon t} \sin(2\pi f_n t) \\ s_1(t) &= \sum_{i=1}^N A_i x(t - iG) \end{aligned} \tag{12}$$

式中: A_0 —幅值初值,值为 0.5; f_r —轴的转频,为 30 Hz; f_n —共振频率,为 3 000 Hz; ε —衰减指数为 800; t —采样时间,为 0.5 s,其对应的采样频率为 12 000 Hz。

为了使仿真信号更加真实,加入谐波信号模拟实际运行中的低频干扰。谐波信号为:

$$s_2(t) = 0.1 \sin(40\pi t) + 0.15 \cos(80\pi t) \tag{13}$$

仿真信号加入噪声为:

$$s(t) = s_1(t) + s_2(t) + n(t) \tag{14}$$

式中: $n(t)$ —正态分布的高斯白噪声。为模拟强噪声背景,加入了信噪比为 -10 dB 噪声信息。仿真信号和加噪信号的时域波形如图 3 所示。

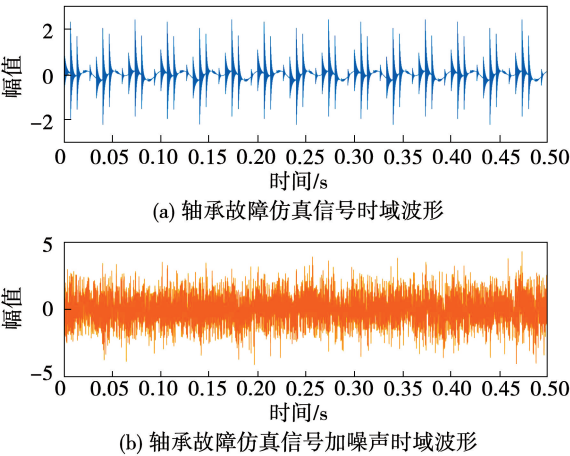


图 3 信号时域图
Fig. 3 Time domain diagram of signal

由上图分析可得,仿真信号中周期性故障冲击很明显,加入噪声之后冲击信号被淹没在噪声中,导致故障特征难以发现。因此,采用奇异值分解的方式将大部分有效信息保留,得到初步降噪信号。

将仿真信号按照公式(2)形成 3001×3000 维的 Hankel 矩阵,经过分解得到奇异值曲线如图 4 所示。

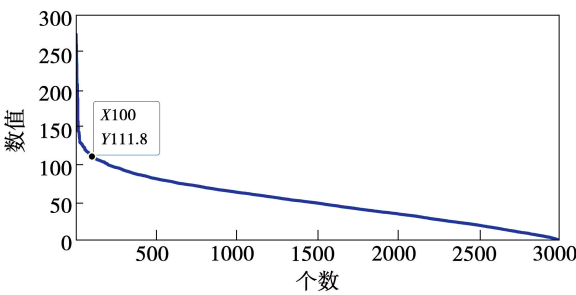


图 4 奇异值曲线图
Fig. 4 Singular value differential graph

图 4 中当奇异值个数达到 100 后数值下降速度明显变缓,100 个奇异值后相邻奇异值差值很小,为方便直观展示,选取前 100 个奇异值求差分谱如图 5 所示。

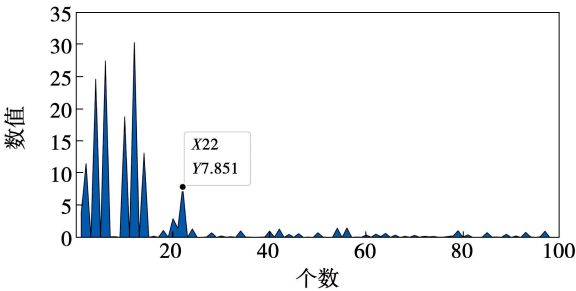


图 5 前 100 个奇异值差分谱
Fig. 5 Singular value differential spectrum of first 100 values

观察奇异值差分谱,峰值群中最后一个极大值点横坐标为 22,选取前 22 个奇异值重构得到初步降噪信号 x_1 ,将 22 个奇异值置零重构得到残余信号 x_2 ,再次通过奇异值分解去除信号 x_2 中大量噪声,重构得到信号 x_3 。

3.2 VMD 参数优化及分量选择

VMD 可调节参数很多,其中最重要的有模态个数 K 和惩罚参数 α ^[18],降噪信号 x_3 在不同 VMD 参数分解后得到的分量故障特征差别较大,故采用 SSA 优化 VMD 参数。SSA 算法参数设置为种群数量 30,发现者数量占比 0.7,警戒者占比 0.2,模态个数 K 范围为 $[2, 8]$ 和惩罚参数 α 范围为 $[400, 2\,000]$,迭代次数为 30 次。其适应度优化曲线如图 6 所示。

图 6 中麻雀算法优化过程可以向全局最优移动,且收敛速度较快。为了保证算法的稳定性,将该

算法计算 10 次,求取模态个数和惩罚参数的平均值,得到信号 x_3 最佳模态数为 7,最佳惩罚参数为 462.2。将优化后的参数带入 VMD 分解得到分量时域及其频域如图 7、图 8 所示。

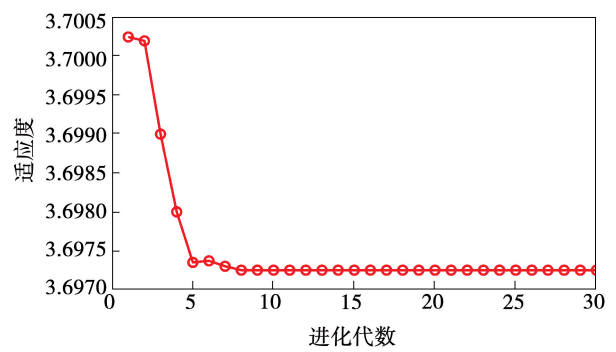


图 6 适应度优化曲线

Fig.6 Fitness optimization curve

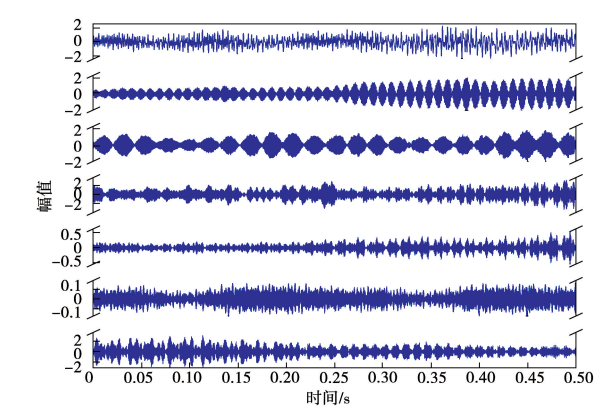


图 7 VMD 分解后各分量时域图

Fig.7 Time domain diagram of each component after VMD decomposition

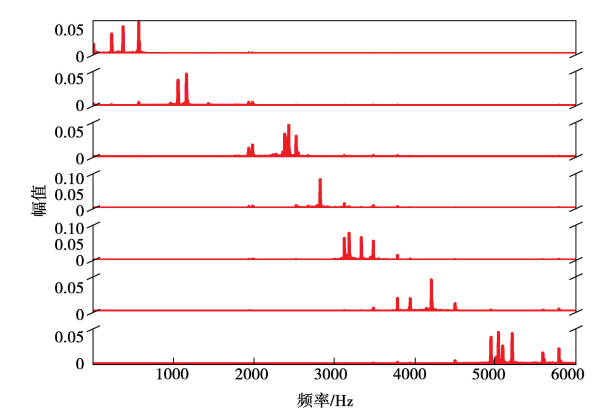


图 8 VMD 分解后各分量频域图

Fig.8 Frequency domain diagram of each component after VMD decomposition

图 7、图 8 中由上至下分别为 IMF1 ~ IMF7。由图 7 可知,IMF5 的冲击特征最明显,与仿真信号波形最相近。由图 8 可知,采取最佳参数进行 VMD 分解时,分量信号中心频率被很好地分解出来,有效避免了边界效应和模态混叠现象,计算分解后各分量峭度及包络熵值如表 1 所示。

表 1 各分量峭度及包络熵值

Tab.1 Kurtosis and envelope entropy value of each component

参数	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7
峭度	2.808	3.243	2.772	2.952	3.987	2.295	3.394
包络熵	3.722	3.704	3.726	3.725	3.697	3.739	3.708

通过计算,仿真信号、加噪信号峭度值分别为 17.458 8,3.026 8,谐波信号中正弦信号、余弦信号峭度值均为 1.499 5,二者加一起峭度值为 2.138 3,轴承故障冲击信号越明显其峭度值越大。包络熵值则反映信号稀疏程度,信号中冲击特征多、噪声少则包络熵值小。如表 1 所示,IMF 分量 5 的峭度值最大、包络熵值最小,说明其包含的冲击信号多、噪声含量少。

3.3 包络分析及对比

将初步降噪信号与 IMF5 叠加形成最终的降噪信号。分别对仿真信号、加噪信号和最终降噪信号进行包络分析,包络谱如图 9 所示。

观察图 9,仿真信号包络谱中转频 $f_r = 30$ Hz 和故障频率 $f_0 = 150$ Hz,可以明显地发现,同时 $2f_0$, $3f_0$, $4f_0$ 等谐波信号及 $f_0 - f_r$, $f_0 + f_r$ 等调制边带信号也可以发现。加入噪声信号后,加噪信号的包络谱中转频及故障频率被淹没在噪声信号中,难以发现故障产生的周期性脉冲信号。经过 SSVMD 方法处理后,重构信号的包络谱中可以明显发现转频及故障频率,同时也可以在图中发现 $2f_0$, $3f_0$ 谐波信号及 $f_0 - f_r$, $f_0 + f_r$ 等调制边带信号,说明 SSVMD 方法可以在强噪声背景下提取微弱的故障特征频率。

为了验证 SSVMD 方法有较好的降噪效果,与其他降噪方法进行对比,采取降噪后的信噪比 (SNR) 和相关系数 (CORR) 作为评价标准。信噪比

可以反映降噪后信号中噪声含量,相关系数可以反映降噪后信号与原始信号的关联程度。通过这两项评价指标,可以避免信噪比效果好却偏离原始信号较多的降噪信号被评价为好的现象,使评价更加合理。不同降噪方法的信噪比及相关系数如表 2 所示。

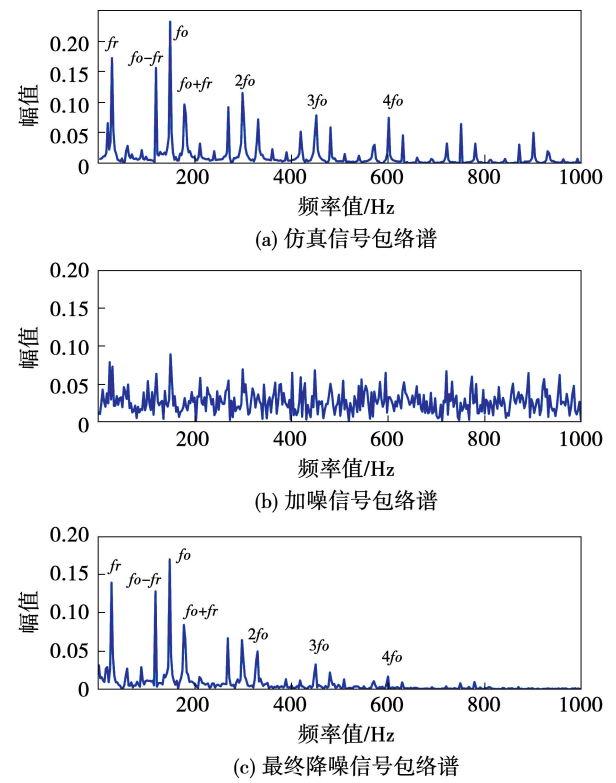


图 9 信号包络谱图

Fig. 9 Signal envelope spectrum diagram

表 2 不同降噪方法的信噪比及相关系数

Tab. 2 SNR and CORR of different noise reduction methods

降噪方法	SNR/dB	CORR
奇异值中值法	-9.474 9	0.320 0
奇异值均值法	-9.398 5	0.321 4
奇异值差分谱法	3.319 2	0.750 9
EMD 降噪法	-8.279 6	0.105 5
小波软阈值降噪法	0.173 4	0.287 8
小波硬阈值降噪法	0.089 6	0.303 1
小波固定阈值降噪法	0.161 8	0.279 0
SSVMD	4.082 8	0.802 4

由表 2 可知,当噪声信号能量很大时,直接采样 EMD 降噪的效果最差,因为当有效信号淹没在故障信号中时,EMD 分解后模态混叠现象明显,且噪声信号分布在各个频段,使各分量均存在大量噪声信号。对比各分量与原始信号的相关系数发现,各分量与原始信号相关性均很小,因此在强噪声背景下单独采用 EMD 分解降噪的方法效果不好。

小波变换降噪法选用 db4 为基波函数,通过调节分解层数发现,阈值降噪法均在进行 7 层小波分解得到最优值。3 种方法小波降噪后结果类似,降噪后信噪比从 -10 dB 提高到 0 dB 附近,但是经过多层分解后,导致大量故障特征丢失,从而使降噪后信号与原始信号相关系数不高。

采用奇异值中值法和均值法对信号降噪,降噪后信号中仍有大量的噪声信号,导致信噪比提升不大,奇异值差分谱法对原始信号进行初步降噪效果最好,使大量噪声信号去除,信噪比以及相关系数都达到不错的效果。但是选取的奇异值较少导致故障信息丢失,因此将奇异值差分谱法与 VMD 分解结合,即去除了噪声信号,又可以保留大部分原始故障信号。仿真结果表明,SSVMD 方法将信噪比从 -10 dB 提高到 4.082 8 dB,可以将大部分噪声信号去除;而降噪信号与原始信号的相关系数为 0.802 4,说明在去除噪声的同时振动冲击信号被去除的很少。综上,SSVMD 方法在信噪比和相关系数评价标准上取得了比其他降噪方法更好的效果。

4 试验验证与分析

选用凯斯西储大学 (CWRU) 轴承数据库的轴承振动数据作为试验数据。电机功率 735.5 W,测试所使用型号为 JEM SKF 6205-2RS 的深沟球轴承,采样频率为 12 kHz。本文选取驱动端内圈故障为 0.177 8 的数据,采样点数 6 000 点,转速为 1 797 r/min(转频为 29.95 Hz),通过计算,轴承内圈理论故障频率为 162.185 Hz。为验证 SSVMD 方法在强噪声背景下降噪效果,将内圈数据加入 -10 dB 的高斯白噪声。采用 SSVMD 方法进行处理,内圈原始信号及加噪信号的时域波形如图 10 所示。

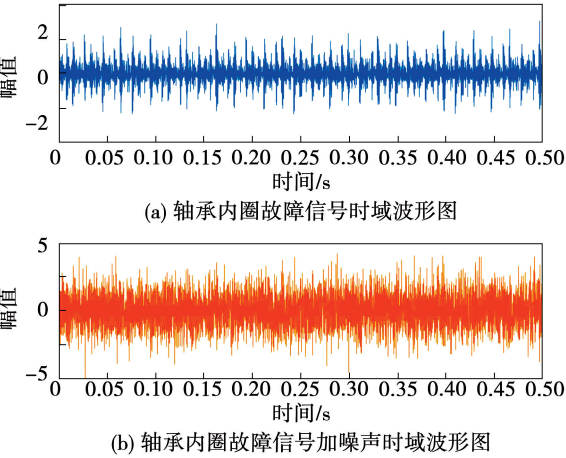


图 10 信号时域图

Fig. 10 Time domain diagram of signal

图中可以发现,加噪声后冲击信号被噪声淹没。对加噪声信号进行基于奇异值差分谱法的降噪,得到初步降噪信号。观察其奇异值差分谱如图 11 所示。

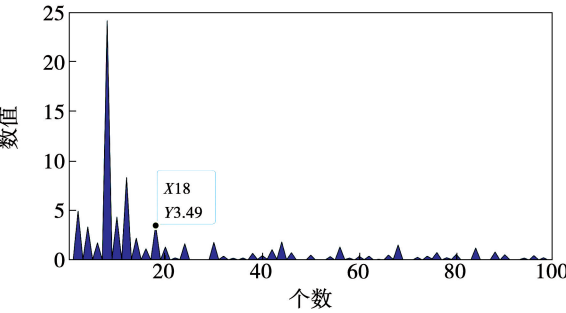


图 11 前 100 个奇异值差分谱

Fig. 11 Singular value differential spectrum of first 100 values

选取前 18 个奇异值重构得到初步降噪信号,其余奇异值重构得到残余信号。将优化算法与其他两种优化算法效果进行对比。麻雀算法 (SSA)、粒子群算法 (PSO) 和遗传算法 (GA) 种群数量均设置为 30 个,迭代次数为 30 次,模态个数 K 范围为 $[2,8]$ 和惩罚参数 α 范围为 $[400,2000]$ 。得到 3 种优化算法适应度曲线,如图 12 所示。

由图 12 可以看到,3 种算法收敛代数分别为 4, 8,13 时,SSA - VMD 算法收敛速度最快,3 种算法收敛精度大致一致,其中 GA 优化算法较其他两种精度略低。3 种算法 SSA-VMD、GA-VND、PSO-VMD 运行 10 次,计算平均运行时间为 4 609.34,8 789.06 和

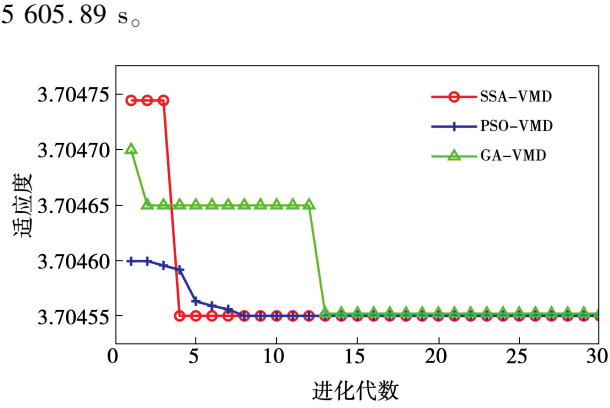


图 12 3 种优化算法适应度曲线

Fig. 12 Fitness curves of three optimization algorithms

在相同设备下 SSA-VMD 算法运行速度最快,3 种优化算法优化 VMD 参数相似,选取 SSA 参数优化结果 $K = 6, \alpha = 1\ 019.5$ 。将最优参数带入 VMD 分解,计算各分量峭度及包络熵值如表 3 所示。

表 3 各分量峭度及包络熵值

Tab. 3 Kurtosis and envelope entropy value of each component

参数	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
峭度	2.253	2.749	2.317	2.883	3.323	2.469
包络熵	3.738	3.719	3.736	3.720	3.705	3.736

表 3 中分量 IMF5 的峭度值最大、包络熵值最小,选取其与初步降噪信号叠加得到最终降噪信号。试验过程得到的振动信号本身带有一定的噪声干扰,以此通过信噪比和相关系数参数判断降噪效果在实际应用中存在一定偏差,因此直接对内圈故障信号、加噪信号和最终降噪信号进行包络分析,得到包络谱如图 13 所示。

由图 13 可以发现,在噪声为 -10 dB 的情况下,加噪信号包络谱非常混乱,很难找到内圈故障频率。经过 SSVMD 方法降噪以后,找到故障频率为 161.1 Hz ,与理论故障频率 162.185 Hz 非常接近,同时降噪后谐波信号也可以找到,图中 $2f_r, 2f_0 - 2f_r, 2f_0 - 2f_r$ 等调制边带也可以找到。降噪信号不仅将加入的大量高斯白噪声剔除,同时也将少量

试验噪声信号剔除,对比原始内圈信号和降噪信号,原始内圈信号包络中存在很多转频和故障频率外的毛刺,而降噪信号中毛刺很少,使得转频和故障频率相对更加突出。

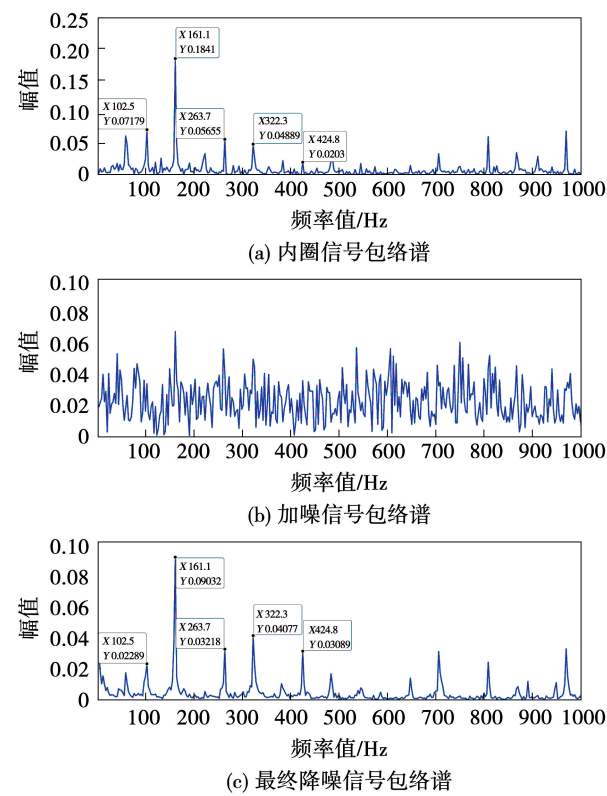


图 13 信号包络谱图

Fig. 13 Signal envelope spectrum diagram

5 结 论

(1) SSVMD 方法可以有效地提取强噪声背景下的微弱故障信号,为滚动轴承故障诊断提供了理论基础,同时也可以用于其他领域的信号降噪。

(2) VMD 参数一般需要经验确定,缺乏一定的理论依据,采用麻雀算法优化 VMD 参数。对比其他两种优化算法,采用麻雀优化算法收敛速度更快,运行时间更短,选取的 VMD 参数可以克服模态混叠现象且更具说服力。

(3) 在强噪声背景下,噪声能量很大且混杂在各个频段时,单独采用 EMD 分解、小波变换的方法很难将噪声信号分离并提取到故障特征。采用 SVD 分解初步降噪的方法可以有效将噪声信号分离,并结合 VMD 分解的方法提取特征信号分量减

少故障信号的丢失。

参考文献:

[1] 张超,陈建军. 基于 EMD 降噪和谱峭度的轴承故障诊断方法[J]. 机械科学与技术,2015,34(2):252-256.

ZHANG Chao,CHEN Jiang-jun. A fault diagnosis method of roller bearing based on EMD de-noising and spectral kurtosis[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering,2015,34(2):252-256.

[2] 张永强,易亮. 基于奇异值分解的航空发动机转子碰摩故障特征提取方法[J]. 应用力学学报,2019,36(2):260-266,500.

ZHANG Yong-qiang,YI Liang. Feature extraction method of aero-engine rotor rub impact fault based on singular value decomposition[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics,2019,36(2):260-266,500.

[3] AMEZQUITA-SANCHEZ J P,ADELI H. A new music-empirical wavelet transform methodology for time-frequency analysis of noisy nonlinear and non-stationary signals[J]. Digital Signal Processing,2015,45:55-68.

[4] WANG N F,JIANG D X,YANG W G. Dual-tree complex wavelet transform and SVD-based acceleration signals denoising and its application in fault features enhancement for wind turbine[J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies,2019,7:311-320.

[5] 易文华,刘连生,闫雷,等. 基于 EMD 改进算法的爆破振动信号去噪[J]. 爆炸与冲击,2020,40(9):77-87.

YI Wen-hua,LIU Lian-sheng,YAN Lei,et al. Vibration signal denoising based on improved EMD algorithm[J]. Explosion and Shock Waves,2020,40(9):77-87.

[6] 李文业,杨帆,周亚星. 基于改进 EMD 与 PNN 的汽轮机通流部分故障诊断[J]. 振动. 测试与诊断,2018,38(6):1138-1142,1289-1290.

LI Wen-ye,YANG Fan,ZHOU Ya-xing. Fault diagnosis of steam turbine flow passage based on improved EMD and PNN[J]. Journal of Vibration,Measurement & Diagnosis,2018,38(6):1138-1142,1289-1290.

[7] ZENG Ke-han,JUN Huang,DONG Ming-chui. White gaussian noise energy estimation and wavelet multi-threshold de-noising for heart sound signals[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing,2014,33(9):2987-3002.

[8] 隋秀凛,陈云壮,葛江华,等. 基于相关系数的时频矩阵 SVD 降噪方法[J]. 控制工程,2018,25(10):1934-1939.

SUI Xiu-lin,CHEN Yun-zhuang,GE Jiang-hua,et al. Time frequency matrix SVD de-noising method based on correlation coefficient

cient [J]. Control Engineering of China, 2018, 25 (10): 1934 – 1939.

[9] ZHANG Gang, XU Ben-ben, ZHANG Kao-she, et al. Research on a noise reduction method based on multi-resolution singular value decomposition [J]. Applied Sciences, 2020, 10 (4): 1409.

[10] ZHANG Xing, ZHANG Chong-chong, WEI Zhuo-qun. Carbon price forecasting based on multi-resolution singular value decomposition and extreme learning machine optimized by the moth-flame optimization algorithm considering energy and economic factors [J]. Energies, 2019, 12 (22): 4283.

[11] 赵学智,叶邦彦,林颖. 奇异值分解对轴承振动信号中调幅特征信息的提取 [J]. 北京理工大学学报, 2011, 31 (5): 572 – 577.

ZHAO Xue-zhi, YE Bang-yan, LIN Ying. Amplitude modulation feature extraction of bearing vibration signal using singular value decomposition [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2011, 31 (5): 572 – 577.

[12] 陈 烨,吴 浩,史俊祎,等. 奇异值分解方法在日负荷曲线降维聚类分析中的应用 [J]. 电力系统自动化, 2018, 42 (3): 105 – 111.

CHEN Ye, WU Hao, SHI Jun-yi, et al. Application of singular value decomposition method in dimension reduction cluster analysis of daily load curve [J]. Automation of Electric Power System, 2018, 42 (3): 105 – 111.

[13] XUE Jian-kai, SHEN Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8 (1): 22 – 34.

[14] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62 (3): 531 – 544.

[15] 田 书,康智慧. 基于 VMD 算法的 10 kV 高压断路器机械故障诊断分析 [J]. 电力科学与工程, 2018, 34 (6): 73 – 78.

TIAN Shu, KANG Zhi-hui. Analysis of 10 kV high voltage circuit breaker mechanical fault diagnosis based on VMD algorithm [J]. Electric Power Science and Engineering, 2018, 34 (6): 73 – 78.

[16] 李生鹏,韦朋余,丁 峰,等. 基于多尺度模糊熵和主成分分析的轴承故障特征提取 [J]. 船舶力学, 2018, 22 (10): 1277 – 1285.

LI Sheng-peng, WEI Peng-yu, DING Feng, et al. Fault features extract of rolling bearing based on multiscale fuzzy entropy and principal component analysis [J]. Journal of Ship Mechanics, 2018, 22 (10): 1277 – 1285.

[17] 刘 畅,王衍学,杨建伟. 基于 FOA 的变分模态分解在轴承故障诊断中的应用 [J]. 机械传动, 2020, 44 (5): 146 – 154.

LIU Chang, WANG Yan-xue, YANG Jian-wei. Application of variational mode decomposition based on the FOA and in bearing fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2020, 44 (5): 146 – 154.

[18] 盛肖炜,于林鑫,毕鹏飞,等. 基于参数优化 VMD 和改进 DBN 的滚动轴承故障诊断方法研究 [J]. 机电工程, 2021, 38 (9): 1107 – 1116.

SHENG Xiao-wei, YU Lin-xin, BI Peng-fei, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on parameter optimization VMD and improved DBN [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38 (9): 1107 – 1116.

(姜雪梅 编辑)