

DOI: 10.7652/xjtuxb201808004

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

邓飞跃, 强亚文, 杨绍普, 郝如江, 刘永强
(石家庄铁道大学机械工程学院, 050043, 石家庄)

摘要: 为解决强背景噪声下经验小波变换(EWT)难以准确提取滚动轴承故障特征的问题,提出了一种自适应频率窗 EWT 方法。首先对轴承故障振动信号进行傅里叶变换,引入一个带宽可变的滑动频率窗对其频谱进行分割;然后利用水循环优化算法(WCA),通过所提出的包络谱谐波噪声比指标,自适应确定滑动频率窗位置;最后进行 EWT 筛选出最佳的模态分量信号,通过包络解调分析提取轴承故障特征信息。采用所提方法对滚动轴承故障实验信号进行分析,结果表明,该方法可以有效用于滚动轴承微弱故障特征的提取,而传统 EWT 方法因为受强背景噪声影响较大,无法准确提取故障特征信息。

关键词: 滚动轴承;特征提取;频率窗;经验小波变换;水循环算法

中图分类号: TH133 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)08-0022-08

A Fault Diagnosis Method of Rolling Element Bearings with Adaptive Frequency Window Empirical Wavelet Transform

DENG Feiyue, QIANG Yawen, YANG Shaopu, HAO Rujiang, LIU Yongqiang
(School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: A novel method, called adaptive frequency window EWT, is proposed to solve the problem that the empirical wavelet transform (EWT) method is difficult to extract fault features of rolling element bearings under strong background noise. Firstly, the Fourier transform is applied to vibration signals of bearing with faults and then a moving and flexible frequency window is introduced to segment the Fourier spectrum of signals. Secondly, the water cycle optimization algorithm (WCA) is used to adaptively determine the position of frequency window through a proposed envelope spectrum harmonic-to-noise ratio. Finally, the best mode signal is generated using the frequency window EWT, and the bearing fault features are extracted through envelope demodulation analysis of the signal. Experimental results show that the proposed method effectively improves the weak fault detection of bearing, while the traditional EWT method is difficult to extract fault features of bearings because of the interference of strong background noise.

Keywords: rolling element bearing; feature extraction; frequency window; empirical wavelet transform; water cycle algorithm

收稿日期: 2017-12-20。 作者简介: 邓飞跃(1985—),男,讲师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11572206, 51375319,11790280);河北省高等学校科学技术研究项目(QN2017137)。

网络出版时间: 2018-06-08 网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20180608.1804.002.html>

滚动轴承是旋转机械中关键部件之一,但轴承微弱的故障特征常常被强烈的背景噪声所淹没。如何有效地提取故障特征信息,一直是个研究热点。2013年,Gilles提出了一种结合自适应 EMD 和小波理论框架的信号处理新方法—经验小波变换(EWT)法^[1],该方法理论基础充分,能有效避免模态混叠及虚假模态产生,被逐步用于机械设备的故障诊断研究中。文献[2]采用 EWT 方法有效揭示了转子碰磨故障信号的频率结构,用于区分碰磨故障的严重程度;文献[3]提出了一种基于 EWT 和单类支持向量机(OCSVM)的高压断路器机械故障智能分类方法;文献[4]将 EWT 方法成功用于滚动轴承单一故障和复合故障的特征信息提取中;文献[5]通过全面比较 EMD、EEMD 和 EWT 方法,证实 EWT 方法计算量更小,处理速度更快,提取模态分量信号的能力更强。上述研究证实了 EWT 方法的优越性,但该方法分割信号傅里叶谱易受背景噪声影响,仍需进一步改进。

EWT 方法基于信号频域极值点划分频谱边界,通过构建小波滤波器组提取频谱分割区间内的调幅-调频(AM-FM)分量,但在实际工程中,信号频谱中往往存在强背景噪声导致的高幅值频率干扰成分,这导致 EWT 划分信号频谱区间不够准确,分解后模态分量无法包含准确的故障特征信息。对此,专家们进行了许多改进:文献[6]以方差为衡量标准对原始信号进行多次 EWT 分解,直至分解后的模态分量信号满足预先设定的自相关函数阈值后再进行分析;文献[7]则提出了一种单分量个数估算方法,通过计算 EWT 分解后模态分量的瞬时频率,选择与故障频率最为接近的模态分量信号作为最优分量信号。上述方法虽然提高了分解后模态分量的质量,但是 EWT 方法基于频域极值点的频谱分割方式并未改变,而且上述改进方法需要较多的先验知识,计算过程复杂。

对此,本文提出了一种频率窗 EWT 方法,不再以信号频域极值点作为分割信号频谱的依据,通过巧妙构建一个可滑动的频率窗来划分信号频谱区间。在此基础上,本文提出了包络谱谐波噪声比(ESHNR)指标,以此为判断依据,利用水循环智能优化算法(WCA)自适应地确定频率窗位置,提取最优的模态分量信号。

1 频率窗 EWT 方法

1.1 传统 EWT 方法

EWT 基于信号傅里叶谱分割构建小波滤波器

组,通过对频谱分割区间进行正交经验小波变换提取具有紧支频谱的调幅-调频(AM-FM)分量成分。设定信号 $x(t)$ 由 N 个 AM-FM 单分量成分组成,频谱范围归一化为 $[0, \pi]$ 。为了将单分量成分全部提取出来,需把 $[0, \pi]$ 分割为 N 个连续区间。除去频谱自身边界点 0 和 π 外,仍需确定 $N-1$ 个边界点。

信号 $x(t)$ 频谱中 N 个频率的连续区间表示为 $[\omega_{n-1}, \omega_n]$ ($n=1, 2, \dots, N$),幅值为无量纲化幅值,分割频谱情况如图 1 所示。图 1 中信号频谱归一化后范围为 $[0, \pi]$,以 ω_n 为区间中心,宽度为 $2\tau_n$ 的阴影部分为各个分割区间的过度区域,整体满足

$$\bigcup_{n=1}^N \Delta_n = [0, \pi] \quad (1)$$

式中: Δ_n 表示第 n 个频谱分割区间。

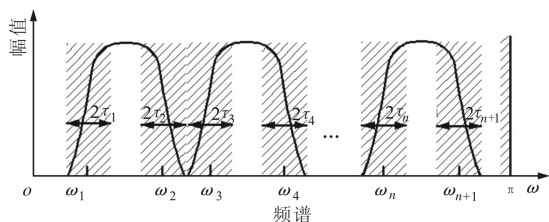


图 1 信号频谱的分割

信号频谱分割边界确定后,根据 Meyer 小波构造方法构造经验尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 。经验小波变换后得到的近似系数和细节系数分别表示如下

$$W_{f1}(0, t) = \langle x, \phi_1 \rangle = \int x(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau = F^{-1}[x(\omega) \hat{\phi}_1(\omega)] \quad (2)$$

$$W_{f2}(n, t) = \langle x, \psi_n \rangle = \int x(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = F^{-1}[x(\omega) \hat{\psi}_n(\omega)] \quad (3)$$

据此原信号可以重构为

$$x(t) = W_{f1}(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_{f2}(n, t) * \psi_n(\omega) = F^{-1}[\hat{W}_{f1}(0, \omega) \hat{\phi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_{f2}(n, \omega) \hat{\psi}_n(\omega)] \quad (4)$$

式中:符号 $*$ 表示卷积; $\hat{W}_{f1}(0, \omega)$ 和 $\hat{W}_{f2}(n, \omega)$ 分别是 $W_{f1}(0, t)$ 和 $W_{f2}(n, t)$ 的傅里叶变换后结果。最终,信号 $x(t)$ 分解为 N 个单分量信号之和

$$x(t) = \sum_{k=0}^{N-1} x_k(t) \quad (5)$$

1.2 频率窗 EWT

传统 EWT 方法中,信号频域 $X(f)$ 中极值点的分布情况直接决定了信号频谱的分割过程,如果存在强背景噪声造成的频域极值点,会严重影响这一

过程。针对基于频域极值点划分频谱边界的不足,本文提出了频率窗 EWT 方法,分割信号频谱过程如图 2 所示,频率窗 Δ 表示为 $[\omega_a, \omega_b]$,其中 ω_a 、 ω_b 为窗口上、下截止频带的中心频率,阴影部分是宽度为 2τ 的分割片段过度区域。 $X(f)$ 支撑区间为 $[0, \pi]$,频率窗可在此范围内可自由滑动,带宽范围大小可变。

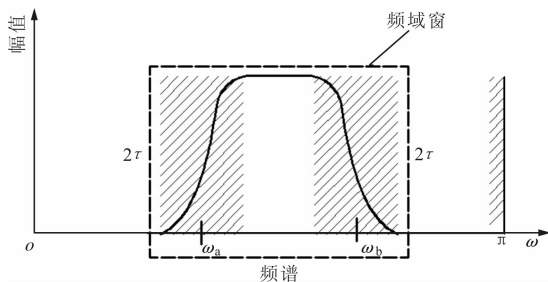


图 2 基于频率窗的信号频谱分割

频率窗分割信号频谱后,根据 Meyer 小波构造方法构造经验小波函数 $\hat{\psi}(\omega)$

$$\hat{\psi}(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega_a + \tau \leq |\omega| \leq \omega_b - \tau \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\tau}(|\omega| - \omega_b + \tau)\right)\right], & \omega_b - \tau \leq |\omega| \leq \omega_b + \tau \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\tau}(|\omega| - \omega_a + \tau)\right)\right], & \omega_a - \tau \leq |\omega| \leq \omega_a + \tau \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中的相关参数需要满足如下条件

$$\left. \begin{aligned} \beta(x) &= x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3) \\ \tau &= \gamma\omega_a \\ \gamma &< (\omega_b - \omega_a)/(\omega_b + \omega_a) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

EWT 后的小波系数表示为

$$W'(t) = \langle x, \psi \rangle = \int x(\tau) \overline{\psi(\tau - t)} d\tau = F^{-1}[x(\omega) \hat{\psi}(\omega)] \quad (8)$$

模态分量信号可重构为

$$x^*(t) = W'(t) * \psi(\omega) = F^{-1}[\hat{W}(\omega) \hat{\psi}(\omega)] \quad (9)$$

式中: $\hat{\psi}(\omega)$ 是 $\psi(\omega)$ 的傅里叶变换; $x^*(t)$ 是通过频率窗提取的 AM-FM 分量信号。

2 包络谱谐波噪声比

滚动轴承信号中故障冲击特征周期性的强弱是衡量故障特征信息的重要标准,但传统的均方根值、峭度(K)、稀疏度等指标却无法描述故障冲击周期性的强弱^[9]。相关峭度指标可以表征故障冲击周期性的强弱,但该指标需要故障周期作为先验知

识^[10-11],才能准确计算。本文提出的包络谱谐波噪声比指标 R_{ESHN} ,可以准确表征信号中故障冲击特征周期性的强弱,不需要先验知识,具体计算过程如下。

(1) 计算获取信号 $x(t)$ 的包络谱序列 $S(f)$

$$S(f) = |F[H\{x(t)\}]| = \left| F\left[\frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau\right] \right| \quad (10)$$

式中: $|\cdot|$ 表示取模; $F[\cdot]$ 表示傅里叶变换; $H\{x(t)\}$ 表示 $x(t)$ 的希尔伯特变换。

(2) 计算 $S(f)$ 的自相关函数 $R_s(\tau)$

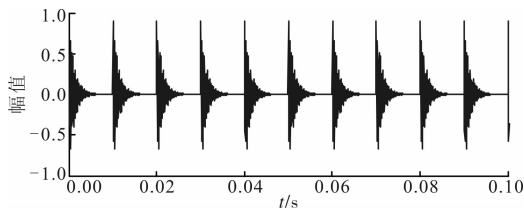
$$R_s(\tau) = \int S(f) S(f + \tau) df \quad (11)$$

(3) 根据 $R_s(\tau)$ 中极大值点的位置,计算 R_{ESHN} 指标 A 如下

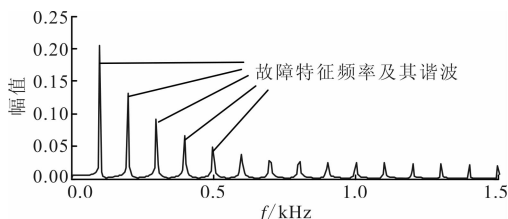
$$A = \frac{R_s(\tau_{\max})}{R_s(0) - R_s(\tau_{\max})} \quad (12)$$

式中: $R_s(\tau_{\max})$ 是 $R_s(\tau)$ 的极大值; $\tau_{\max}$ 是 $R_s(\tau)$ 达到极大值时的频域间隔。

自相关函数能够检测信号中的周期成分,在 τ 值很大时都不衰减。信号中的周期性故障冲击成分在包络谱中表示为故障特征频率及周期谐波成分,如图 3 所示。 R_{ESHN} 表征了信号包络谱中故障特征频率及其谐波的强弱,用以衡量信号中故障冲击成分周期性的强弱。均值为 0、标准差为 1 的白噪声如图 4a 所示,图 4b 和 4c 是其中分别添加了幅值为 5 和 20 的周期性脉冲后的信号,随着轴承故障程度的加剧,信号中周期性脉冲成分越来越明显。分别计算白噪声中添加幅值为 1~50 的周期性脉冲信号的包络谱谐波噪声比,结果如图 5 所示。由图 5 可



(a) 时域波形



(b) 包络谱

图 3 故障脉冲仿真信号波形

见,包络谱谐波噪声比随信号中周期性脉冲强度的增强而明显增大。

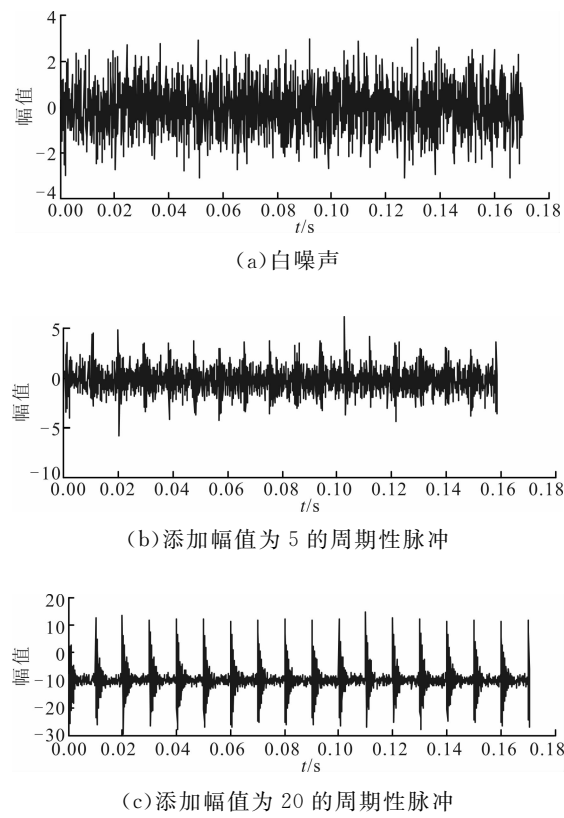


图 4 添加不同幅值周期性脉冲后的信号

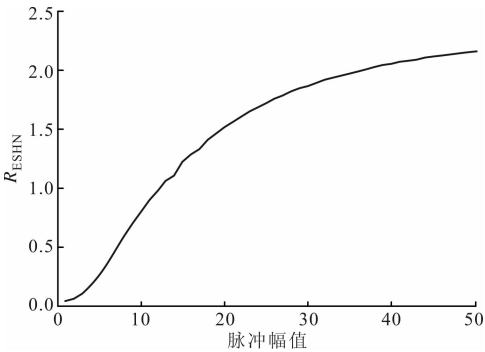


图 5 不同幅值周期性脉冲信号的包络谱谐波信噪比

包络谐波噪声比指标 E_{SHN} 对信号中单个极值脉冲的抗干扰能力要优于峭度指标^[12],但在多个随机极值脉冲干扰下,数值变化较大,而包络谱谐波噪声比 R_{ESHN} 指标无论对信号中单个或多个极值脉冲干扰,变化都较小,如图 6 所示。

3 基于 WCA 自适应优化

WCA 是 Eskandar 提出的一种新的嵌入启发式优化方法^[13-14],它基于现实环境中水的自然循环过程来实现目标的最优化。相比遗传算法优化

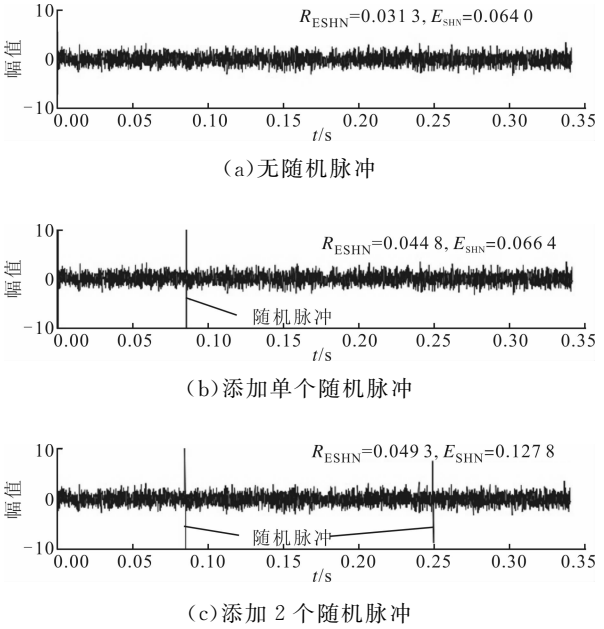


图 6 添加随机脉冲对包络谱谐波噪声比和包络谱噪声比的影响

(GA)、粒子群优化 (PSO) 等传统方法,WCA 运算效率更高,不易陷入局部最优解“陷阱”。本文以包络谱谐波噪声比为适应度函数,采用 WCA 自适应确定频率窗位置,本文方法流程如图 7 所示,具体实现步骤如下。

(1)设定频率窗上、下截止频率 ω_a 、 ω_b 的约束条件。国内外专家通过多次滚动轴承故障振动信号的试验分析证实,轴承最优故障频带带宽不应小于轴承 3 倍的故障特征频率^[15-16]。根据此经验,本文中频率窗带宽最小设为 3 倍的轴承故障特征频率,因此 ω_a 和 ω_b 约束条件如下

$$\left. \begin{aligned} 0 < \omega_a < \omega_b < f_s/2 \\ \omega_b - \omega_a > 3F_f \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

式中: f_s 是信号采样频率; F_f 是滚动轴承不同类型故障特征频率中的最大值。

(2)初始化 WCA 算法各项参数,其中规模总数为 10,循环次数为 $N_{sr}=2$,最小限制常数为 $d_{max}=1 \times 10^{-5}$,最大迭代次数为 100。

(3)初始化各项参数后,计算第一次循环过程中频率窗 EWT 方法分解后模态分量的 ESHNR,并以此为适应度函数。

(4)进行多次循环,不断对比分析,选取最大的包络谱谐波噪声比为最优适应度函数。

(5)通过多次迭代运算,在满足 WCA 算法收敛准则的基础上,输出最优适应度函数所对应的最优频率窗位置,确定上、下频率 ω_a 、 ω_b 。

(6)基于最优频率窗 EWT 方法处理故障信号,对分解后信号进行包络解调分析,提取轴承故障特征。

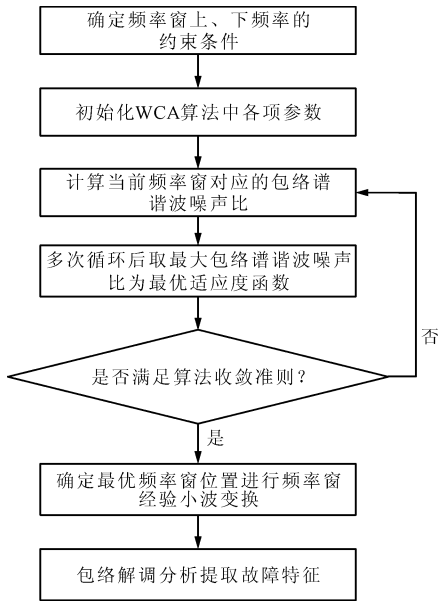


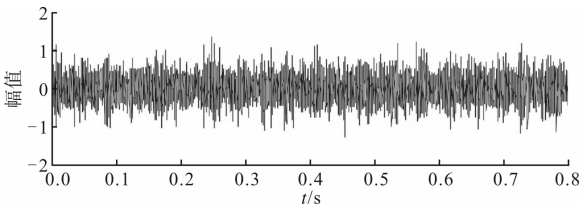
图 7 本文方法流程图

4 滚动轴承故障实例分析

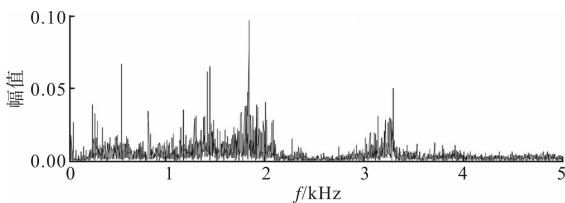
4.1 一般轴承故障分析

测试滚动轴承型号为 6205,通过电火花方式在轴承外圈表面加工直径约为 0.2 mm 的凹坑来模拟外圈故障。实验中,转速为 1 478 r/min,采样频率为 10 240 Hz,采样点数为 8 192。通过计算,轴承外圈、内圈及滚动体故障频率分别为 88.3、133.4 和 58.1 Hz。

滚动轴承故障信号如图 8 所示,信号中出现了故障冲击成分,频谱中并无明显的故障特征信息。



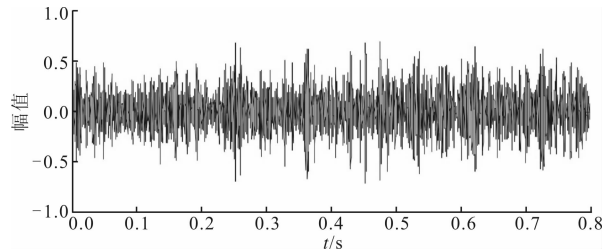
(a)时域波形



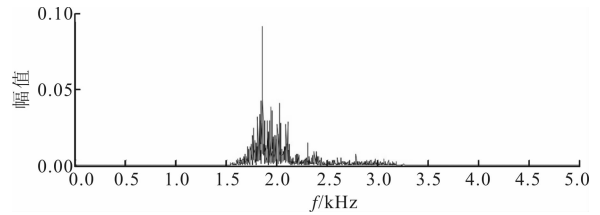
(b)频谱

图 8 6205 型轴承故障时域信号及波形频谱

根据轴承故障特征频率的大小,选择频率窗带宽最小为 $3 \times 133.4 \approx 400$ Hz,通过 WCA 自适应优化,确定频率窗 EWT 中最优频率窗上、下截止频率分别为 1 700 Hz 和 3 038 Hz,频率窗 EWT 提取得到的模态分量信号如图 9 所示。可知相比原始信号波形图,信号中周期性冲击成分更为明显。对分解后的模态分量信号进行包络谱分析,结果如图 10 所示,从图中清晰地提取了轴承外圈故障特征频率及其 2、3、4 倍频成分。



(a)时域波形



(b)频谱

图 9 频率窗 EWT 提取的信号波形及频谱

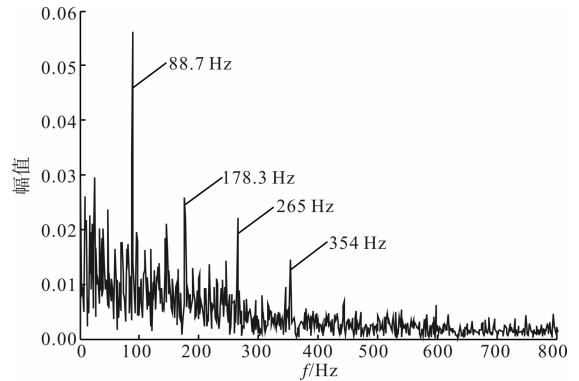


图 10 本文方法的包络谱

4.2 微弱轴承故障分析

轮对轴承故障实验是在列车轮对跑合实验台上完成的,型号为 352226X2-2RZ 的圆锥滚子轴承安装在某型号铁路货车轴箱轴承支座上。列车在长期运行过程中,滚动体表面出现了剥落,实验台和轴承故障如图 11 所示。实验中,轮对转速为 465 r/min,采样频率为 25 600 Hz。计算得到轴承外圈、内圈和滚动体故障特征频率分别为 66.75、88.24 和 27.1 Hz。



图 11 轮对跑合实验台及故障轴承

轮对轴承故障信号如图 12 所示,时域波形中冲击成分杂乱,频谱中没有明显的故障特征信息。首先,本文采用文献[14]提出的快速 Kurtogram 算法进行共振解调处理。快速 Kurtogram 提取的最优共振频带为 11 733~12 800 Hz,包络解调结果如图 13 所示,图中出现了 2 个较为明显的杂频成分,与滚动体故障频率及其倍频成分并不重合。可见,轮对轴承滚动体故障特征微弱,通过快速谱峭度共振解调方法无法诊断出故障。

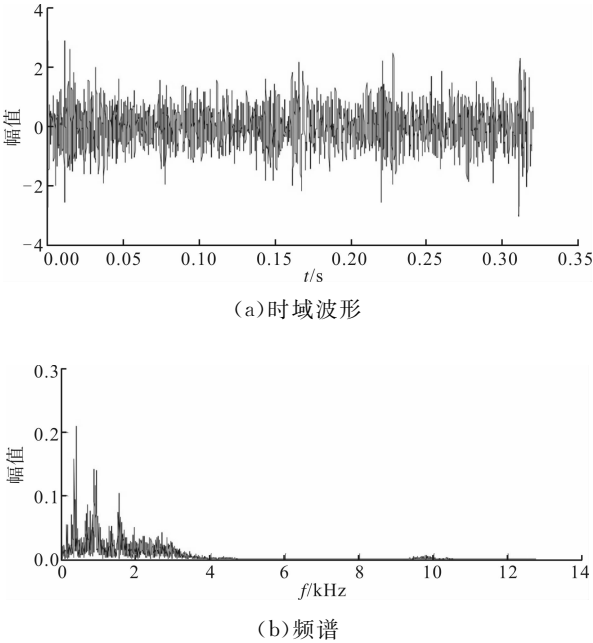


图 12 轮对轴承故障信号波形及频谱

根据该轮对轴承各类型故障频率大小,设定频率窗带宽最小为 $3 \times 88.24 \approx 265$ Hz,基于本文所提方法最终确定频率窗上、下截止频率分别为 2 041 Hz 和 2 908 Hz。通过该频率窗 EWT 提取后的信号如图 14 所示,时域波形中冲击成分更为明显。包络解调结果如图 15 所示,从图中清晰地提取了轴承滚动体故障特征频率以及 2 倍频、4 倍频成分,准确诊断出轮对轴承滚动体故障。

采用传统 EWT 方法分析轮对轴承滚动体故障信号,信号频谱划分采用 locmaxmin 方法,频率谱

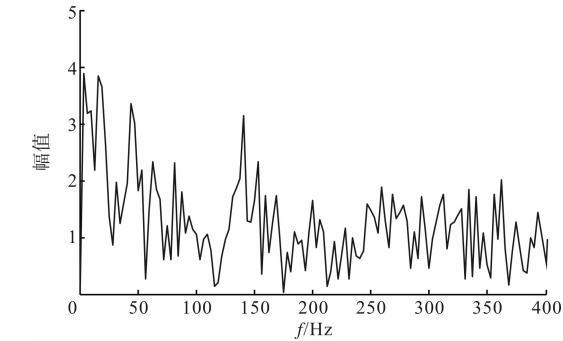
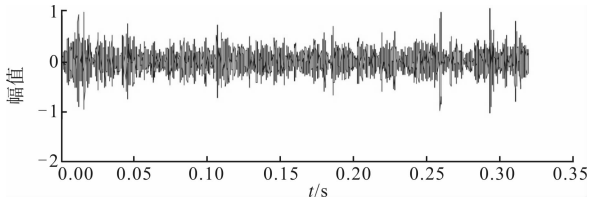
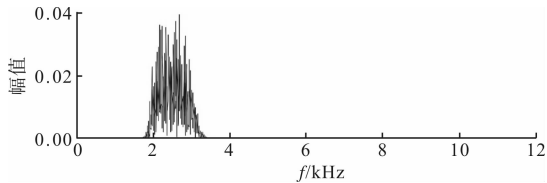


图 13 快速 Kurtogram 共振解调结果



(a) 时域波形



(b) 频谱

图 14 频率窗 EWT 提取的轮对轴承滚动体故障信号

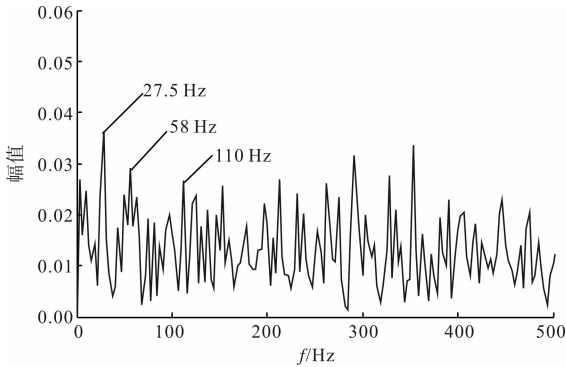


图 15 本文方法的轮对轴承滚动体故障包络谱

分割数 $N=6$ 。EWT 划分信号频谱的结果如图 16 所示,由于高幅值的杂频成分主要位于信号低频带,所以频谱分割也主要集中在信号低频带范围内,分割并不准确。EWT 分解后各分量信号 IMF1~IMF6 的时域波形和包络谱如图 17 所示。取最优分量信号进行包络解调处理,处理结果如图 18 所示,包络谱中几个较为明显的频率成分与轮对轴承滚动体故障频率及倍频成分均不对应。可见,采用传统 EWT 方法并不能诊断出轮对轴承滚动体故障。

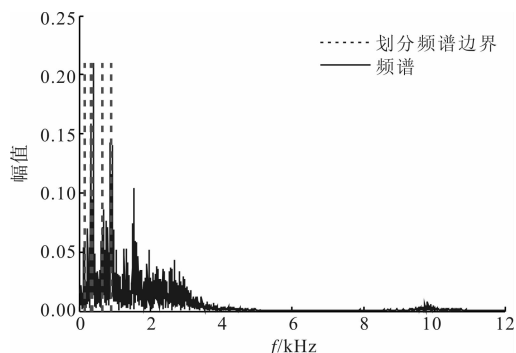


图16 轮对轴承滚动体故障信号EWT频谱划分结果

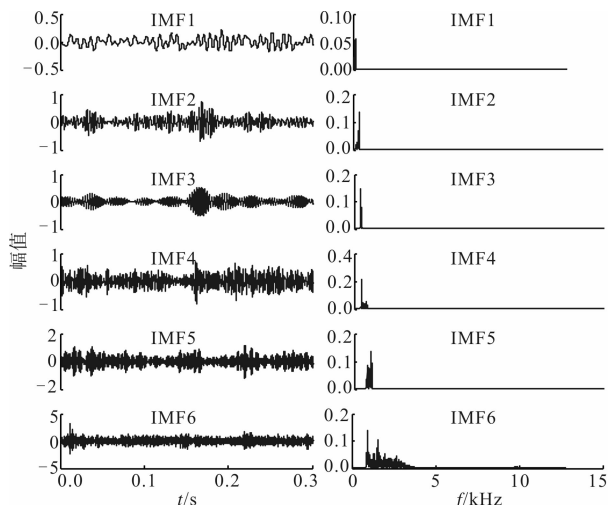


图17 EWT分解后各分量信号的时频波形及包络谱

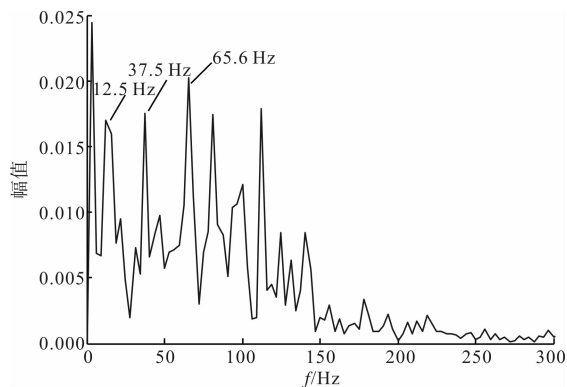


图18 EWT分析结果后最优分量信号的包络谱

5 结 论

(1)针对传统EWT方法采用频域极值点来划分信号频谱边界的不足,本文通过引入一个带宽可变的滑动频率窗口,提出了一种频率窗EWT方法,使得信号频谱分割更为准确。

(2)本文提出了包络谱谐波噪声比的概念,通过水循环优化算法(WCA)自适应地确定了最优谐波窗位置,通过频率窗EWT方法准确提取了滚动轴

承微弱的故障特征信息。

参考文献:

- [1] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [2] 李志农,朱明,褚福磊,等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(11): 2423-2431.
- LI Zhinong, ZHU Ming, CHU Fulei, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(11): 2423-2431.
- [3] 黄南天,张书鑫,蔡国伟,等. 采用EWT和OCSVM的高压断路器机械故障诊断 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(12): 2773-2781.
- HUANG Nantian, ZHANG Shuxin, CAI Guowei, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers utilizing empirical wavelet transform and one-class support vector machine [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(12): 2773-2781.
- [4] CAO Hongrui, FAN Fei, ZHOU Kai, et al. Wheel-bearing fault diagnosis of trains using empirical wavelet transform [J]. Measurement, 2016, 82: 439-449.
- [5] KEDADOUCHE M, THOMAS M., TAHAN A. A comparative study between empirical wavelet transforms and empirical mode decomposition methods: application to bearing defect diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 81: 88-107.
- [6] 陈志新,刘鑫,卢成林,等. 基于经验小波变换的复杂强噪声背景下弱故障检测方法 [J]. 农业工程学报, 2016, 32(20): 202-208.
- CHEN Zhixin, LIU Xin, LU Chenglin, et al. Weak fault detection method in complex strong noise condition based on empirical wavelet transform [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(20): 202-208.
- [7] 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.
- [8] 陈浩,郭军海,齐巍. 基于经验小波变换的目标加速度估计算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(1): 154-159.
- CHEN Hao, GUO Junhai, QI Wei. Estimation of tar-

- get's acceleration based on empirical wavelet transform [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(1): 154-159.
- [9] GU X, YANG S, LIU Y, et al. Rolling element bearing faults diagnosis based on kurtogram and frequency domain correlated kurtosis [J]. Measurement Science and Technology, 2016, 27(12): 125019.
- [10] HUA Wei, LUO Chenxu, LENG Junfa, et al. Mine gearbox fault diagnosis based on multiwavelets and maximum correlated kurtosis deconvolution [J]. Journal of Vibroengineering, 2017, 19(6): 4185-4197.
- [11] MIAO Yonghao, ZHAO Ming, LIN Jing, et al. Application of an improved maximum correlated kurtosis deconvolution method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 92: 731-195.
- [12] XU Xiaoqiang, ZHAO Ming, LIN Jing, et al. Envelope harmonic-to-noise ratio for periodic impulses detection and its application to bearing diagnosis [J]. Measurement, 2016, 19: 385-397.
- [13] ESKANDAR H, SADOLLAH A, BAHREININEJAD A, et al. Water cycle algorithm: a novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems [J]. Computers and Structures, 2012, 110/111: 151-166.
- [14] SADOLLAH A, ESKANDAR H, KIM J H. Water cycle algorithm for solving constrained multi-objective optimization problems [J]. Applied Soft Computing, 2015, 27: 279-298.
- [15] 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: 431-451.
- [16] WANG Dong, PETER T W, KWOK L T. An enhanced kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35: 176-199.

(编辑 刘杨)

(上接第21页)

- [10] 贺世正. 释放液体式自动平衡头的研究 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2001, 35(4): 418-422.
- HE Shizheng. Study of liquid release auto-balancing head [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2001, 35(4): 418-422.
- [11] 张西宁, 刘旭, 吴婷婷. 注排液式砂轮在线动平衡技术研究 [J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(4): 1-5, 102.
- ZHANG Xining, LIU Xu, WU Tingting. Liquid injection and drainage online dynamic balancing technique for grinding wheel [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(4): 1-5, 102.
- [12] 张西宁, 尤亚男, 王奔. 一种利用磁流体液流变效应的在线动平衡方法 [J]. 西安交通大学学报, 2016, 50(12): 6-11.
- ZHANG Xining, YOU Yanan, WANG Ben. An online dynamic balancing method with magnetic fluid magneto-rheological effect [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2016, 50(12): 6-11.
- [13] 樊红卫, 景敏卿, 刘恒. 主动混合式砂轮-电主轴系统自动平衡装置研究综述 [J]. 振动与冲击, 2012(5): 26-30, 41.
- FAN Hongwei, JING Mingqing, LIU Heng. Review for studying on active hybrid auto-balancer of grinding wheel and motor spindle [J]. Vibration and Shock, 2012(5): 26-30, 41.
- [14] 沈伟, 何立东, 高金吉, 等. 应用电磁式主动平衡装置解决烟气轮机转子的振动问题 [J]. 动力工程, 2006, 26(3): 337-341.
- SHEN Wei, HE Lidong, GAO Jinji, et al. Dealing with vibration problems of a fume turbine's rotor by using an electromagnetic active balancing device [J]. Journal of Power Engineering, 2006, 26(3): 337-341.
- [15] 曹晰, 陈立芳, 高金吉. 用于转子自动平衡的双盘电磁型平衡头移动控制方法研究 [J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2010, 37(4): 121-125.
- CAO Xi CHEN Lifang GAO Jinji. Study of bi-disc electromagnetic balancer movement control for rotor auto-balancing [J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science), 2010, 37(4): 121-125.
- [16] 李勇, 王靖, 陆永平. 采用旋转电磁力的在线动平衡机技术研究: III 运行特性分析与实验验证 [J]. 微特电机, 2000(4): 18-20.
- LI Yong, WANG Jing, LU Yongping. Study on online balancing machine adopting rotating electromagnetic force: III Working characteristics analysis and experiments [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2000(4): 18-20.
- [17] 樊红卫. 面向机床电主轴的电磁圆环形主动平衡器若干问题研究 [D]. 西安: 西安交通大学, 2015: 87-101.

(编辑 杜秀杰)