

# 基于能量峰定位的经验小波变换及在轴承微弱故障诊断中的应用

张西宁, 李霖, 刘书语, 雷建庚

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

**摘要:** 为了解决经验小波变换在轴承振动信号频谱分割不当的问题,提出了一种基于自适应能量峰定位的经验小波变换。该方法采用 Teager 能量算子对傅里叶频谱进行能量集中,降低噪声和无关分量影响;利用多尺度寻峰定位算法自适应确定频谱分割边界;通过构建小波滤波器组提取各模态分量。依据峭度指标挑选故障信息最大的模态分量,最后通过 Hilbert 包络解调提取轴承的故障特征频率。仿真和实验分析结果表明:提出的方法从能量角度入手,鲁棒性更强;频段划分考虑频谱的形状,能自适应识别故障频带;与原始经验小波变换方法相比,改进方法能明显增强早期微弱故障特征,提高轴承早期故障诊断性能。

**关键词:** 经验小波变换;滚动轴承;故障诊断;多尺度能量峰定位

**中图分类号:** TH17   **文献标志码:** A

**DOI:** 10.7652/xjtuxb202108001   **文章编号:** 0253-987X(2021)08-0001-08



## Empirical Wavelet Transform Based on Energy Peak Location with Applications to Bearing Weak Fault Diagnosis

ZHANG Xining, LI Lin, LIU Shuyu, LEI Jiangeng

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** To solve the problem of improper segmentation in vibration signal spectrum by empirical wavelet transform, an empirical wavelet transform based on the adaptive energy peak location is proposed, where Teager energy operator is used to concentrate the energy of Fourier spectrum to reduce the influence of noise and independent components. The spectrum segmentation boundary is determined adaptively by multi-scale peak-finding algorithm. Modal components are extracted by the constructed wavelet filter bank. According to kurtosis index, the modal component with maximum fault information is selected. The fault feature frequency of the bearing is extracted by Hilbert envelope demodulation. The simulation and experiment show that the proposed method is more robust from the perspective of energy. Considering the shape of frequency spectrum, fault frequency band can be identified adaptively. Compared with the original EWT method, this proposed method enables to obviously enhance the early weak fault features and improve the early fault diagnosis performance of bearings.

**Keywords:** empirical wavelet transform; rolling bearing; fault diagnosis; multi-scale energy peak location

滚动轴承作为广泛使用的基础零部件,是旋转机械的关键支撑部件<sup>[1-2]</sup>。滚动轴承易于损坏,且寿命的分散性大,机械故障中 21% 是由滚动轴承损坏引起的<sup>[3]</sup>。一旦轴承出现事故,将导致整套设备停机,由此带来巨大的经济损失<sup>[4]</sup>。因此,开展轴承故障诊断方法研究具有重要的理论意义和应用价值。

时频分析可以同时展示信号在时域和频域的信息,是提取非平稳信号特征的有效工具。各种时频分析方法被广泛应用于轴承故障诊断<sup>[5]</sup>,如短时傅里叶变换(STFT)<sup>[6]</sup>、Wigner-Ville 分布(WVD)<sup>[7]</sup>、小波变换<sup>[8]</sup>、经验模态分解(EMD)<sup>[9-10]</sup>等,但存在各自的缺陷。STFT 采用固定窗口,时频分辨率有限<sup>[11]</sup>;WVD 存在交叉项干扰<sup>[12]</sup>;小波变换需要挑选合适的小波基函数;EMD 能够自适应地分离信号中的分量,但缺乏数学理论,存在模态混叠和端点效应<sup>[13]</sup>。

针对 EMD 的不足,Gilles 提出了经验小波变换(EWT)方法,该方法结合了 EMD 的自适应特性和小波分析的理论框架<sup>[14]</sup>。其核心思想是对频谱进行恰当分割,通过设计合适的小波滤波器组来提取信号的不同模态。

EWT 方法提出以来,在机械故障诊断领域得到了广泛应用。陈景龙等将 EWT 方法用于风力发电机中轴承故障诊断<sup>[15]</sup>,取得了良好效果。王友仁等提出能量聚集度 EWT 方法,成功实现了齿轮箱早期故障诊断<sup>[14]</sup>。祝文颖针对 EWT 分解对噪声敏感的问题,提出了一种单分量个数的估算方法,为经验小波变换中的 Fourier 频谱划分提供了一种解决思路<sup>[16]</sup>。Hu 采用基于阶统计滤波器的包络方法对分割算法进行改进,但是作者没有确定选择最佳包络函数的准则<sup>[17]</sup>。邓飞跃等随后引入一个带宽可变的滑动频率窗口,自适应确定滑动频率窗口位置,使得信号频谱分割更为准确<sup>[18]</sup>,但需要付出大的计算代价。

对 EWT 方法研究现状进行分析,不难得出其存在以下问题:①EWT 方法是根据快速傅里叶变换(FFT)谱局部极大值点确定频谱分割边界的,而 FFT 谱易受噪声和非平稳因素的干扰出现“伪”局部极大值,分割边界错误直接导致 EWT 分解失败,可见频谱分割是 EWT 的关键;②基于包络或平滑

的改进方法最优参数确定困难,分割效果参差不齐,原因是单纯依赖一次包络或平滑结果便确定频谱分割边界显得过于武断,一旦包络或平滑参数设置错误,将直接导致 EWT 分解失败,有“一叶障目不见泰山”之感。

针对以上问题,本文提出了一种多尺度能量峰定位经验小波变换(EPL-EWT)方法。该方法首先从频谱能量角度出发,对频谱进行能量集中,降低噪声的影响。其次,提出一种多尺度寻峰定位算法,从原始 EWT 依赖“局部最大值点”转变为根据“能量峰位置”确定分割边界,从整体上考虑了频谱几何形状,可以自适应地确定频谱分割边界,快速、准确地提取并增强轴承故障特征。

## 1 理论基础

### 1.1 经验小波变换

EWT 包括两个重要步骤:

- (1)确定信号频谱分割边界;
- (2)经验小波滤波器组的建立及模态提取。

考虑一个归一化的周期为  $2\pi$  的 Fourier 轴,为了符合 Shannon 采样定理,频率被限制在  $\omega \in [0, \pi]$ 。假设将 Fourier 支撑  $[0, \pi]$  分割为  $N$  个连续的子带,用  $\omega_n$  表示每个子带的边界(其中  $\omega_0 = 0, \omega_N = \pi$ ),如图 1 所示。

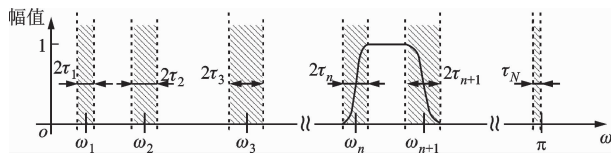


图 1 傅里叶轴的分割示意图<sup>[11]</sup>

Fig. 1 Segmentation of Fourier axis

将每个子带表示为  $\Delta_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$ ,显然有  $U_{n=1}^N = [0, \pi]$ ,以每个  $\omega_n$  为  $T_n = 2\tau_n$  中心,定义宽度的过渡段(图 1 中的灰色阴影区域)。

经验小波被定义为每个  $\Delta_n$  上的带通滤波器。为了构造经验小波滤波器组,Gilles 借鉴了文献[19]中构造 Littlewood-Paley 小波和 Meyer 小波的思路,  $\forall n > 0$ ,分别定义经验尺度函数  $\hat{\phi}_n(\omega)$  和经验小波函数  $\hat{\psi}_n(\omega)$  如下

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right], & (1-\gamma)\omega_n < |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & (1+\gamma)\omega_n \leq |\omega| < (1-\gamma)\omega_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_{n+1})\right)\right], & (1-\gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_{n+1} \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right], & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| < (1+\gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)$ ;  $\tau_n = \gamma\omega_n$ ;  
 $\gamma < \min\left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n}\right)$

建立经验小波滤波器组之后,可以用类似小波变换的形式定义经验小波变换  $W_f^\varepsilon(n, t)$ 。细节系数由信号和经验小波的内积得到

$$W_f^\varepsilon(n, t) = \langle f, \psi_n \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = (\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\psi}_n(\omega)})^\vee \quad (3)$$

式中:  $\psi_n$  为经验小波函数;  $(\hat{\cdot})$  为信号  $(\cdot)$  的傅里叶变换;  $(\cdot)^\vee$  为信号  $(\cdot)$  的傅里叶逆变换;  $\overline{(\cdot)}$  表示  $(\cdot)$  的复共轭。

近似系数由信号和尺度函数的内积得到

$$W_f^\varepsilon(n, t) = \langle f, \phi_1 \rangle = \int f(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau = (\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\phi}_1(\omega)})^\vee \quad (4)$$

式中:  $\phi_1$  为尺度函数。

原信号的重构为

$$f(t) = W_f^\varepsilon(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^\varepsilon(n, t) * \psi_n(t) = (\hat{W}_f^\varepsilon(0, t) * \hat{\phi}_1(t) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f^\varepsilon(n, t) * \hat{\psi}_n(t))^\vee \quad (5)$$

根据这种形式,信号  $f$  的经验模态可以定义为

$$f_0(t) = W_f^\varepsilon(0, t) * \phi_1(t) \quad (6)$$

$$f_k(t) = W_f^\varepsilon(k, t) * \phi_k(t) \quad (7)$$

## 1.2 Teager 能量算子

Teager 能量算子最早是在 1980 年由 Teager 提出,用于表征声音信号能量大小的一种方法。对于任意连续信号  $x(t)$ , Teager 能量算子  $\Psi$  定义为

$$\Psi(x(t)) = [\dot{x}(t)]^2 - x(t)\ddot{x}(t) \quad (8)$$

式中:  $\dot{x}(t)$  与  $\ddot{x}(t)$  分别表示信号  $x(t)$  相对于时间  $t$  的一阶微分和二阶微分。文献[20]已经证明, Teager 能量算子的输出追踪产生信号所需要的总能量,同时包含了动能和势能。对于离散时间信号  $x(n)$ ,应用差分代替微分,则 Teager 能量算子变为

$$\Psi(x(n)) = [x(n)]^2 - x(n-1)x(n+1) \quad (9)$$

## 2 改进的经验小波变换 EPL-EWT

轴承发生故障时,缺陷位置的瞬时碰撞会激起轴承固有频率发生共振,在频谱上表现为一个个“谱峰”,且固有频率会充当载波被轴承故障频率调制。从包络解调角度来看,每个谱峰对应的信号可以认为是一个固有模态,对这些模态做包络分析,可以充分暴露轴承故障特征。因此,本文提出了一种能量峰定位的经验小波变换(EPL-EWT)方法。首先利用 Teager 能量算子对傅里叶频谱进行谱能量集中,降低噪声和无关分量的影响。然后采用多尺度寻峰定位算法,准确识别能量谱中“峰”的位置,相邻峰位置的中点被确定谱分割边界,最后建立经验小波滤波器组,提取各个模态分量。方法的具体步骤如下。

(1) Teager 能量算子频谱能量集中。傅里叶频谱对噪声比较敏感,极易出现伪“局部极大值点”。白噪声虽然会影响频谱中单个点的幅值,但其能量在整个频域上是均匀分布的。利用 Teager 能量算子,对频谱进行能量集中,有

$$\Psi(\hat{f}(n)) = [\hat{f}(n)]^2 - \hat{f}(n-1)\hat{f}(n+1) \quad (10)$$

从谱能量角度确定谱分割边界比单纯从幅值角度更为可靠,在很大程度上减少了噪声对分割的干扰。

(2) 多尺度寻峰定位。为了准确定位能量谱  $\Psi(\hat{f}(n))$  中“峰”的位置,本文给出一种多尺度寻峰定位算法。其基本思想是,使用一组不同宽度的窗函数对数据进行平滑处理,将“峰”定义为一个点,它在许多尺度上仍然是一个局部极大值。也就是说,不同尺度上的局部极大值是相关联的,利用这种关联性可以逐步建立一个峰值判别准则。利用该准则,最终可以实现峰的准确识别。

对于给定  $N \times 1$  维输入序列  $v$ ,定义峰值判别准则  $C$ ,  $C$  是一个  $N \times 1$  维向量,初始化为 0。

(I) 检测  $v$  中所有局部极大值点,组成集合  $P$ ,并对  $C$  作第一次更新,令

$$\forall p \in P, \quad C(p) \leftarrow v(p) \quad (11)$$

第一次更新  $C$  时使用  $v(p)$  的基本原理是,促进  $v$  中具有较大振幅的点作为峰值。将每次检测到的峰值存储在集合  $O$  中,即

$$O \leftarrow P \quad (12)$$

(II) 使用  $S$  个不同宽度尺度  $s_i$  对信号  $v$  进行  $S$  次平滑,得到对应的平滑版本  $v_i$

$$v_i = W(s_i) * v \quad (13)$$

式中:  $s_i = iN/(20s)$ ,  $i = 1, 2, \dots, S$ ;  $W(s_i)$  表示标准化的高斯窗函数。

每次平滑后重新检测局部极大值,得到新的集合  $P_i$ ,将新的局部极大值与之前  $O$  中的点相关联,并增加其  $C$  值,因为在不同的尺度下它们被多次挑选出来,表明它们确实是一个“峰”。通过确定旧集合  $O$  中哪些元素最接近  $P$  的每个元素,从而建立  $P$  元素邻近的集合  $I$

$$\forall p \in P, \quad I(p) \leftarrow \arg \min_{o \in O} |p - o| \quad (14)$$

当识别出  $I$  后,增加相应的判据  $C$ ,这里我们设定  $\Delta c$  既依赖于信号值,又依赖于尺度  $s$

$$\forall p \in P, \quad \Delta c(I(p)) = v(I(p))s^2 \quad (15)$$

使用  $s^2$  目的是:在连续的平滑过程中显著突出保持峰值的点。此外,增加  $I$  的元素而不是增加  $P$  的元素是为了避免在每次迭代中增加不同点的  $C$  值,因为在不同的平滑尺度下局部极大值之间会发生漂移。

(Ⅲ)进行完  $S$  次尺度迭代后,根据  $C$  确定“目标峰”位置。若给定峰检测数目  $N$ ,取  $C$  值最大的前  $N$  个点;若给定阈值  $\rho \in (0, 1)$ ,则  $C > \rho \max(C)$ 。

(3)将挑选出来的相邻峰位置的中点作为经验小波谱分割边界,建立相应的经验小波滤波器组,提取相应模态分量。

(4)计算各分量的峭度指标值,选择峭度指标值最大的分量进行包络分析,诊断轴承故障类型。

提出的 EPL-EWT 方法流程如图 2 所示。

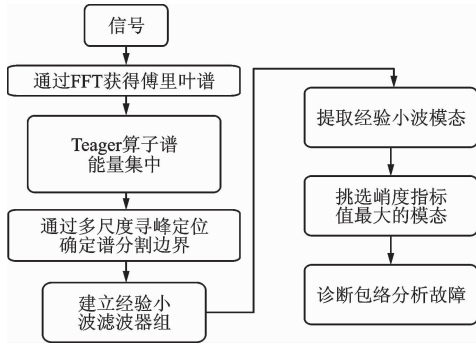


图2 EPL-EWT方法流程

Fig. 2 EPL-EWT method flow

### 3 仿真信号分析

为了验证本文方法的优越性,以外圈故障为例,建立了一组脉冲信号来模拟故障轴承的振动信号。仿真信号如下

$$x(t) = e^{-\alpha t'} (0.4 \sin(2\pi f_1 t) + \sin(2\pi f_2 t) + 1.5 \sin(2\pi f_3 t))$$

$$t' = \text{mod}(t, 1/f_m)$$

式中:  $\alpha=800$  为衰减指数;  $f_m=100$  为调制频率;  $f_1$

$=900$  Hz、 $f_2=2\,500$  Hz 与  $f_3=4\,000$  Hz 表示载波频率,运算  $\text{mod}(a, m)$  返回  $a$  除以  $m$  后的余数。因此,模拟的滚动轴承故障频率为 100 Hz,固有频率为 900、2 500 和 4 000 Hz。采样频率为 10 240 Hz。在信号中加入信噪比为 -15 dB 的高斯白噪声,模拟滚动轴承实际工作环境中的背景噪声和干扰信号,仿真信号时域波形图和频谱图如图 2、图 3 所示。

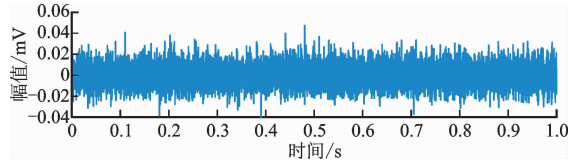


图3 仿真信号时域波形

Fig. 3 Time domain waveform of simulation signal

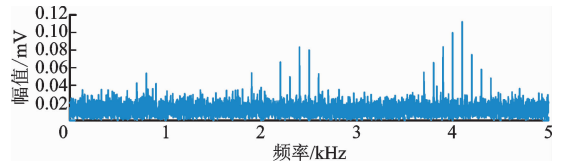


图4 仿真信号频谱图

Fig. 4 Spectrum of simulation signal

对信号进行了基于原始 EWT 和改进的 EPL-EWT 分解,图 5 和图 6 为相应分割结果。

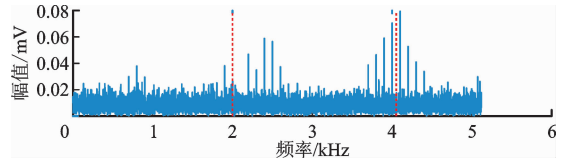


图5 原始 EWT 频谱分割结果

Fig. 5 Spectrum segmentation results of original EWT

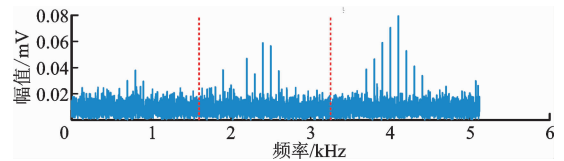


图6 EPL-EWT 频谱分割结果

Fig. 6 Spectrum segmentation results of EPL-EWT

对比图 5、图 6 可以看出,采用原始 EWT 方法得到的分割效果并不理想。以第 3 个固有频率 900 Hz 为中心的模态检测过宽;以固有频率 3 000 Hz 为中心的模态虽然被检测出来,但左侧边界检测偏大;以固有频率为 4 000 Hz 的模态则完全分割错误,本来是一个完整共振频带被强行分成了两半。改进后的 EPL-EWT 方法能很好地检测出 3 个固有频率激起的共振频带,避免了原始 EWT 不当分割导致的频带破裂现象,故障信息保存完好。这种分解对于后续的包络解调分析十分关键,有利于故障

特征的提取。改进前后的方法包络结果比较如图 7 和图 8 所示。为验证方法的有效性,定义轴承微弱故障特征显著性指标<sup>[21]</sup>为

$$I_{fea} = \frac{\sum A_{bfc}^2}{\sum A_i^2} \times \sum A_{bfc} \tag{16}$$

式中: $A_{bfc}$ 为包络谱中故障特征频率成分(故障频率及其倍频)的幅值; $A_i$ 为包络谱中全部频率成分的幅值。设置增益 $\sum A_{bfc}$ 的目的是在特征能量比 $\sum A_{bfc}^2 / \sum A_i^2$ 相同的条件下加大特征频率幅值的权重,以期特征频率幅值更大,故障特征更显著。

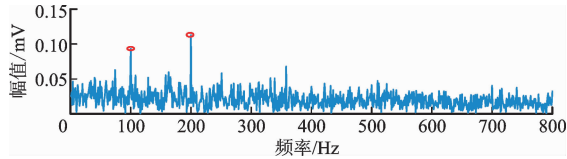


图 7 原始 EWT 挑选模态包络谱

Fig. 7 The original EWT selected mode envelope spectrum

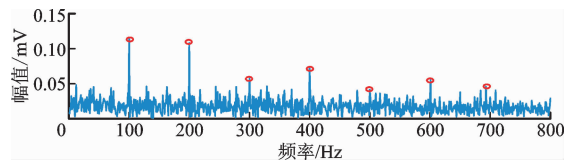


图 8 EPL-EWT 挑选模态包络谱

Fig. 8 EPL-EWT selected mode envelope spectrum

通过计算,原始 EWT 方法的  $I_{bfc}$  为 0.010 237,改进后的 EPL-EWT 方法的  $I_{bfc}$  为 0.046 239,改进后性能比原来提升了 3.52 倍。仿真结果说明,改进后的方法在提取轴承微弱故障特征方面具有较好的效果。

4 实验验证

为进一步验证 EPL-EWT 方法的有效性,开展了滚动轴承故障诊断实验。实验轴承类型为 6308 深沟球轴承,选取微弱故障轴承,局部故障通过激光在外圈和内圈的滚道表面中间及滚动体表面分别加工了直径为 0.5 mm、深度为 0.1 mm 的凹坑。实验台如图 9 所示,所用传感器为 IMI601A11 加速度计,信号采样频率为 10 240 Hz,采样持续 1 s。轴承内圈实验转速约为 1 200 r/min,外圈、内圈、滚动体故障特征频率分别为 62.5、98.0、82.8 Hz。因外圈故障较容易识别,下面仅给出轴承内圈和滚动体微弱故障振动信号处理的结果。

原始信号时域波形和包络谱如图 10、图 11 所示。从原始信号包络谱中虽然可以勉强找到内圈故

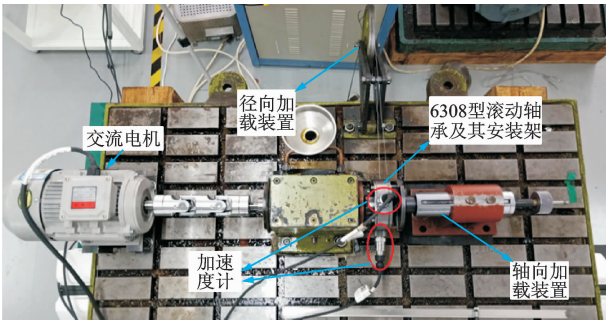


图 9 滚动轴承实验台

Fig. 9 Rolling bearing test bench

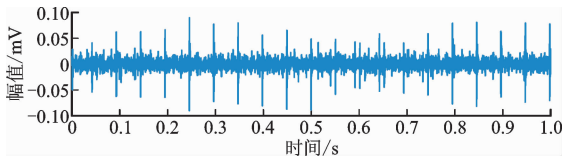


图 10 内圈故障振动信号

Fig. 10 Inner ring fault vibration signals

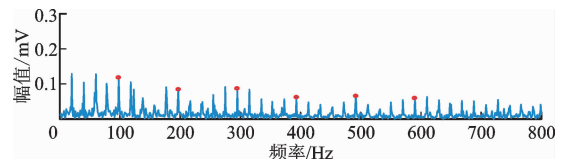


图 11 内圈振动信号包络谱

Fig. 11 Envelope spectrum of inner ring vibration signal

障频率及其个别倍频,但幅值不明显,被转频及其他频率成分所淹没,很难充分判断发生了内圈故障。将内圈信号分别用原始 EWT 方法和改进的 EPL-EWT 方法处理,挑选峭度指标值最大的模态进行包络分析,结果如图 12~图 17 所示。

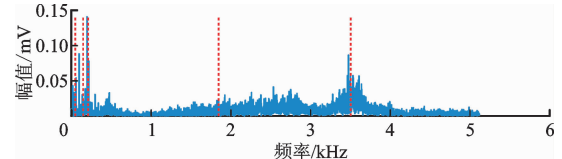


图 12 内圈故障振动信号原始 EWT 频谱分割结果

Fig. 12 Original EWT spectrum segmentation results of inner ring fault vibration signals

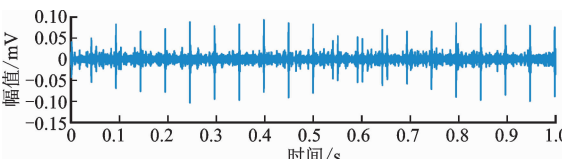


图 13 原始 EWT 分解后峭度指标最大模态时域波形

Fig. 13 Time domain waveform of maximal kurtosis index mode after original EWT decomposition

从处理结果可以看出,原始 EWT 分割主要集中在低频段,不仅没有成功检测出共振频带,而且完



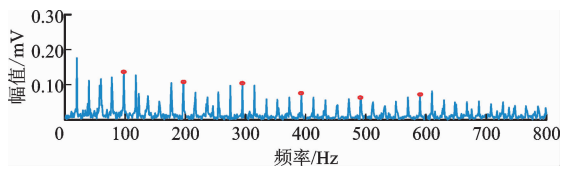


图 14 原始 EWT 挑选模态包络谱

Fig. 14 Original EWT selected mode envelope spectrum

整故障频带被错误分裂开。以至经 EWT 分解后, Hilbert 包络谱(见图 14)原始信号包络谱(见图 11)相比效果提升不大。这反映了原始 EWT 方法依赖频谱局部极大值点确定分割边界的缺陷,受噪声和无关分量产生的伪值影响,原始 EWT 方法在轴承故障诊断中显得能力有限。

应用改进后的 EPL-EWT 方法,对轴承内圈微弱故障振动信号处理结果如图 15~图 17 所示。

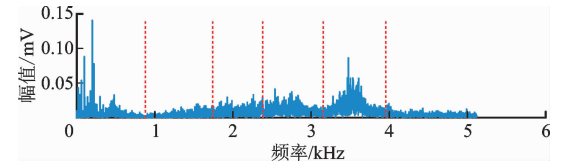


图 15 内圈故障振动信号 EPL-EWT 频谱分割结果

Fig. 15 Results of EPL-EWT spectrum segmentation of inner ring fault vibration signals

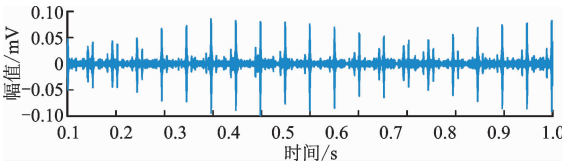


图 16 EPL-EWT 分解后峭度指标最大模态时域波形

Fig. 16 Maximum modal time domain waveform of kurtosis index after EPL-EWT decomposition

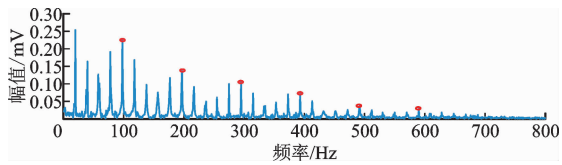


图 17 EPL-EWT 挑选模态包络谱

Fig. 17 EPL-EWT selected mode envelope spectrum

对比原始 EWT 方法,改进后的 EPL-EWT 方法频谱分割考虑到了频谱形状,成功检测出了轴承共振频带,分割更恰当。包络谱故障频率及倍频更明显,故障特征得到了增强。分别对改进前后的方法进行特征显著性指标计算,原始 EWT 方法的  $I_{fea}$  为 0.213 92,改进后的 EPL-EWT 方法的  $I_{fea}$  为 0.326 22,改进后性能比原来提升了 52.50%。这得益于 EPL-EWT 方法从能量角度入手,提高了对

噪声的鲁棒性,利用多尺度寻峰定位算法使得边界检测更加准确,能自适应地识别故障共振频带。包络分析结果证明分解的模态更加符合轴承振动物理意义。

对轴承滚动体微弱故障振动信号进行分析,原始信号时域波形与包络谱如图 18、图 19 所示。

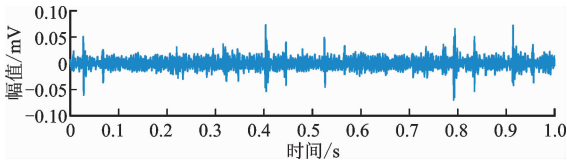


图 18 滚动体故障振动信号

Fig. 18 Vibration signal of rolling element fault

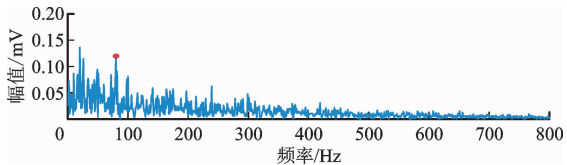


图 19 滚动体故障振动信号包络谱

Fig. 19 Envelope spectrum of vibration signal of rolling element fault

从滚动体微弱故障轴承原始信号的包络谱中看到的故障频率倍频有限,勉强可以找到一倍频,但幅值很低,若事先不知轴承故障类型,单靠以上信息很难妄下结论。这是由于包络分析需要选择合适的频带,单纯的直接对原始信号进行包络分析在微弱故障面前显得力不从心。对轴承振动信号应用原始 EWT 方法,分析结果如图 20~图 22 所示。

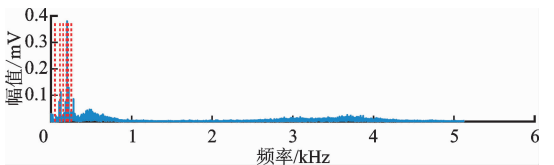


图 20 滚动体故障振动信号原始 EWT 频谱分割结果

Fig. 20 Original EWT spectrum segmentation results of vibration signal of rolling element fault

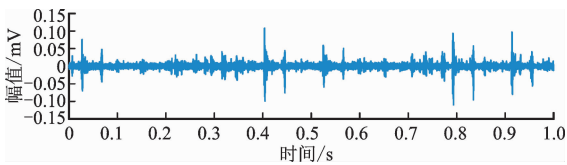


图 21 原始 EWT 分解后峭度指标最大模态时域波形

Fig. 21 Maximum modal time domain waveform of kurtosis index after original EWT decomposition

显然,原始 EWT 方法出现分割不均、局部频带分割过细的现象,共振频带的检测以失败告终,挑选

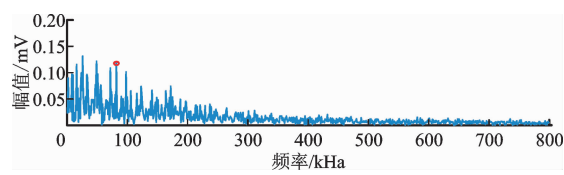


图 22 原始 EWT 挑选模态包络谱

Fig. 22 Original EWT selected modal envelope spectrum

模态的包络谱中故障频率被其他成分所淹没。这是由于受噪声和无关分量影响导致频谱上低频部分同时出现多个“局部极大值点”,故原始 EWT 方法根据局部极大值点会在低频区确定多个相邻很近的分割边界。边界检测一旦出现错误,EWT 分解必然失败,原始 EWT 方法缺陷暴露无疑。

对轴承滚动体微弱故障振动信号应用改进后的 EPL-EWT 方法,处理结果如图 23~图 25 所示。

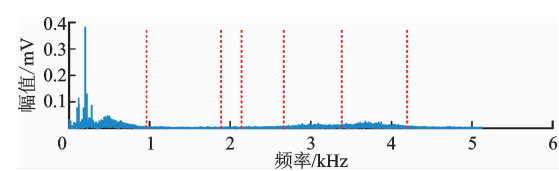


图 23 滚动体故障振动信号 EPL-EWT 方法分割结果

Fig. 23 Spectrum segmentation results of EPL-EWT for vibration signals of rolling element fault

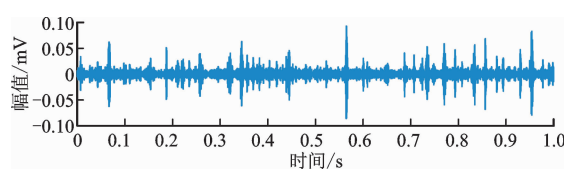


图 24 EPL-EWT 方法分解后峭度指标最大模态时域波形

Fig. 24 Time domain waveform of maximum mode kurtosis index after EPL-EWT decomposition

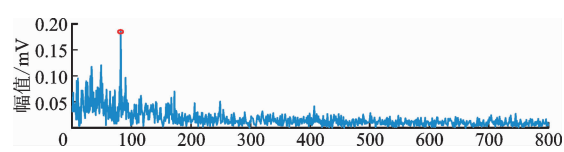


图 25 EPL-EWT 方法挑选模态包络谱

Fig. 25 EPL-EWT selected mode envelope spectrum

对比原始 EWT 方法结果,改进后的 EPL-EWT 方法自适应地检测到了轴承滚动体微弱故障的共振频带,频谱分割恰当,保留了完整的故障频带,有利于故障信息的集中。从包络谱可以看出,改进后的方法故障特征显著提升,故障频率一倍频幅值提高近 30%,对原始 EWT 和改进 EPL-EWT 方法进行特征显著性指标计算,原始 EWT 方法的  $I_{fea}$  为 0.013 144,改进后的 EPL-EWT 方法的  $I_{fea}$  为

0.019 180,改进后性能比原来提升了 45.92%,证明了所提方法的有效性。

## 5 结 论

本文针对原始 EWT 方法对噪声敏感、模态分解不当的问题,从频谱能量角度入手,利用多尺度寻峰定位提出一种自适应能量峰定位的 EPL-EWT 方法。在滚动轴承故障诊断实验中,本文方法与原始 EWT 方法相比,鲁棒性更强,故障特征更明显,诊断更准确。

(1)利用 Teager 能量算子对频谱进行谱能量集中,大大减少了噪声和无关分量对频谱分割的错误影响,提高了方法的鲁棒性。

(2)提出的 EPL-EWT 方法,可以自适应地检测分割边界,多尺度寻“峰”定位。与原始 EWT 依赖“局部极大值点”相比,避免了因单个“伪值点”造成的武断决策,使频谱分割更加恰当。

(3)改进的 EPL-EWT 方法考虑了频谱形状,可以自适应地准确识别故障轴承的共振频带,分解的模态符合轴承振动的物理意义。相比原始 EWT 方法,针对内圈微弱故障和滚动体微弱故障,改进后的 EPL-EWT 方法特征显著性指标分别提高了 52.50%和 45.92%,实现了特征增强,可用于轴承微弱故障诊断。

## 参考文献:

[1] 蔡艳平,李艾华,石林锁,等. 基于 EMD 与谱峭度的滚动轴承故障检测改进包络谱分析 [J]. 振动与冲击, 2011, 30(2): 167-172, 191.  
CAI Yanping, LI Aihua, SHI Linsuo, et al. Roller bearing fault detection using improved envelope spectrum analysis based on EMD and spectrum kurtosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(2): 167-172, 191.  
[2] 张西宁,唐春华,周融通,等. 一种自适应形态滤波算法及其在轴承故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(12): 1-8, 37.  
ZHANG Xining, TANG Chunhua, ZHOU Rongtong, et al. Adaptive morphological filtering algorithm with applications in bearing fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(12): 1-8, 37.  
[3] HUANG Hairun, LI Ke, SU Wensheng, et al. An improved empirical wavelet transform method for rolling bearing fault diagnosis [J]. Science China: Technological Sciences, 2020, 63(11): 2231-2240.  
[4] 王国彪,何正嘉,陈雪峰,等. 机械故障诊断基础研

- 究“何去何从”[J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 63-72.
- WANG Guobiao, HE Zhengjia, CHEN Xuefeng, et al. Basic research on machinery fault diagnosis—what is the prescription [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 63-72.
- [5] FENG Zhipeng, LIANG Ming, CHU Fulei. Recent advances in time-frequency analysis methods for machinery fault diagnosis: a review with application examples [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 38(1): 165-205.
- [6] 唐先广, 郭瑜, 丁彦春, 等. 基于短时傅里叶变换和独立分量分析的滚动轴承包络分析 [J]. 机械强度, 2012, 34(1): 1-5.
- TANG Xianguang, GUO Yu, DING Yanchun, et al. Application of rolling element bearing envelope analysis based on short time Fourier transform and independent components analysis [J]. Journal of Mechanical Strength, 2012, 34(1): 1-5.
- [7] ZOU J, CHEN J. A comparative study on time-frequency feature of cracked rotor by Wigner-Ville distribution and wavelet transform [J]. Journal of Sound and Vibration, 2004, 276(1/2): 1-11.
- [8] 林京. 连续小波变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 1999, 33(11): 108-110.
- LIN Jing. Continuous wavelet transform and its application for bearing diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 1999, 33(11): 108-110.
- [9] LEI Yaguo, LIN Jing, HE Zhengjia, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1/2): 108-126.
- [10] LI Bing, ZHANG Xining, WU Jili. New procedure for gear fault detection and diagnosis using instantaneous angular speed [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85: 415-428.
- [11] LI Hui, ZHENG Haiqi. Bearing fault detection using envelope spectrum based on EMD and TKEO [C]// 2008 Fifth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 142-146.
- [12] TANG Baoping, LIU Wenyi, SONG Tao. Wind turbine fault diagnosis based on Morlet wavelet transformation and Wigner-Ville distribution [J]. Renewable Energy, 2010, 35(12): 2862-2866.
- [13] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [14] CHEN Jinglong, PAN Jun, LI Zipeng, et al. Generator bearing fault diagnosis for wind turbine via empirical wavelet transform using measured vibration signals [J]. Renewable Energy, 2016, 89: 80-92.
- [15] 王友仁, 陈伟, 孙灿飞, 等. 基于能量聚集度经验小波变换的齿轮箱早期微弱故障诊断 [J]. 中国机械工程, 2017, 28(12): 1484-1490.
- WANG Youren, CHEN Wei, SUN Canfei, et al. Early weak fault diagnosis of gearboxes based on energy aggregation and EWT [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(12): 1484-1490.
- [16] 祝文颖, 冯志鹏. 基于改进经验小波变换的行星齿轮箱故障诊断 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2193-2201.
- ZHU Wenying, FENG Zhipeng. Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2193-2201.
- [17] HU Yue, LI Fucui, LI Hongguang, et al. An enhanced empirical wavelet transform for noisy and non-stationary signal processing [J]. Digital Signal Processing, 2017, 60: 220-229.
- [18] 邓飞跃, 强亚文, 杨绍普, 等. 一种自适应频率窗经验小波变换的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(8): 22-29.
- DENG Feiyue, QIANG Yawen, YANG Shaopu, et al. A fault diagnosis method of rolling element bearings with adaptive frequency window empirical wavelet transform [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(8): 22-29.
- [19] DAUBECHIES I. Ten lectures on wavelets [M]. Philadelphia, PA, USA: SIAM, 1992: 215-250.
- [20] 王天金, 冯志鹏, 郝如江, 等. 基于 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断研究 [J]. 振动与冲击, 2012, 31(2): 1-5, 85.
- WANG Tianjin, FENG Zhipeng, HAO Rujiang, et al. Fault diagnosis of rolling element bearings based on Teager energy operator [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(2): 1-5, 85.
- [21] 张西宁, 周融通, 郭清林, 等. 局部倒频谱编辑方法及其在齿轮箱微弱轴承故障特征提取中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(12): 1-9.
- ZHANG Xining, ZHOU Rongtong, GUO Qinglin, et al. Local cepstral editing procedure with applications to slight gearbox bearing fault feature extraction [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(12): 1-9.

(编辑 杜秀杰)