

文章编号:1673-9469(2025)01-0105-08

DOI:10.3969/j.issn.1673-9469.2025.01.014

基于 ICEEMDAN 和 VMD 的行星齿轮箱故障特征提取

王莉静,李鸿江,李民生*,贾政

(天津城建大学 控制与机械工程学院,天津 300384)

摘要: 提出一种基于改进的自适应噪声完备集合经验模态分解(ICEEMDAN)和变分模态分解(VMD)方法的行星齿轮箱故障特征提取方法。利用 ICEEMDAN 对信号进行分解,根据分量包络峭度对信号进行筛选重构。基于最大包络谱峰度作为适应度函数,采用麻雀搜索算法对 VMD 进行参数自适应优化,将重构后的信号分解为多个模态分量。根据分量的包络谱峭度,选取最优分量进行包络解调分析,实现行星齿轮箱故障特征提取。最后,通过实验得到本文所提方法的一致性相关系数在 0.472 3~0.793 6 之间,远高于 EEMD-WTD 方法的 0.088 1~0.286 3 和以包络谱为分量选取指标的 0.142 7~0.286 4。

关键词: 行星齿轮箱;故障诊断;改进的自适应噪声完备集合经验模态分解;变分模态分解

中图分类号: TG333.17

文献标识码: A

Fault Feature Extraction of Planetary Gearbox Based on ICEEMDAN and VMD

WANG Lijing, LI Hongjiang, LI Minsheng*, JIA Zheng

(School of Control and Mechanical Engineering, Tianjin Chengjian University, Tianjin 300384, China)

Abstract: A planetary gearbox fault feature extraction method based on improved adaptive noise complete set empirical mode decomposition (ICEEMDAN) and variational mode decomposition (VMD) methods is proposed. The signal was decomposed using ICEEMDAN, and the signal was filtered and reconstructed based on the kurtosis of the component envelope. Based on the maximum envelope spectral kurtosis as the fitness function, the sparrow search algorithm is used to adaptively optimize the parameters of VMD, and the reconstructed signal is decomposed into multiple modal components. Based on the kurtosis of the envelope spectrum of the components, select the optimal component for envelope demodulation analysis to achieve feature extraction of planetary gearbox faults. Finally, the consistency correlation coefficient of the method proposed in this paper was found to be between 0.472 3 and 0.793 6 through experiments, which is much higher than the EEMD-WTD method's 0.088 1 to 0.286 3 and the envelope spectrum selection index's 0.142 7 to 0.286 4.

Key words: planetary gearbox; fault feature extraction; ICEEMDAN; VMD

行星齿轮箱是实现机械设备变速传动的重要部件之一^[1]。齿轮作为行星齿轮箱传动中的基础零件,60%以上的行星齿轮箱故障是由齿轮转动引起的^[2]。因此,对齿轮进行有效的故障特征提取,对于机械设备的稳定运转、保护生命财产安全具

有重要意义^[3]。

在故障特征提取技术中,分析振动信号是最为常见,也是最为有效的方法^[4]。近年来,陆续出现了短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform, STFT)^[5-6]、离散小波变换(Discrete Wavelet

收稿日期:2024-01-06

基金项目:天津市自然科学基金资助项目(20YDTPJC00840);天津城建大学研究生教改项目(JG-ZD-2205);天津市研究生科研创新项目(2022SKYZ328)

第一作者:王莉静(1974—),女,山西阳泉人,博士,副教授,从事智能制造方面的研究。

*通信作者:李民生(1995—),男,天津人,硕士研究生,助理实验师,研究方向为动态测控与智能诊断。

Transformation, DWT)^[7-8]、集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)^[9]等信号分解方法。Colominas 等^[10]提出了改进的自适应噪声完备集合经验模态分解(Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition With Adaptive Noise, ICEEMDAN)。该方法将白噪声作为完整噪声中集成的一部分,可以有效防止 EEMD 的模态混叠和端点效应问题。Dragomiretskiy 等^[11]提出变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)。通过构建变分优化问题提取信号中不同的振动模态,使分解具有更高的稳定性和可控性。但 VMD 对信号最终的处理效果受预设参数 K 和 α 的影响。如何准确选取这两个参数成为 VMD 分解的关键。目前流行的方式之一就是引入智能优化算法,自适应地确定 K 和 α 的值。Xue 等^[12]根据麻雀种群觅食与躲避天敌行为提出了麻雀搜索优化算法(Sparrow Search Algorithm, SSA),其具有全局寻优能力强、收敛速度快以及不易陷入局部最优等优势。

行星齿轮箱常在复杂多变的环境中工作,采集到的信号中不可避免地含有多种噪声。若使用单一指标难以对分量进行准确选取,基于上述分析,本文使用 ICEEMDAN 对故障信号进行分解降噪,通过包络峭度进行最优分量筛选。以最大包络谱峭度为适应度函数,使用 SSA 优化 VMD 参数,再根据包络谱峭度选取分量并进行包络解调分析,从而实现复杂噪声干扰下行星齿轮箱特征信息的有效提取。

1 基础理论

1.1 ICEEMDAN 信号分解方法

ICEEMDAN 通过对数据多次添加含有高斯白噪声的特殊噪声来实现迭代分解。通过对每阶分解得到的模态分量(IMF)求平均值来提高重构率,从而保证了重构信号的完整性。

设 $E_k(\cdot)$ 为 EMD 分解生成的第 k 阶模态分量, $L(\cdot)$ 为生成信号的局部均值, $\langle \cdot \rangle$ 表示对整体求平均值, $\omega^{(i)}(t)$ 为添加的白噪声, β 为加入到高斯白噪声的标准差,则使用 ICEEMDAN 对故障信号进行分解降噪,过程如下:

(1) 将高斯白噪声通过 EMD 分解后的第一阶分量 $E_1(\omega^{(i)}(t))$ 的 β 倍与原始信号 $x(t)$ 相加,构造混合信号 $x^{(i)}(t)$:

$$x^{(i)}(t) = x(t) + \beta E_1(\omega^{(i)}(t)) \quad (1)$$

(2) 对混合信号 $x^{(i)}(t)$ 的局部均值 $L(x^{(i)}(t))$ 求取平均值得到第一阶残差 $r_1(t)$:

$$r_1(t) = \langle L(x^{(i)}(t)) \rangle \quad (2)$$

(3) 使用原始信号 $x(t)$ 减去第一阶残差 $r_1(t)$ 即可得到第一阶模态分量 $\text{IMF}_1(t)$:

$$\text{IMF}_1(t) = x(t) - r_1(t) \quad (3)$$

(4) 继续在第一阶残差 $r_1(t)$ 中加入通过 EMD 分解的高斯白噪声分量,使用相同方式得到第二阶残差 $r_2(t)$:

$$r_2(t) = \langle L(r_1(t) + \beta_1 E_2(\omega^{(i)}(t))) \rangle \quad (4)$$

(5) 使用第一阶残差 $r_1(t)$ 减去第二阶残差 $r_2(t)$ 得到第二阶模态分量 $\text{IMF}_2(t)$:

$$\text{IMF}_2(t) = r_1(t) - r_2(t) \quad (5)$$

(6) 依照上述步骤,得到后续的所有残差和分量:

$$\begin{cases} r_k = \langle L(r_{k-1} + \beta_{k-1} E_k(\omega^{(i)}(t))) \rangle \\ \text{IMF}_k = r_{k-1} - r_k \end{cases} \quad (6)$$

1.2 VMD

为了避免模态混叠问题,VMD 舍弃了传统信号分解算法所使用的递归求解思想,采用完全非递归的方法构建出一个受约束的变分模型,并将输入的信号分解成 K 个 IMF 分量。基于 VMD 构建的约束变分模型为

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \end{cases} \quad (7)$$

式中: u_k 为第 k 个 IMF 分量; ω_k 为对应 IMF 分量的中心频率; $\delta(t)$ 为狄利克雷函数。

在公式(7)中引入二次惩罚因子 α 和 Lagrange 乘子 λ ,将其转换为非约束变问题:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \left(\partial_t \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] \times \right. \right. \\ & \left. \left. u_k(t) \right) \times e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k \right\|_2^2 + \\ & \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k \right\rangle \end{aligned} \quad (8)$$

利用交替方向乘法算子迭代更新 u_k 、 ω_k 和 λ :

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1}^{k-1} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (9)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (10)$$

$$\hat{\lambda}_{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}_n(\omega) + \tau(\hat{u}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{y}_{n+1,k}(\omega)) \quad (11)$$

VMD 对信号的分解处理效果受参数 K 与 α 的影响:当 K 取值过大时,将导致本应在相同频段的信号被分解为多个;当 K 取值过小时,会将本应在不同频段上的分量被分解到同一频段。当 α 取值过大时,易导致信息丢失;当 α 取值过小时,易造成更多的噪声被保留^[13-14]。

1.3 基于 SSA 的 VMD 参数优化

SSA 是根据麻雀觅食并逃避捕食者的行为而提出的种群智能优化算法。种群中的麻雀被分为发现者和跟随者。同时在整个麻雀种群中,会有一部分麻雀负责警戒,当发现危险的时候,整个种群将停止觅食并移动到一个安全的地方。

本文采用 SSA 对 VMD 的参数进行自适应选取,过程如下:

(1)初始化 SSA 的各项参数。发现者数量占麻雀群体的 70%,跟随者数量占 30%,其中从发现者和跟随者中选取 20%的麻雀作为警戒者。

(2)对每个麻雀的适应度值进行排序,根据适应度值将麻雀分为发现者和跟随者。找到拥有最优适应度值的麻雀,其当前所在位置为最优位置 X_{best} 。

(3)相比跟随者,发现者不仅需在觅食途中更快地获得食物,还承担帮助麻雀群体找到食物并为跟随者提供食物方向的任务。发现者位置的迭代更新为

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\mu \cdot T}\right) & R_2 < ST \\ x_{i,j}^t + Q \cdot L & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (12)$$

式中: $x_{i,j}^t$ 为在第 t 次迭代中第 i 只麻雀的第 j 维位置; μ 为 0 到 1 之间的一个随机数; T 为最大迭代次数; Q 是服从正态分布的随机数; L 为元素全为 1 的 $1 \times d$ 矩阵; R_2 为 0 到 1 之间的预警值; ST 为 0.5 到 1 之间的安全值。

在觅食过程中,某些跟随者会一直观察着发现者,当发现者找到了更好的食物,则跟随者立刻离开现在的位置去争夺食物。跟随者的位置迭代更新为

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{x_{\text{worst}} - x_{i,j}^t}{i^2}\right) & i > \frac{n}{2} \\ x_p^{t+1} + |x_{i,j}^t - x_{\text{best}}^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (13)$$

式中: x_{worst} 代表种群中的最差位置; x_{best} 代表种群中发现者所占的最优位置; A 为 1 和 -1 组成的 $1 \times j$ 的矩阵。

当整个麻雀群体进行寻找食物时,警戒者主要负责警戒安全任务。则警戒者的位置迭代更新为

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{\text{best}} + \beta \cdot |x_{i,j}^t - x_{\text{best}}^t| & f_i > f_g \\ x_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|x_{i,j}^t - x_w^t|}{(f_i - f_w) + z}\right) & f_i = f_g \end{cases} \quad (14)$$

式中: x_{best} 为当前种群最佳位置; β 为步长控制参数; K 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数; f_i 为当前个体的适应度值; f_g 和 f_w 分别为全局最佳和最差适应度值; z 为常量。

(4)在位置迭代过程中,通过更新麻雀个体的适应度值排序,获取当前的最优位置 X_{best} 。

(5)重复步骤(3)、步骤(4),直到满足最大迭代次数,确定最优位置 X_{best} ,输出参数 K 与 α ,否则返回步骤(3)。

2 提出的方法

2.1 分量选取指标

故障信号的冲击性可以通过信号包络中的振幅来表示。当信号中包含故障信息时,振幅会出现较大的变化。而峭度是度量信号振幅变化最合适的指标。峭度越大代表信号中大幅值的振动越多。所以本文提出将信号的包络与峭度结合,包络峭度越大代表信号中的故障信息越多。包络峭度 K_H 的公式为

$$K_H = \frac{\sum_{t=1}^N (H(t) - Y_H)^4}{\sigma_H^4} \quad (15)$$

式中: $H(t)$ 为故障信号经希尔伯特变换求包络所得的信号; Y_H 为 $E(t)$ 的平均值; σ_H 为 $H(t)$ 的标准差。

故障信号的循环平稳性可以通过包络谱中振幅来表示,当信号中包含故障时,包络谱中会出现代表故障频率成分的高振幅。对于包络谱中振幅的变化,依旧可以使用峭度的大小来表示。所以本文提出将包络谱与峭度结合,包络谱峭度越大代表信号的故障越多。包络谱峭度 K_F 的公式为

$$K_F = \frac{\sum_{t=1}^N (F(H(t)) - Y_F)^4}{\sigma_F^4} \quad (16)$$

式中: $F(H(t))$ 为 $H(t)$ 傅里叶变换后的信号; Y_F 为 $F(H(t))$ 的均值; σ_F 为 $F(H(t))$ 的标准差。

2.2 基于 ICEEMDAN 和 SSA-VMD 的故障特征提取模型

本文提出使用 ICEEMDAN 对故障信号进行分解降噪,再使用 SSA 寻找 VMD 最佳参数组合的方法进行故障特征提取,具体步骤如下:

(1)使用 ICEEMDAN 对振动原始信号进行分解,通过计算原始信号及各 IMF 分量的包络峭度值,选取包络峭度大于原始信号的 IMF 分量进行重构,生成新的振动信号。

(2)设定 VMD 的模态分解个数 K 与二次惩罚因子 α 的寻优范围。

(3)找到 VMD 分解出的所有 IMF 分量中包络谱峭度值最大的分量,将次分量的 K_F 作为最大的分量,将次分量的 K_F 作为 SSA 寻优的适应度函数,获取不同工况下的最优参数组合 K 和 α 。

(4)使用优化后的 VMD 分解重构信号,选取包络谱峭度最大的 IMF 分量进行包络解调分析。

3 实验

3.1 实验仪器与实验数据

为验证所提出的方法是否有效,本文以太阳轮裂纹故障为例,使用二级齿轮传动试验台采集到的数据对该特征提取方法进行测试。实验设置电机转速为 1 000 r/min,采样频率为 3 000 Hz,试验台如图 1 所示。随机截取信号中连续的 6 000 个样本点,其时域图如图 2 所示。

由于试验台采集数据的环境不能完全模拟复杂噪声背景,所以参考文献[15],本文在数据中添加了由电磁干扰引起的冲击性噪声、轴旋转产生

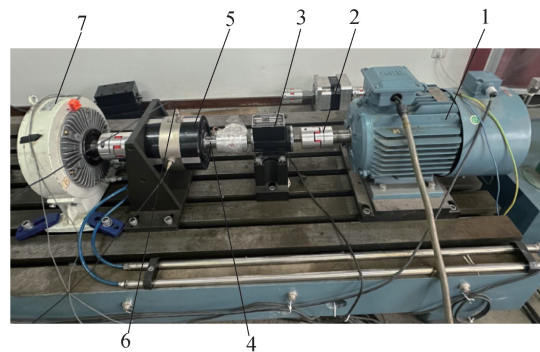
的循环平稳性噪声和高斯白噪声三种干扰,如图 3 所示。加噪数据 $y(t)$ 为

$$y(t) = \underbrace{\sum_j R_j \cdot S(t - r_j)}_{\text{冲击性噪声}} + \underbrace{\sum_l A_l \cos(2\pi f_l t + \theta_l)}_{\text{循环平稳性噪声}} + \underbrace{\sum_k B_k \cos(2\pi R f_r t + \theta_k)}_{\text{高斯白噪声}} + n(t) \quad (17)$$

式中: f_r 为转频; $S(t)$ 为脉冲响应函数,且

$$S(t) = \begin{cases} \exp(-\lambda t) \sin(2\pi f_0 t) & t > 0 \\ 0 & t \leq 0 \end{cases} \quad (18)$$

式(17)和式(18)中干扰噪声参数如表 1 所示。



1—电机;2—联轴器;3—编码器;4—轴承;
5—被测齿轮箱;6—加速度传感器;7—制动器

图 1 行星齿轮箱试验台

Fig. 1 Test bench for planetary gearbox

将不同倍数的三种干扰噪声添加到原始信号中得到加噪信号 X ,其时域图如图 4 所示,其包络谱如图 5 所示。图 4 中原始信号被三种干扰噪声所淹没,无法显示出明显的故障特征;图 5 中也没有显示出合理的故障冲击。所以,上述传统分析方法只适合于噪声干扰较少的情况,无法对复杂噪声干扰下的行星齿轮箱故障特征进行有效地提取。

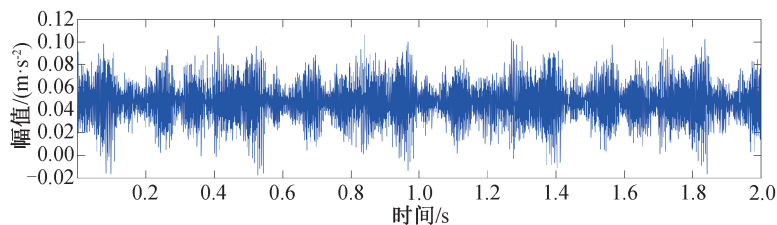


图 2 原始振动信号时域图

Fig. 2 Time domain diagram of the original vibration signal

表 1 干扰噪声参数

Tab. 1 Parameters of interference noise

R_1	r_1	λ	f_0	A_1	f_r	θ_1	B_1	R	θ_2
1.5	0.12	400	4 500	0.2	12.5	$\pi/2$	0.64	16	$\pi/2$

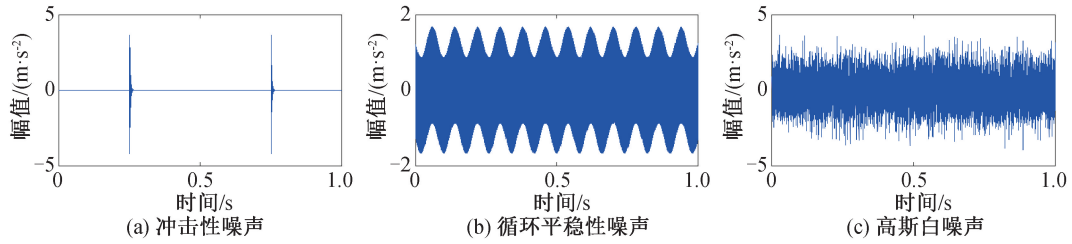


图 3 干扰噪声时域图

Fig. 3 Time-domain diagrams of interference noise

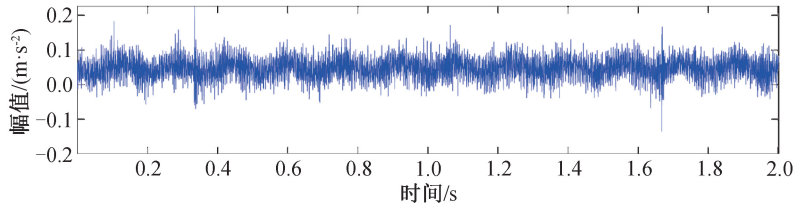


图 4 加噪信号时域图

Fig. 4 Time domain diagram of noisy signal

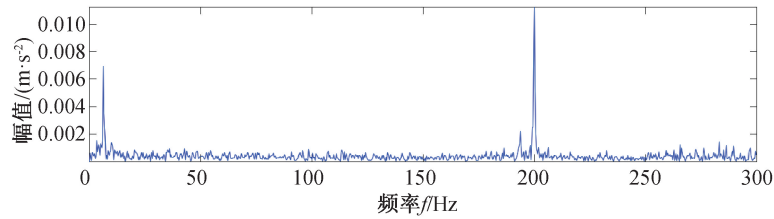


图 5 加噪信号包络谱图

Fig. 5 Envelope spectrum of noisy signal

3.2 基于 ICEEMDAN 和 SSA-VMD 特征提取

使用 ICEEMDAN 对图 4 中的信号 X 进行分解,得到 11 个 IMF 分量。

使用公式(15)分别计算各 IMF 分量的包络峭

度,如表 2 所示。选出大于信号 X 包络峭度值 3.15 的分量; $K_H(IMF_1) = 6.33$ 、 $K_H(IMF_2) = 3.36$ 、 $K_H(IMF_4) = 5.72$ 、 $K_H(IMF_{10}) = 26.17$ 、 $K_H(IMF_{11}) = 4.60$,对它们进行重构,则重构信号时域图和包络谱如图 6 所示。

表 2 原始信号及各分量包络峭度值

Tab.2 Envelope spectrum kurtosis of original signal and each component

	X	IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	IMF ₅	IMF ₆	IMF ₇	IMF ₈	IMF ₉	IMF ₁₀	IMF ₁₁
K_H	3.15	6.33	3.36	2.79	5.72	3.10	2.67	2.11	2.56	2.40	26.17	4.60

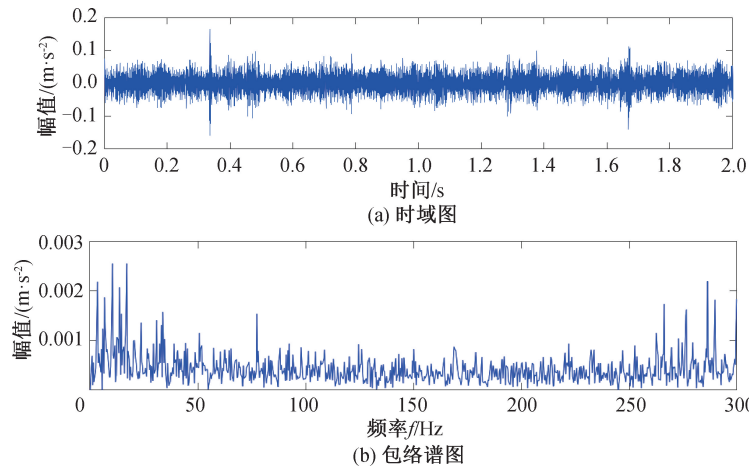


图 6 重构信号时域和包络谱图

Fig. 6 Reconstructed signal time domain and envelope spectra

从图6可以看出,循环平稳性噪声基本被过滤掉,但冲击性噪声依旧存在,包络谱图中可显示出故障的基本频率,但倍频依旧被噪声干扰,所以无法对行星齿轮箱信号进行有效的故障特征提取。

以最大包络谱峭度为适应度函数,使用SSA对VMD进行参数 K 和 α 的自适应寻优,参数优化迭代图如图7所示。对于最大迭代次数的设定,根据SSA对于VMD寻优能力,将最大迭代次数定为10次。得到VMD的最优参数组合 $K=4, \alpha=2466$ 。使用优化后 K, α 值的VMD对重构信号进行分解,得到4个IMF分量,如图7所示。

使用公式(16)分别计算4个IMF分量的包络谱峭度, $K_f(\text{IMF}_1)=4.20, K_f(\text{IMF}_2)=3.85, K_f(\text{IMF}_3)=8.15, K_f(\text{IMF}_4)=29.92$ 。选取包络谱峭度最大的 IMF_4 求取包络谱,如图8所示。从图中可以看出,循环平稳性噪声基本被过滤掉,能清晰地显示出故障特征频率的基频及倍频,且谱线突出。上述表明,在强噪声干扰下,本文提出的特征提取方法能准确提取出行星齿轮箱的故障特征。

3.3 与其他方法对比

3.3.1 分量选取指标对比

本文提出根据包络峭度筛选有效分量,使用SSA以最大包络谱峭度为适应度函数对VMD进行参数优化。为验证本文所提方法的有效性,与常用的分量选取指标——包络熵进行比较。

通过包络熵大小可以反映振动信号的混乱程度,包络熵越大振动信号越混乱,则信号中的噪声越强。首先使用ICEEMDAN对加噪信号进行分解,通过包络熵值选取分量进行重构,重构信号的时域与包络谱图如图9所示。从图中可以看出,冲击性噪声依旧存在,而循环平稳性噪声也没有完全去除;包络谱图中只显示出高幅值冲击,并没有明显的故障特征信息。

SSA采用局部最小包络熵为适应度函数获取最优参数组合 K, α ,并对重构信号进行VMD分解,其包络谱图如图10所示。从图中可以看出,由于分量选择不当,导致包络谱中无法找到明显的故障冲击,从而无法精准提取到行星齿轮箱故障特征。

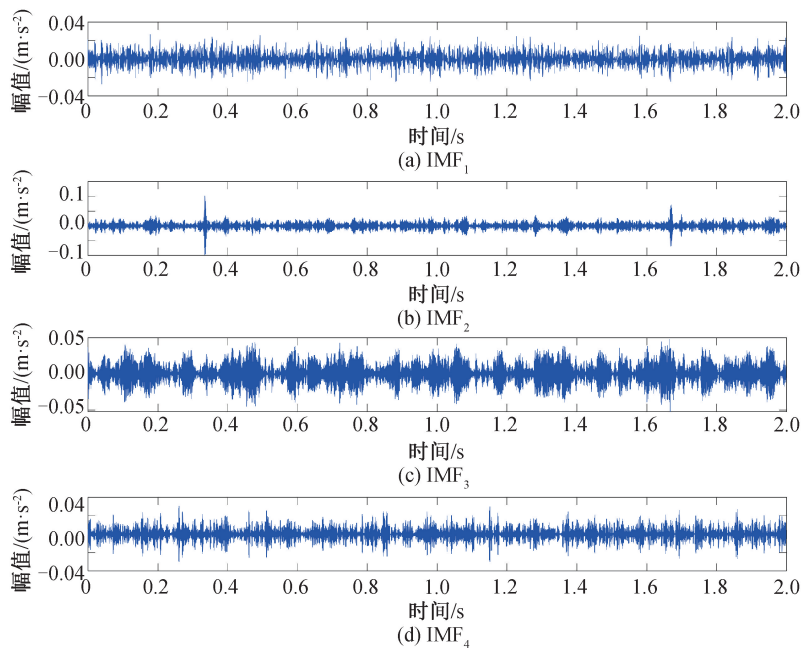


图7 基于VMD分解信号时域图

Fig. 7 Time-domain diagrams of decomposed signal based on VMD

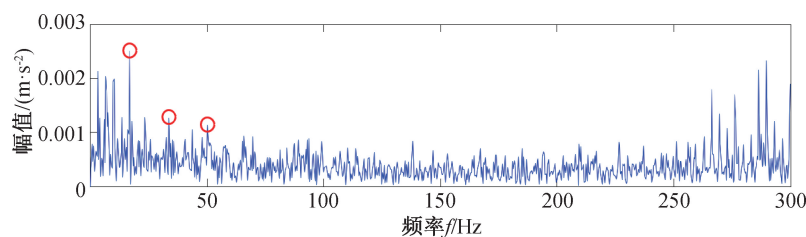


图8 IMF_4 包络谱图

Fig. 8 Envelope spectrum based on IMF_4

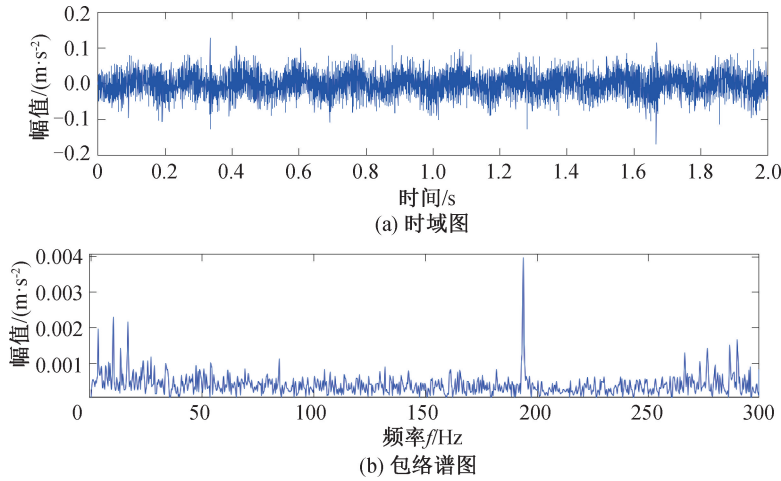


图 9 重构信号时域与包络谱图

Fig. 9 Time-domain diagram and envelope spectrum of reconstructed signal

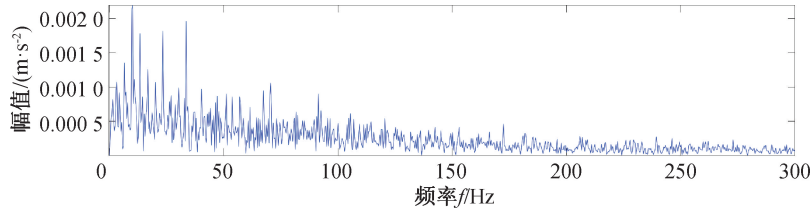


图 10 基于包络熵的包络谱图

Fig. 10 Envelope spectrum based on envelope entropy

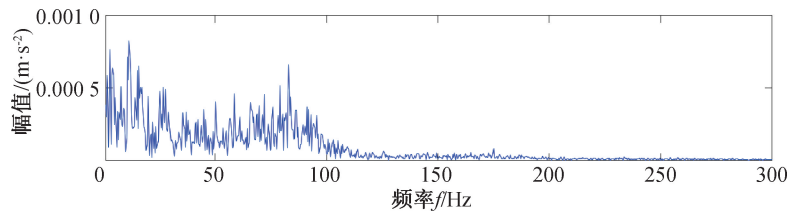


图 11 基于 EEMD-WTD 最优分量包络谱图

Fig. 11 Envelope spectrum based on EEMD-WTD

通过上述对比说明,本文提出的分量选取指标适合在复杂环境背景下,对滚动行星齿轮箱进行准确的故障特征提取。

3.3.2 分解方法对比

为了验证本文所提的 ICEEMDAN 结合 VMD 方法的有效性,与 EEMD 结合小波阈值分解故障 (Wavelet Threshold Decomposition, WTD) 特征提取方法进行对比。

同样使用上述实验中的太阳轮裂纹加噪信号,使用 EEMD 将加噪信号分解成多个 IMF 分量,根据包络峭度选取分量并进行信号重构。然后,使用小波阈值分解对重构信号进行特征提取,其包络谱如图 11 所示。通过与本文提出的方法进行对比可以看出,在图 11 中,包含大量无意义的冲击,找不到合理的故障特征。上述对比发现,在复

杂环境背景下,本文提出的故障特征提取方法具有准确性。

3.3.3 结果对比

仅凭包络谱来确定算法优劣是不全面的,因此本文还使用了一致性相关系数 (Concordance Correlation Coefficient, CCC) 来进行评价。CCC 结合了相关系数及均方误差的特点,既能体现信号的相关性,又能体现误差值。CCC 值越接近 1,相关性越强,算法表现也越好。CCC 的计算公式如下:

$$CCC = 1 - \frac{E[(A - B)^2]}{\sigma_A^2 + \sigma_B^2 + (\mu_A - \mu_B)^2} \quad (19)$$

式中: A 和 B 为变量; σ 为标准差; μ 为均值。

在原始信号中截取 5 组信号,通过上述三种方法进行处理,并计算最优分量与原始信号的一致性相关系数,结果如表 3 所示。

表3 三种方法一致性相关系数对比

Tab.3 CCC of three methods

方法	一致性相关系数 CCC				
	第一组	第二组	第三组	第四组	第五组
本文方法	0.496 3	0.472 3	0.793 6	0.567 3	0.564 0
包络熵指标	0.278 6	0.163 0	0.142 7	0.195 1	0.286 4
EEMD-DWT	0.088 1	0.149 2	0.286 3	0.142 3	0.165 9

由表3可以看出,包络熵指标及EEMD-DET方法处理过的信号与原信号的CCC分别在0.142 7~0.286 4和0.088 1~0.286 3之间,代表信号中依旧有大量噪声没有滤除。结合包络谱可知,这两种方法难以应用在复杂噪声背景下的故障特征提取工作中。应用本文所提方法对加噪信号进行处理后所选择的最优分量的CCC在0.472 3~0.793 6之间,与原信号的一致性相关系数远高于其他两种方法。结合包络谱中清晰的故障特征频率及倍频,证明本文所提方法在复杂噪声背景下可以进行有效的故障特征提取。

4 结论

1) 提出ICEEMDAN-SSA-VMD故障特征提取模型,通过对故障信号二次分解进行故障特征提取。通过与使用包络熵为分量选取指标和EEMD结合WTD分解相对比,不仅在包络谱中能清晰看到故障冲击,且本文方法的一致性相关系数在0.472 3~0.793 6之间,远高于EEMD-WTD的0.088 1~0.286 3。证明了本文方法的有效性。

2) 本文提出结合包络峭度和包络谱峭度作为分量选取指标,有针对地降噪,通过与包络熵对比,不仅能在包络谱中看到清晰的故障频率及其倍频,且本文的相关性一致系数远高于以包络谱为分量选取指标的0.142 7~0.286 4。证明了分量选取指标的有效性。

3) 本文将最大包络谱峭度作为SSA的适应度函数,获取不同工况下VMD的最优参数组合 K 和 α ,实现了参数的最优,选取取得了良好的效果。

参考文献:

[1] 戚晓利,程主梓,崔创创,等.基于JS-VME-DBN和MS-UMAP的行星齿轮箱故障诊断方法[J].航空动力学报,2024,39(3):236-248.
 [2] 宋立杰,胡天桢,李宝庆,等.基于鲁棒最近邻超圆盘的齿轮箱智能故障诊断[J].湖南大学学报(自然科学版),2022,49(12):20-29.

[3] 王朝阁,李宏坤,杨蕊,等.基于自适应噪声参数优化ELMD的行星齿轮箱故障诊断研究[J].振动与冲击,2020,39(18):60-69.
 [4] WANG L, WEI S, XI T, et al. A symmetrized dot pattern extraction method based on frobenius and nuclear hybrid norm penalized robust principal component analysis and decomposition and reconstruction[J]. Sensors, 2023, 23(20): 8509.
 [5] BURRIELVALENCIA J, PUCHEPANADERO R, MARTINEZROMAN J, et al. Short-frequency fourier transform for fault diagnosis of induction machines working in transient regime [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(3): 432-440.
 [6] WANG H, ZHU H, LI H. Multi-mode data generation and fault diagnosis of bearings based on STFT-SACGAN [J]. Electronics, 2023, 12(8): 1910.
 [7] GU K, ZHANG Y, LIU X, et al. DWT-LSTM-based fault diagnosis of rolling bearings with multi-sensors [J]. Electronics, 2021, 10(17): 2076.
 [8] 王利英.小波包特征熵-神经网络在轴承故障诊断中的应用[J].河北工程大学学报(自然科学版),2008(1):49-53.
 [9] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A Noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
 [10] COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, TORRES M E. Improved complete ensemble EMD: A suitable tool for biomedical signal processing [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 14: 19-29.
 [11] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(3): 531-544.
 [12] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
 [13] WANG L, LI H, XI T, et al. Fault feature extraction method for rolling bearings based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and variational mode decomposition [J]. Sensors, 2023, 23(23): 9441.
 [14] 郝涛,胡明橙,王莉静.基于COT-NGO-VMD与LSTM的变转速滚动轴承故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2023(12):188-192.
 [15] YANG S, XIAO Q, LIU Y, et al. A general multi-objective optimized wavelet filter and its applications in fault diagnosis of wheelset bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 145: 106914.

(责任编辑 唐彦彦)