

边杰,陈亚农,梅庆,等. PSO-VMD 结合 Teager 包络谱的滚动轴承故障诊断方法[J].湖南科技大学学报(自然科学版), 2024,39(1):53-59.doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2024.01.007

BIAN J, CHEN Y N, MEI Q, et al. Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Combining PSO-VMD with Teager Envelope Spectrum[J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2024, 39(1): 53-59. doi: 10.13582/j.cnki.1672-9102.2024.01.007

PSO-VMD 结合 Teager 包络谱的滚动轴承故障诊断方法

边杰^{1,2*}, 陈亚农^{1,2}, 梅庆³, 卢艳辉¹

(1.中国航发湖南动力机械研究所,湖南 株洲 412002;
2.中国航空发动机集团航空发动机振动技术重点实验室,湖南 株洲 412002;
3.中国航发商用航空发动机有限责任公司,上海 200241)

摘要:为了解决 VMD 方法在处理非平稳信号时,人为确定输入参数会影响模态分解精度的问题,提出一种基于 PSO 算法优化 VMD 输入参数的 PSO-VMD 方法,用于滚动轴承故障信号的模态分解,并使用 Teager 能量算子(TEO)对模态分解结果进一步计算,得到各模态分量的 Teager 包络谱.通过滚动轴承内环单点故障、外环单点故障和滚子单点故障实测振动故障信号的模态分解与故障诊断,验证 PSO-VMD 方法的有效性和实用性.

关键词: VMD; PSO; 滚动轴承; 故障诊断; Teager 包络谱

中图分类号: TH133.3; TH17 文献标志码: A 文章编号: 1672-9102(2024)01-0053-07

Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Combining PSO-VMD with Teager Envelope Spectrum

BIAN Jie^{1,2}, CHEN Yanong^{1,2}, MEI Qing³, LU Yanhui¹

(1. AECC Hunan Aviation Powerplant Research Institute, Zhuzhou 412002, China;
2. AECC Key Laboratory of Aero-engine Vibration Technology, Zhuzhou 412002, China;
3. AECC Commercial Aircraft Engine Company Limited, Shanghai 200241, China)

Abstract: In order to solve the problem that manually determining input parameters can affect the accuracy of modal decomposition when processing non-stationary signals by using the VMD method, a PSO-VMD method based on PSO algorithm to optimize VMD input parameters is applied to modal decomposition of rolling bearing fault signals. The Teager Energy Operator (TEO) is used to further calculate the results of modal decomposition and obtain the Teager envelope spectra of each modal component. The effectiveness and practicality of the PSO-VMD method are verified through the modal decomposition and fault diagnosis of vibration fault signals measured at single point faults of the inner ring, outer ring, and roller of rolling bearings.

Keywords: VMD; PSO; rolling bearing; fault diagnosis; Teager envelope spectrum

滚动轴承是旋转机械的核心部件,其工作状态直接影响到旋转机械的运行状况.滚动轴承容易发生故障,一般采用振动监测的方式对滚动轴承进行状态监测.由于旋转机械轴承振动信号中常常包含强烈的背景噪声和其他部件的各种调制信息,采集的早期滚动轴承振动信号中的故障特征微弱,且具有较强的非平稳性,使得直接从振动信号的时域和频域中难以判别故障类型^[1].因此,滚动轴承故障特征提取与故障诊断一直以来都是研究的难点和热点.

滚动轴承故障信号是一种典型的非平稳信号,传统的傅里叶变换只适合处理平稳信号,对于滚动轴承故障信号这种非平稳信号已不再适用.自适应信号分解方法是处理非平稳信号的有效方法,典型的自适应信号分解方法有小波变换^[2]、经验模态分解^[3]、固有时间尺度分解^[4]、局部均值分解^[5]、局部特征尺度分解^[6]和变分模态分解^[7]等.小波变换摆脱了傅里叶变换的局限性,可以用于处理非平稳信号,但是其基函数需要进行先验式假设,缺乏自适应性^[8].与小波变换相比,经验模态分解具有自适应性,但是缺乏严格的理论基础,具有端点效应、模态混叠和迭代终止条件工程适用性较差等缺点^[9].固有时间尺度分解在端点效应和计算速度上有一定的优势,但由于其使用线性变换来实现信号分解,所得的模态分量容易出现毛刺而失真^[10].相比经验模态分解,局部均值分解能更好地抑制模态混叠现象,但是仍不免存在端点效应,且计算时间较长^[11].局部特征尺度分解由于不能很好地体现数据的整体变化趋势,会降低模态分解精度^[12].变分模态分解的非递归式分解方式避免了递归式分解带来的分解终止条件的确定和端点效应等问题,但是变分模态分解需要人为设定模态分解个数和惩罚因子,因此会影响其模态分解精度^[13].因此,本文使用粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)算法对变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)的输入参数进行优化.PSO是一种典型的群体智能算法,贺妍等^[14]将PSO-FC优化参数后的核主元分析应用于行星齿轮磨损故障识别中,取得了比较好的识别效果.

Teager能量算子具有检测信号瞬时变化的优势,可以有效增强信号的瞬态冲击成分.齐咏生等^[15]提出一种基于MCKD和Teager能量算子混合的滚动轴承复合故障诊断方法,准确识别出滚动轴承的故障类型.

由于滚动轴承故障信号具有较强的非平稳性,而PSO-VMD方法具备较好的自适应模态分解能力,运用PSO-VMD方法可以较好地滚动轴承故障信号分解成窄带平稳信号.进一步使用Teager能量算子对PSO-VMD方法的模态分解结果进行计算,得到各模态分量的Teager包络谱,由此来提取振动信号中的故障特征,以实现滚动轴承故障的有效诊断.因此,本文将PSO算法优化VMD输入参数,并将参数自适应PSO-VMD方法与Teager包络谱相结合,通过试验验证该方法的有效性和实用性.

1 PSO-VMD方法

1.1 变分模态分解(VMD)

变分模态分解(VMD)是在变分模态框架内寻找约束变分模态模型的最优解来实现信号的自适应分解.每个变分模态分量的频率中心及带宽在迭代求解中不断更新,根据实际信号的频域特性对信号频带进行自适应分解,最终得到一组窄带变分模态分量.假定原始信号 x 被分解为 k 个模态分量,则相应的约束变分模态模型为^[16]

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

式中: u_k, ω_k 为各变分模态分量和中心频率; ∂_t 为关于时间的偏导数运算; $\delta(t)$ 为狄拉克函数; t 为时间.

为了求解上述约束变分模态模型,在VMD算法中引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘子 λ .VMD的具体实施过程如下:

- 1) 初始化 $\{\hat{u}_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \hat{\lambda}^1, n$;
- 2) 令 $n = n + 1$, 执行循环过程;
- 3) 令 $k = 0, k = k + 1$, 更新 \hat{u}_k 和 ω_k :

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{\hat{x}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2}; \quad (2)$$

$$\omega_k^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^{\infty} |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^{\infty} |\hat{u}_k^n(\omega)|^2 d\omega}. \quad (3)$$

4) 更新 λ :

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau [\hat{x}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)]. \quad (4)$$

式中: τ 为噪声容限参数.

5) 重复步骤(2)~步骤(4),直至满足收敛条件: $\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon$ (ε 为收敛容差),结束整个循环,得到 k 个变分模态分量.

1.2 基于 PSO 的 VMD 方法输入参数优化

PSO 算法是计算智能领域的一种基于群体智能的优化算法^[17].使用 PSO 优化 VMD 方法的输入参数时,需要确定一个目标函数.利用 VMD 方法分解轴承振动信号后,若模态分量中包含的故障特征信息较多,则分量信号波形中将会出现规律性脉冲,结构比较简单,所以该分量信号复杂性较小,包络信号的信息熵也较小.

当第 i 个粒子处于某一位置 X_i (对应 VMD 方法中一组输入参数组合 k 和 α) 时,在该位置计算 VMD 方法得到的全部模态分量的包络信息熵,把其中最小的一个包络信息熵记为局部极小包络熵,与局部极小包络熵相对应的模态分量即为该组模态分量中包含丰富特征信息的最佳分量,该分量仅仅是局部最佳分量.为了寻找全局最佳分量,将局部极小包络熵作为 PSO 优化过程的目标函数,以最小化局部极小包络熵为寻优目标.

以下以局部极小包络熵为目标函数,利用 PSO 算法对 VMD 的参数优化中,模态分量个数 k 的变化范围为 $[2, 10]$,二次惩罚因子 α 的变化范围为 $[100, 2\ 000]$.

2 Teager 包络谱

Teager 能量算子 (TEO) 是一种能提取信号瞬时能量信息的非线性算子,记为 $\varphi[\cdot]$.设有连续信号 $x(t)$,其 TEO 定义为^[18]

$$\varphi[x(t)] = [x'(t)]^2 - x(t)x''(t). \quad (5)$$

式中: $x'(t)$ 和 $x''(t)$ 为 $x(t)$ 的一阶导数和二阶导数.

对于离散信号,导数可由差分近似代替,因此式(5)的离散形式为

$$\varphi[x(n)] = x^2(n) - x(n+1)x(n-1). \quad (6)$$

由式(6)可知:只需要 3 个采样点即可获取 TEO 任意时刻的能量,因此具有很好的瞬时性.TEO 良好的时间分辨率使其能很好地获取信号的能量脉动,实现对单分量调幅-调频信号 $x(t)$ 的瞬时幅值 $a(t)$ 和瞬时频率 $f(t)$ 的有效分离,即

$$a(t) = \frac{\varphi[x(t)]}{\sqrt{\varphi[x(t)]}}; \quad (7)$$

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{\varphi[x'(t)]}{\varphi[x(t)]}}; \quad (8)$$

$$\varphi[x'(t)] = [x''(t)]^2 - x'(t)x'''(t). \quad (9)$$

与其他解调方法如 Hilbert 变换相比,TEO 的计算量小、时间分辨率高,适用于处理单分量调幅-调频信号瞬时幅值与瞬时频率的计算,已经在机械故障信号处理中成功应用.

对 PSO-VMD 方法分解得到的各模态分量进行 TEO 计算,得到其瞬时幅值 $a_i(t)$,并对 $a_i(t)$ 进行频谱分析,可得到各模态分量的 Teager 包络谱 $A_i = \text{FFT}[a_i(t)]$.其中,FFT 为快速傅里叶变换.

3 滚动轴承故障诊断

使用美国凯斯西储大学公开的电机驱动端 SKF6205-2RS 深沟球轴承振动数据,验证 PSO-VMD 结合

Teager 包络谱的滚动轴承故障诊断方法的有效性. 试验轴承的外环直径为 52 mm, 内环直径为 25 mm, 滚子直径为 7.94 mm, 厚度为 15 mm, 滚动体个数为 9, 接触角为 0° . 采用电火花加工出轴承缺陷, 缺陷直径为 0.18 mm, 深度为 0.28 mm, 试验采样频率为 12 kHz, 电机转速为 1 750 r/min, 电机驱动功率为 1.492 kW. 由此, 可计算出轴承的转动频率为 29.2 Hz, 内环单点故障频率为 157.9 Hz, 外环单点故障频率为 104.6 Hz, 滚子单点故障特征频率为 137.5 Hz.

3.1 正常轴承

正常轴承振动信号的波形如图 1 所示. 图 1a 为正常轴承振动信号的时域波形, 由图 1a 可知: 振动信号的时域波形比较平稳, 无明显的周期性冲击现象, 振动幅值较小, 振动单峰值在 $0.15g$ 左右. 但是单从时域波形并不能判别轴承的状态, 需要对时域信号进一步处理分析.

使用 PSO-VMD 方法对正常轴承振动信号进行分解. 图 1b 为 PSO 算法对 VMD 输入参数优化过程中, 不同进化次数时正常轴承振动信号的局部极小包络熵值图. 图 1b 中局部极小包络熵的最小值 2.389 6 出现在第 4 代, PSO 优化后的输入参数 (k, α) 为 $(3, 920)$. 图 1c 为对应的模态分解结果, PSO-VMD 方法将正常轴承振动信号分解成 3 个模态分量. 图 1d 为 PSO-VMD 方法分解得到的正常轴承振动信号各模态分量的 Teager 包络谱. 由图 1d 可知: 3 个模态分量的 Teager 包络谱中只存在旋转频率 f_r 及其倍频 $mf_r (1 \leq m \leq 14)$ 的谱线, 而不存在其他故障特征频率谱线, 说明轴承处于正常状态.

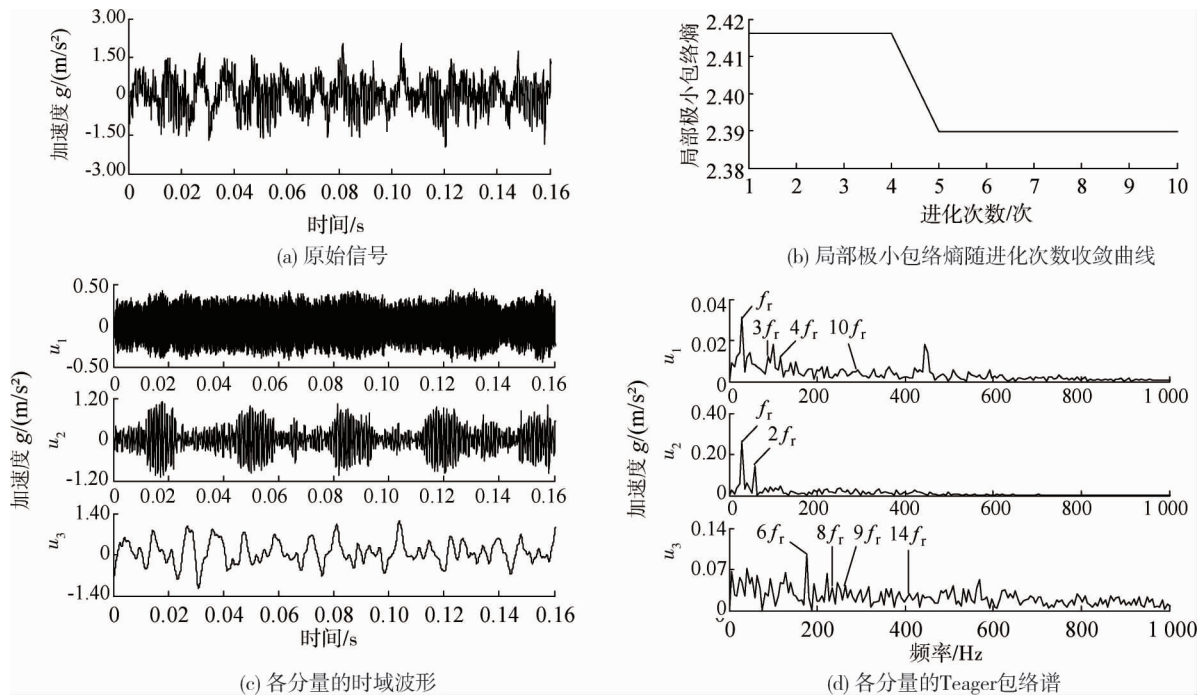


图 1 正常轴承振动信号

3.2 内环单点故障

轴承内环故障信号的波形如图 2 所示. 图 2a 为轴承内环故障信号的时域波形. 由图 2a 可知: 与正常轴承振动信号的时域波形 (图 1a) 相比, 轴承内环故障信号的时域波形的幅值明显增大, 振动单峰值达到 $1.4g$ 左右, 并且具有明显的周期性冲击特征, 但仅从时域波形很难判断轴承发生了何种故障.

使用 PSO-VMD 方法对内环单点故障信号进行分解. 图 2b 为 PSO 对 VMD 输入参数优化过程中, 不同进化次数时内环单点故障信号的局部极小包络熵值图. 由图 2b 可知: 当进化次数为 4 时, 局部极小包络熵达到最小值 2.439 0, PSO 优化后的输入参数 (k, α) 为 $(2, 488)$. 图 2c 和图 2d 分别为 PSO-VMD 方法分解得到的 2 个模态分量的时域波形和 Teager 包络谱. 由图 2d 可知: 2 个模态分量的 Teager 包络谱中存在旋转频率 f_r 及其倍频 mf_r 、内环故障特征频率 f_i 及其倍频 mf_i , f_r 和 mf_r 对 f_i 和 mf_i 的调制频率谱线. 内环故障特征频率 f_i 及其倍频 mf_i , f_r 和 mf_r 对 f_i 和 mf_i 的调制频率谱线的存在说明轴承的内环发生了故障.

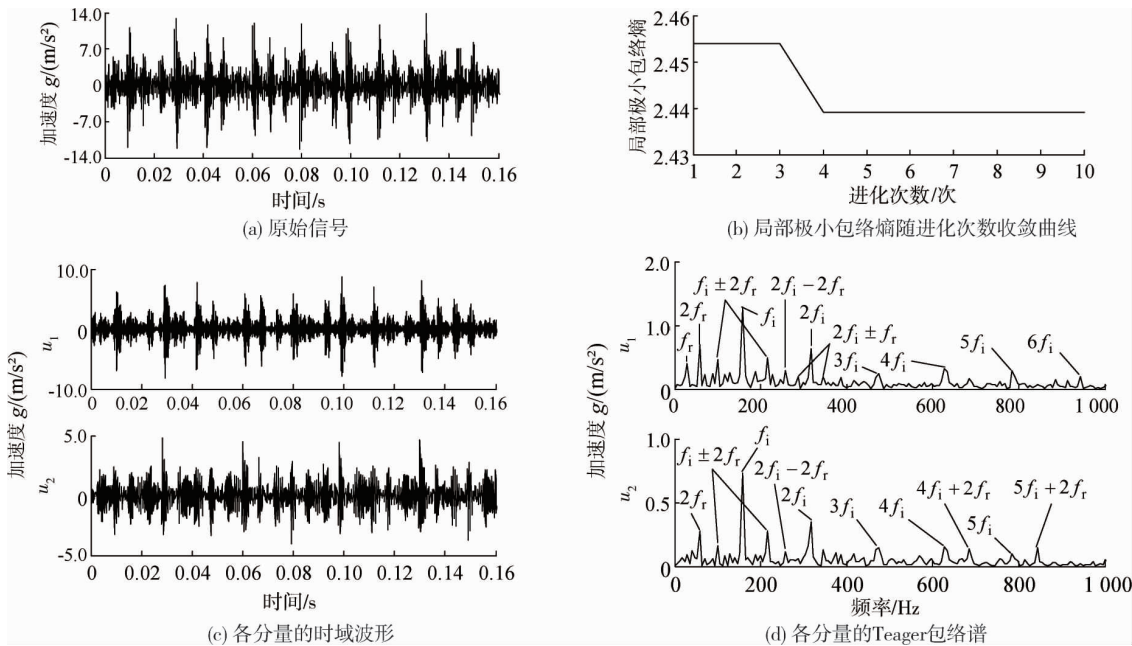


图 2 轴承内环故障信号

3.3 外环单点故障

轴承外环故障信号的波形如图 3 所示.轴承外环故障信号的时域波形如图 3a 所示,由图 3a 可知:与正常轴承振动信号的时域波形(图 1a)相比,其振动幅值的增大更加明显,振动单峰值达到 3.0g.同样,其时域波形存在典型的周期性冲击特征,单从图 3a 中的时域波形很难看出引起轴承冲击脉冲的具体损伤部位,即无法准确对轴承进行故障诊断.

使用 PSO-VMD 方法对外环单点故障信号进行分解.图 3b 为 PSO 对 VMD 输入参数优化过程中,不同进化次数时外环单点故障信号的局部极小包络熵值图.由图 3b 可知:当进化次数为 5 时,局部极小包络熵达到最小值 2.577 1,PSO 优化后的输入参数(k, α)为 (2,229).图 3c 和图 3d 分别为 PSO-VMD 方法分解得到的 2 个模态分量的时域波形和 Teager 包络谱.由图 3d 可知:2 个模态分量的 Teager 包络谱中存在旋转频率 f_r 及其倍频 mf_r 、外环故障特征频率 f_o 及其倍频 mf_o . f_r 对 f_o 的调制频率谱线.外环故障特征频率 f_o 及其倍频 mf_o . f_r 对 f_o 的调制频率谱线的存在说明轴承的外环发生了故障.

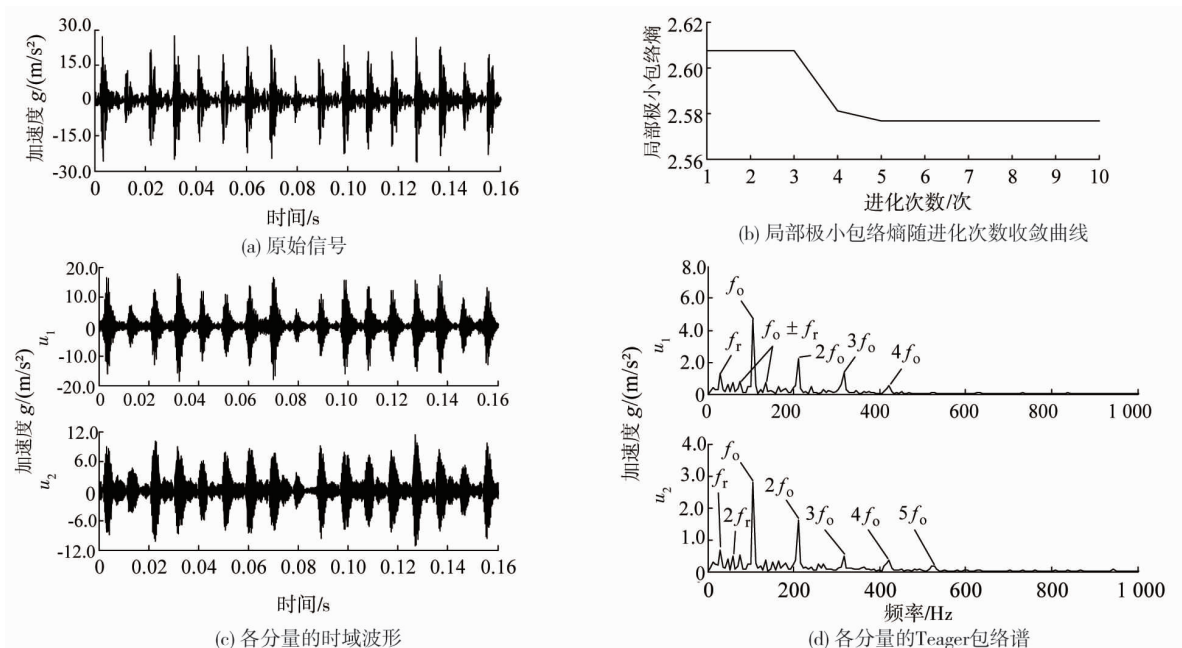


图 3 轴承外环故障信号

3.4 滚子单点故障

轴承滚子故障信号的波形如图4所示.轴承滚子故障信号的时域波形如图4a所示,由图4a可知:与正常轴承振动信号的时域波形(图1a)相比,其振动幅值稍微增大,振动单峰值达到0.30g.同时,其时域波形存在较明显的周期性冲击特征,但是仅从图4a的时域波形不能判断引起轴承冲击脉冲的具体损伤部位,即无法对轴承故障进行准确诊断.

使用 PSO-VMD 方法对滚子单点故障信号进行分解.图4b为 PSO 对 VMD 输入参数优化过程中,不同进化次数时滚子单点故障信号的局部极小包络熵值图.由图4b可知:当进化次数为4时,局部极小包络熵达到最小值2.3806, PSO 优化后的输入参数 (k, α) 为 $(4, 1540)$. 图4c和图4d分别为 PSO-VMD 方法分解得到的4个模态分量的时域波形和 Teager 包络谱.由图4d可知:4个模态分量的 Teager 包络谱中存在旋转频率 f_r 及其倍频 mf_r 、滚子故障特征频率 f_b 及其倍频 mf_b 、 f_r 和 mf_r 对 f_b 和 mf_b 的调制频率谱线.滚子故障特征频率 f_b 及其倍频 mf_b 、 f_r 和 mf_r 对 f_b 和 mf_b 的调制频率谱线的存在说明轴承的滚子发生了故障.

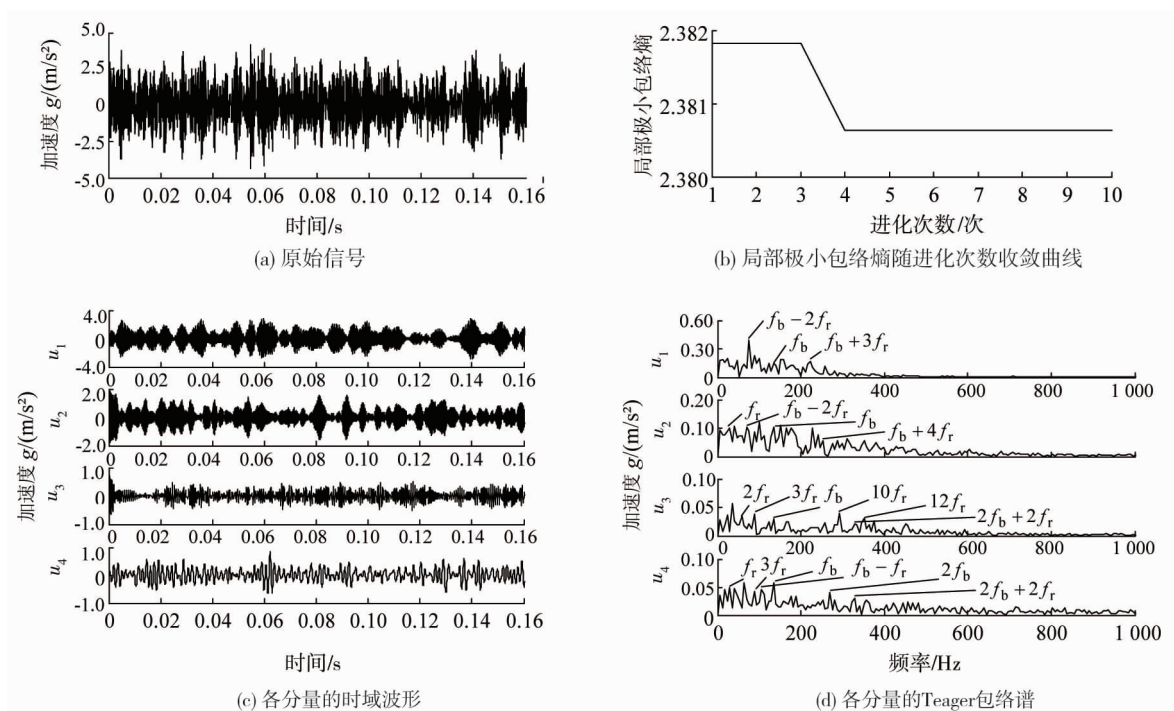


图4 轴承滚子故障信号

4 结论

1) 正常轴承振动信号各 PSO-VMD 模态分量的 Teager 包络谱中只存在旋转频率 f_r 及其倍频 mf_r 的谱线,不存在其他故障特征频率谱线.

2) 轴承内环单点故障信号各 PSO-VMD 模态分量的 Teager 包络谱中存在旋转频率 f_r 及其倍频 mf_r 、内环故障特征频率 f_i 及其倍频 mf_i 、 f_r 和 mf_r 对 f_i 和 mf_i 的调制频率谱线.

3) 轴承外环单点故障信号各 PSO-VMD 模态分量的 Teager 包络谱中存在旋转频率 f_r 及其倍频 mf_r 、外环故障特征频率 f_o 及其倍频 mf_o 、 f_r 对 f_o 的调制频率谱线.

4) 轴承滚子单点故障信号各 PSO-VMD 模态分量的 Teager 包络谱中存在着旋转频率 f_r 及其倍频 mf_r 、滚子故障特征频率 f_b 及其倍频 mf_b 、 f_r 和 mf_r 对 f_b 和 mf_b 的调制频率谱线.

参考文献:

- [1] 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.

- [2] 温竹鹏,陈捷,刘连华,等.基于小波变换和优化CNN的风电齿轮箱故障诊断[J].浙江大学学报(工学版),2022,56(6):1212-1219.
- [3] 孙钦翰,于波.基于小波与EMD的EHA液压缸内泄故障诊断研究[J].机床与液压,2023,51(8):205-212.
- [4] 肖俊青,岳敏楠,李春,等.基于固有时间尺度分解与卷积神经网络的轴承故障诊断研究[J].机械强度,2022,44(5):1017-1023.
- [5] 赵小惠,谭琦,胡胜,等.基于LMD云模型与PSO-KELM的齿轮箱故障诊断[J].机械传动,2023,47(2):157-163.
- [6] 郑近德,苏缪涎,潘海洋,等.匀相窄波局部特征尺度分解方法及其在机械故障诊断中的应用[J].电子测量与仪器学报,2021,35(2):50-58.
- [7] 马天霆,孙振波,邓艾东,等.基于频率诱导变分模态分解的齿轮箱故障诊断[J].东南大学学报(自然科学版),2023,53(4):702-708.
- [8] 朱艳萍,包文杰,涂晓彤,等.改进的经验小波变换在滚动轴承故障诊断中的应用[J].噪声与振动控制,2018,38(1):199-203.
- [9] 张安安,黄晋英,朱文辉,等.基于EEMD与盒维数的轴承故障特征提取[J].机械设计与研究,2018,34(6):95-98.
- [10] 傅其凤,宋子博,李松.改进ITD和切片双谱的曳引机减速器故障特征提取[J].机械科学与技术,2018,37(3):386-390.
- [11] 李巧艺,单奇,陈跃威,等.改进LMD和排列熵的滚动轴承故障诊断[J].机械设计与制造,2018(4):51-53.
- [12] 吴占涛,程军圣,李宝庆,等.基于Lagrange插值的局部特征尺度分解方法及其应用[J].湖南大学学报(自然科学版),2017,44(4):63-70.
- [13] 马洪斌,佟庆彬,张亚男.优化参数的变分模态分解在滚动轴承故障诊断中的应用[J].中国机械工程,2018,29(4):390-397.
- [14] 贺妍,王宗彦.基于PSO-FC优化KPCA的特征提取及行星齿轮磨损损伤程度识别[J].机械传动,2019,43(2):137-143.
- [15] 齐咏生,刘飞,高学金,等.基于MCKD和teager能量算子的滚动轴承复合故障诊断[J].大连理工大学学报,2019,59(1):35-44.
- [16] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational Mode Decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [17] 王鹏程,邓艾东,凌峰,等.基于PSO-SEBD的风电机组滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2023,42(7):281-288.
- [18] 张辉,张超,辛阔,等.基于FDM和TEO的滚动轴承故障诊断研究[J].机电工程,2021,38(7):850-856.