

基于小波相邻系数降噪的滚动轴承早期微弱故障时频特征提取

王宏超, 郭志强, 向国权, 巩晓赞, 杜文辽
(郑州轻工业学院 机电工程学院, 郑州 450002)

摘 要: 将小波相邻系数降噪与时频小波切片变换(FSWT)相结合用于滚动轴承的早期微弱故障时频特征提取,通过对滚动轴承加速疲劳试验早期微弱故障振动数据进行分析,结果表明:小波相邻系数可以有效降低淹没滚动轴承早期微弱故障特征的背景噪声;时频小波切片变换方法能有效提取出经小波相邻系数降噪后振动信号的时频特征,即滚动轴承发生故障时的特征频率及其谐频成分,验证了所述方法的有效性.此外,通过与谱峭度时频分析结果的对比,证明所述方法更能准确扑捉到滚动轴承发生早期微弱故障时的时频特性,突出了所述方法的优越性.

关 键 词: 小波相邻系数降噪; 滚动轴承; 时频小波切片变换(FSWT); 早期微弱故障; 特征提取
中图分类号: V214.3⁺3; TP206 **文献标志码:** A

Time-frequency feature extraction of rolling bearing's early weak fault based on wavelet de-noising using neighboring coefficients

WANG Hong-chao, GUO Zhi-qiang, XIANG Guo-quan,
GONG Xiao-yun, DU Wen-liao

(Mechanical and Electrical Engineering Institute,
Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: The wavelet de-noising using neighboring coefficients and frequency slice wavelet transform (FSWT) were combined for weak fault time-frequency feature extraction of rolling bearing. Based on the analysis results of the vibration data of rolling element bearing's early weak fault, the strong background noise of rolling bearing can be decreased effectively by the wavelet de-nosing using neighboring coefficients method. Furthermore, the de-noised signal was handled by the FSWT method and better time-frequency feature extraction result was obtained compared with the method using FSWT directly, so the effectiveness of the proposed method was verified. Besides, the advantages of the proposed method were also verified by comparing with other time-frequency method such as spectral kurtosis.

Key words: wavelet de-noising using neighboring coefficients; rolling bearings;
frequency slice wavelet transform (FSWT); early weak fault; feature extraction

作为旋转机械中最常用也最容易发生故障的
零部件——滚动轴承,对其进行及时有效的早期

微弱故障特征提取有着重大的安全及经济意义.
实际工程应用中,滚动轴承早期微弱故障阶段

收稿日期:2015-08-07

基金项目:国家青年自然科学基金(51405453,51205371); 郑州轻工业学院博士科研基金

作者简介:王宏超(1983—),男,讲师,博士生,主要研究方向为旋转机械故障诊断与信号处理.

引用格式:王宏超,郭志强,向国权,等.基于小波相邻系数降噪的滚动轴承早期微弱故障时频特征提取[J].航空动力学报,2017,32(5):1266-1272. WANG Hongchao, GUO Zhiqiang, XIANG Guoquan, et al. Time-frequency feature extraction of rolling bearing's early weak fault based on wavelet de-noising using neighboring coefficients[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(5):1266-1272.

的故障特征信号由于受强背景噪声如转频及其谐频成分的干扰,此外还受到信号衰减的影响其特征往往表现得非常微弱.滚动轴承早期微弱故障的特征提取一直是难点和热点.针对滚动轴承早期微弱故障阶段特征提取难问题,Dong 等^[1]将循环时频谱分析方法加以改进提出基于魏格娜威利时频分析方法的滚动轴承早期微弱故障特征提取,通过一系列的仿真及实验验证所述方法具有强抗噪的优点.文献[2]成功将最小方差倒谱用于滚动轴承的早期故障诊断,并与其他方法做以对比突出所述方法的优势.文献[3]将离散小波变换与人工神经网络相结合用于齿轮的早期故障诊断:先用小波变换提取故障信号特征,然后用人工神经网络进行分类取得了较好的分类结果.文献[4]首先对滚动轴承的早期微弱故障信号进行降噪处理,然后用经验模态分解方法对降噪后的信号进行特征提取,将提取的特征作为 BP(back propagation)神经网络智能分类器的输入从而取得了不错的分类效果.循环平稳理论的时频分析方法在旋转机械故障诊断中已取得了一定的应用^[5-8].时频小波切片变换分析方法是近年来提出的一种的时频分析方法并在振动信号分析中取得了一定的应用:文献[9]将其用于瞬态冲击信号的分析,并证明了时频小波切片变换分析方法是经典小波分析方法的进一步完善.文献[10]对时频小波切片变换分析方法进行了系统的理论阐述.然而,当滚动轴承发生早期微弱故障时,时频小波切片变换分析方法将无法有效提取其故障特征.将小波相邻系数降噪与时频小波切片变换算法相结合用于滚动轴承的早期微弱故障特征提取:用小波相邻系数降噪^[11]对滚动轴承早期微弱故障信号进行降噪处理,对降噪后信号进行时频小波切片变换(FSWT)分析,最终提取到较为理想的滚动轴承早期微弱故障时频特征.

1 小波相邻系数降噪

小波阈值降噪方法是一种常用的信号降噪方法,其阈值的确定是依据小波系数的不同统计规律,但没有将相邻小波系数之间的相关性考虑进来:携带特征信息小波系数相邻的小波系数也包含一定量的特征信息.基于上述小波相邻系数之间相关性的考虑,小波相邻系数降噪方法将传统小波阈值处理方法加以改进:将相邻具有相关性的若干个小波系数作为一个个体对其进行阈值设定,这样不仅能有效滤除噪声而且还能更好地对信号中的原始特征信息进行保留.

基于小波相邻系数降噪方法大致可以分为如

下几个步骤:

1) 首先用离散小波变换方法对原始信号进行处理得到一系列的小波变换系数.

2) 以长度 L 为单位对每个尺寸 j 上的小波系数进行分组得到组块 B_j^i .

3) 利用收缩规则对每一个块 B_j^i 进行系数估计更新

$$\tilde{d}_{j,k} = \beta_j^i d_{j,k} \tag{1}$$

式中收缩因子 β_j^i 的值由块 B_j^i 内的小波系数确定.

$$\beta_j^i = 1 - \frac{\lambda L \sigma_j^2}{S_{j,k}^2} \tag{2}$$

式中 λ 为用来调整阈值的一个参数. $S_{j,k}^2$ 由下式确定:

$$S_{j,k}^2 = \sum_{(j,k) \in B_j^i} d_{j,k}^2 \tag{3}$$

4) 用小波逆变换方法对上述步骤所得到的的小波系数进行处理得到最终的降噪信号.上述 4 个步骤的计算复杂度为 $O(n)$.

在上述计算过程中,收缩因子 β_j^i 的引入考虑了块大小为 L 的小波相邻系数间的相关性:即可以认为这些相邻具有相关性的系数包含同样的信息特征.分块单位 L 的取值对小波相邻系数的降噪效果具有关键作用,根据文献[12]可将其值得大小取为 $L = \ln n$,其中 n 为信号的长度.

图 1(a)、图 1(b)为一仿真信号及加噪仿真信号的时域图,图 1(c)为用小波相邻系数降噪方法对

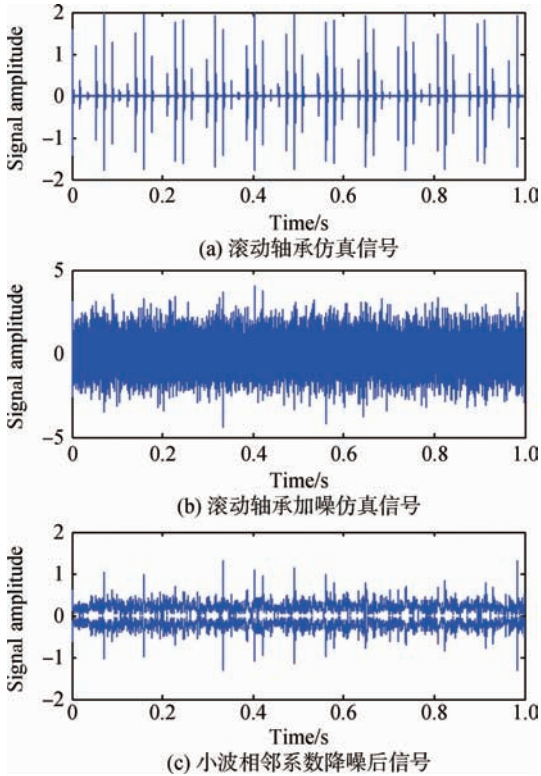


图 1 仿真及降噪信号

Fig. 1 Simulation signal and de-noising signal

图 1(b)所示信号进行降噪后信号的时域图,从中可以看出小波相邻系数降噪方法具有好的降噪效果.

2 时频小波切片变换原理

2.1 频率切片小波变换

设信号 $f(x) \in L^2(R)$, 假设 $p(t)$ 的傅里叶变换(Fourier transform, FT) $\hat{p}(\omega)$ 存在, 其相应的 FSWT 可定义为

$$W(t, \omega, \lambda, \sigma) = \frac{1}{2\pi} \lambda \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(u) \hat{p}^* \left(\frac{u - \omega}{\sigma} \right) e^{iut} du \tag{4}$$

式中尺度因子、能量系数分别用 σ ($\sigma \neq 0$), λ ($\lambda \neq 0$) 表示, 两者可为常数也可以为 ω 和 t 的函数.

在频率切片小波变换中, 母小波函数 $p(t)$ 的频域形式及其在频域伸缩平移的结果分别用 $\hat{p}(u), \lambda \varphi \left(\frac{u - \omega}{\sigma} \right)$ 表示, $\hat{p}(\omega)$ 的共轭函数用 $\hat{p}^*(\omega)$ 表示.

从式(4)中信号相应的 FSWT 定义可以看出其不仅拓展了短时傅里叶变换(short time Fourier transform, STFT), 而且由于尺度和平移因子的引入使其获得了可变的时频窗, 从而使得传统的 Fourier 变换具有了时频分析的功能.

可以使用 Parseval 方程将式(4)转换到时域内

$$W(t, \omega, \lambda, \sigma) = \sigma \lambda e^{i\omega t} \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau) e^{i\omega \tau} p^* [\sigma(\tau - t)] d\tau \tag{5}$$

在信号 FSWT 的实际应用中, 我们仅仅关注 $\hat{p}(\omega)$, 其原因在于即使 $p(t)$ 及 $\hat{p}(\omega)$ 已知, 式(5)也难以在频域上进行定义. $\hat{p}(\omega)$ 定义为频率切片函数(FSF), 其具有以下性质:

- 1) $\hat{p}(0) \neq 0$ 或 $\hat{p}(0) = 1$
- 2) $\int_{-\infty}^{+\infty} |\hat{p}(\omega)|^2 d\omega < \infty$
- 3) $\hat{p}(\pm \infty) = 0$
- 4) $|\hat{p}(\omega)| \leq \hat{p}(0)$ 或 $|p(t)| \leq p(0)$

2.2 频率切片小波变换尺度因子的选择

不失一般性, 令 $\lambda = 1$, 根据 Morlet 小波变换原理, $\sigma \propto \omega$, 因此, 设尺度因子 $\sigma = \frac{\omega}{k}, k > 0$, 则

$$W(t, \omega, k) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(u) \hat{p}^* \left(k \frac{u - \omega}{\omega} \right) e^{iut} du \tag{6}$$

把 $k \frac{u - \omega}{\omega}$ 引入频率切片函数, k 与 ω, u 无关, 用它来调节变换对频率或时间的灵敏度, 将其称为时频分辨率数. 则式(5)变为

$$\frac{1}{k} \omega e^{i\omega t} \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau) e^{i\omega \tau} p^* \left[\frac{\omega(\tau - t)}{k} \right] d\tau \tag{7}$$

依据 Heisenberg 原理, 对信号进行分析时不可能同时得到频域和时域上的高分辨率. 对此可以采用折中方案对 σ 和 ω 进行估计; 引入两个评价系数对分析信号进行分析, 其中一个为频率分辨率 η

$$\eta = \frac{\Delta \omega}{\omega} \tag{8}$$

另一个是幅值期望响应比率 ν ($0 < \nu \leq 1$), 通常 ν 取 $\frac{\sqrt{2}}{2}, 0.5, 0.25$ 等.

如果 $f(t) = e^{i\omega_0 t}$, 且其 FSWT 满足

$$\frac{|W(t, \omega_0 + \Delta \omega, \lambda, \sigma)|}{|W(t, \omega_0, \lambda, \sigma)|} \leq \nu \tag{9}$$

则

$$\left| \hat{p} \left(\frac{\Delta \omega}{\omega} \right) \right| \leq \nu |\hat{p}(0)| \tag{10}$$

即

$$|\hat{p}(k\eta)| \leq \nu |\hat{p}(0)| \tag{11}$$

对于脉冲函数 $f(t) = \delta(t - t_0)$, 且其 FSWT 满足

$$\frac{|W(t_0 + \Delta t, \omega, \lambda, \sigma)|}{|W(t_0, \omega, \lambda, \sigma)|} \leq \nu$$

则

$$|p(\sigma \Delta t)| \leq \nu |p(0)| \tag{12}$$

即

$$\left| p \left(\frac{\mu}{k\eta} \right) \right| \leq \nu |p(0)| \tag{13}$$

式中 $\mu = \Delta \omega \Delta t$.

当切片函数 $\hat{p}(\omega) = e^{-\frac{\omega^2}{2}}$ 时, $\mu = \frac{1}{2}$, 从式(11)和式(13)中可以得到

$$k \geq \frac{\sqrt{2 \ln \left(\frac{1}{\nu} \right)}}{\eta} \tag{14}$$

$$k \leq \frac{\mu}{\eta \sqrt{2 \ln \left(\frac{1}{\nu} \right)}} \tag{15}$$

使式(14)和式(15)成立, 则 $\nu = e^{-\frac{\mu^2}{2}}, k = \frac{\sqrt{2}}{2} \eta$

2.3 频率切片小波变换的逆变换

FSWT 采用其中一种最简单有效的方式, 它的逆变换表示为

$$f(t) = \frac{1}{2\pi \lambda} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W(t, \omega, \lambda, \sigma) e^{i\omega(t - \tau)} d\tau d\sigma \tag{16}$$

式(16)表明逆变换与频率切片函数 $p(t)$ 或 $p(\omega)$ 以及 σ 无关, 重构信号可以直接用快速傅里

叶变换算法求得.

基于 FSWT 的时频分析方法在实现信号时频分析的同时,也可以实现任意频带信号分量的滤波和分割.

图 2(a)、图 2(b)为图 1(a)所示信号 FSWT 分析结果的二维及三维图,从图 2 可以看出其提取结果具有更直观的优点.

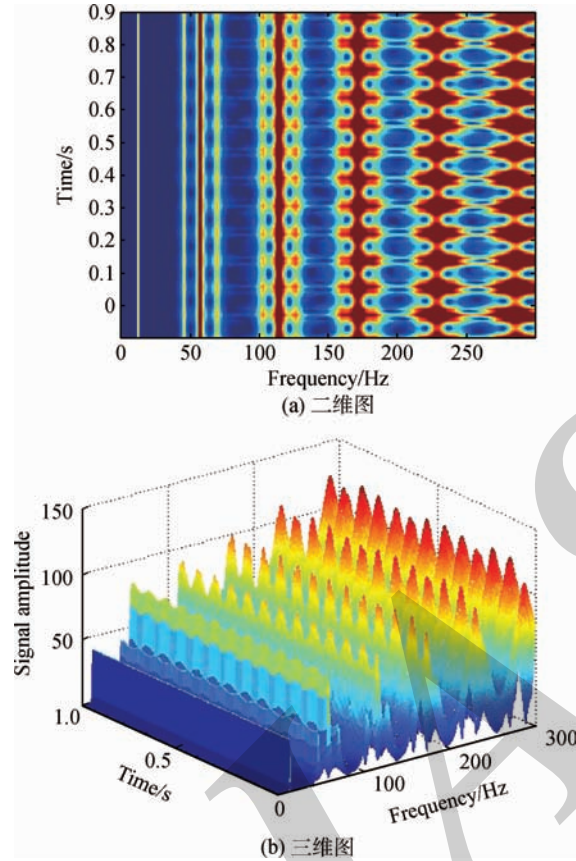


图 2 仿真信号 FSWT 分析结果
Fig. 2 FSWT analysis result of the simulation signal

3 实 验

滚动轴承从开始安装使用至其完全失效是一个复杂的过程,研究其发生完全失效前的早期微弱故障阶段的特征提取方法有着重大的安全及经济意义. 本文的研究对象——滚动轴承全寿命周期的振动信号来自杭州轴承实验中心的 ABLT-1A 轴承全寿命强化实验台. 实验台实景图如图 3 所示. 选取其中一个滚动轴承全寿命实验数据作为分析对象. 实验轴承的参数及故障特征频率见表 1 及表 2(注:表 2 中 f_r, f_c, f_b, f_i 及 f_o 分别表实验轴承的转频、保持架故障频率、滚动体故障频率、内圈故障频率及外圈故障频率). 实验轴承完全失效后经拆解后发现其内圈出现了严重的点蚀故障,如图 4 所示.



图 3 实验台实景图
Fig. 3 Photo of experimental rig

文献[13-14]给出了故障轴承全寿命周期的方均根(foot mean square, RMS)曲线图. 本文给出故障轴承全寿命的峭度指标曲线图,如图 5 所示;理论上峭度指标对滚动轴承发生故障时的冲击特性更为敏感.

表 1 轴承参数
Table 1 Parameters of the bearing

Type	Ball number	Ball diameter/mm	Pitch diameter/mm	Contact angle/(°)	Motor speed/(r/min)
6307	8	13.494	58.5	0	3 000

表 2 轴承故障特征频率(单位:Hz)
Table 2 Fault characteristic frequencies of the bearing(unit:Hz)

f_r	f_c	f_b	f_i	f_o
50	19	102	246	153

从图 5 可以看出,轴承在 2 306 min 时峭度值发生突变,即为完全失效的时刻. 同文献[10],对发生完全失效前即第 2 297 min 时的一组数据用所述方法进行分析. 第 2 297 min 时可视为滚动轴承的早期微弱故障阶段. 而图 5 中 2 297 min 的峭



图 4 内圈点蚀故障
Fig. 4 Inner race pitting fault

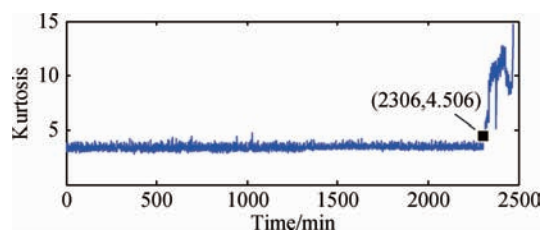


图 5 实验轴承全寿命周期的峭度指标
Fig. 5 Kurtosis index of the bearing over its whole life

度值并未发生突变因而依据峭度指标并不能反应其微弱故障特征. 第 2297 min 时原始数据的时域图、频域图如图 6(a)、图(b)所示. 由图 6(b)的频域图选取带通滤波器的两个关键参数分别为带宽 $B_w=1\,000$, $f_c=4\,200\text{ Hz}$, 据此构建相应的滤波器对原始信号进行滤波, 并对滤波后的信号进行包络解调分析, 结果如图 6(c)所示.

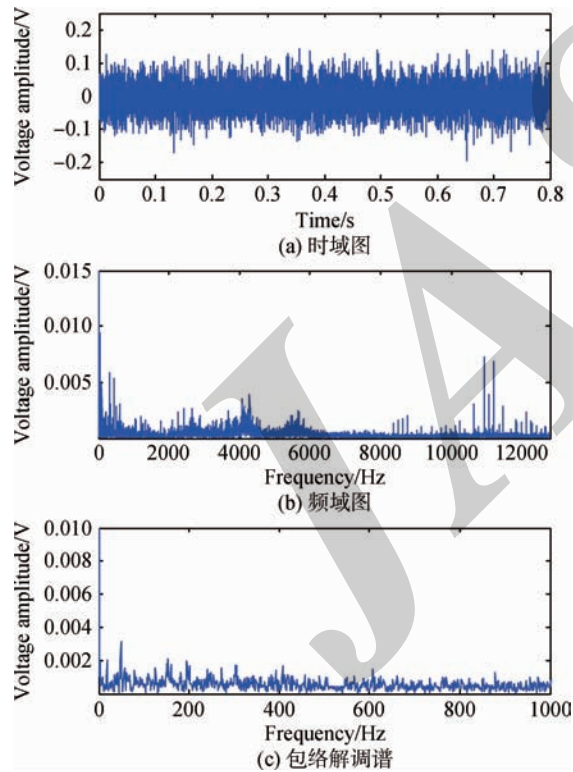


图 6 原始数据的时域图、频域图和包络解调谱
Fig. 6 Time domain figure, frequency domain figure and envelope demodulation spectrum of original data

从图 6(c)中其内圈故障特征频率 $f_i=246\text{ Hz}$ 不能被提取出来, 说明了传统的包络解调谱不能提取出轴承的早期微弱故障特征. 图 7(a)、图 7(b)为图 6(a)所示信号 FSWT 分析结果的二维及三维图, 据图 7 滚动轴承故障特征频率无法提取出来. 将所述方法用于图 6(a)所示信号. 图 8 为

用小波相邻系数降噪方法降噪后信号的时域图, 从其可以看出轴承的故障冲击特性明显增强. 图 9(a)、图 9(b)为图 8 所示信号 FSWT 分析结果的二维及三维图, 从图 9 中滚动轴承内圈故障特征频率被成功提取出来, 说明了所述方法的有效性, 图中 RGB 表示红绿蓝色彩模式.

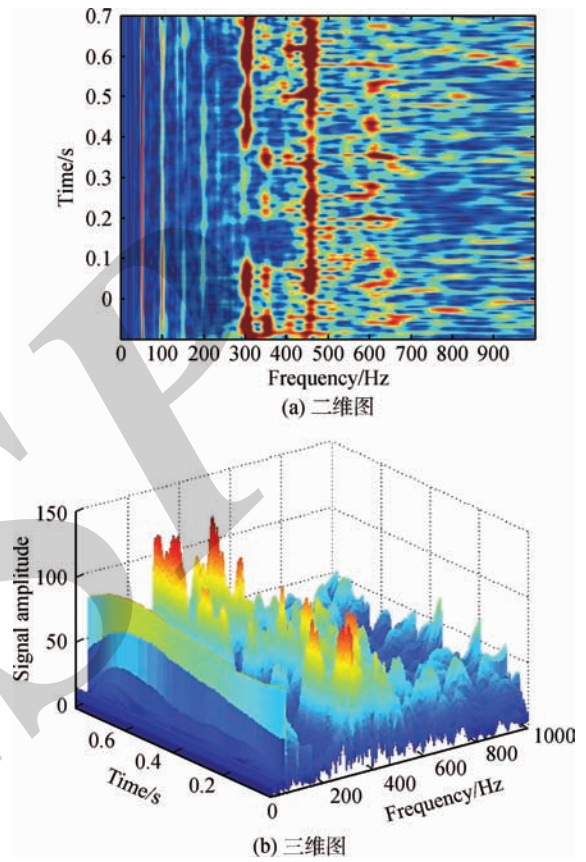


图 7 实验信号 FSWT 分析结果
Fig. 7 FSWT analysis result of the experimental signal

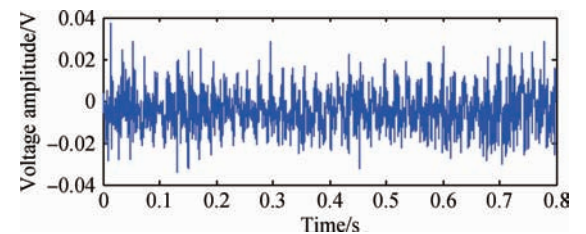


图 8 图 6(a)所示信号用小波相邻系数降噪后的时域图
Fig. 8 Time domain figure of signal presented on Fig. 6(a) basing wavelet de-noising using neighboring coefficients

为突出所述方法的优越性, 将图 6(a)所示原始信号基于 spectral kurtosis(SK)^[15] 处理的方法作以对比研究. 图 10 是原始内圈故障信号的 SK

图谱,据其可选择用于构建最优带通滤波器的关键参数: $f_c=1\,066\text{ Hz}$,带宽 $B_w=2\,133$. 据此建立最优带通滤波器对原始信号进行滤波,再对滤波后的信号进行包络解调分析,最终的包络及解调结果如图 11 所示,由图可见基于 SK 的处理方法不能像所述方法那样很好地提取出其故障特征频率.

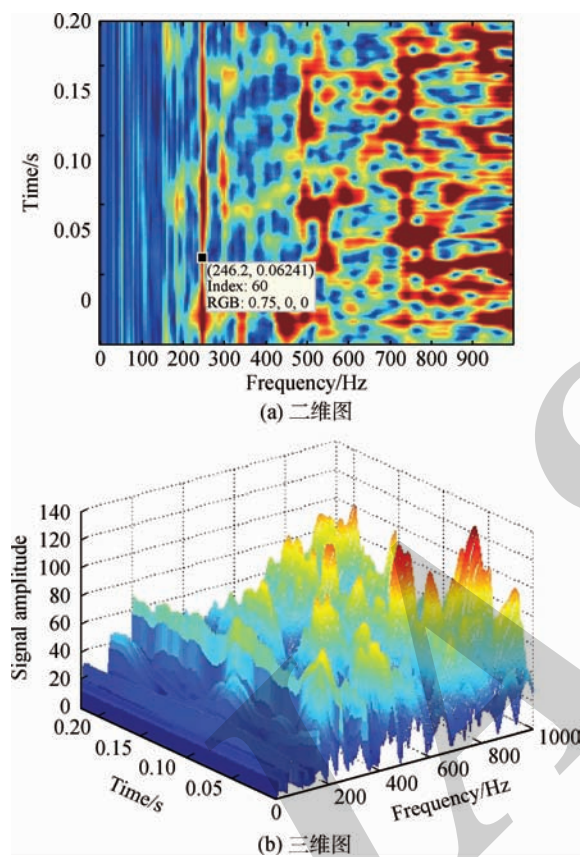


图 9 降噪后信号 FSWT 分析结果

Fig. 9 FSWT analysis result of the de-noising signal

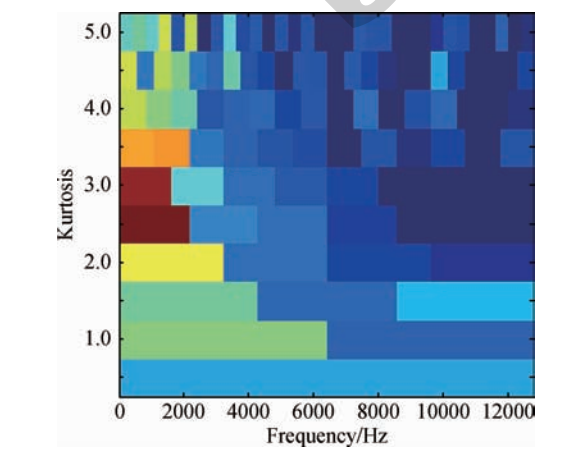


图 10 B14 内圈故障信号的 SK 图谱

Fig. 10 SK spectrum of B14 inner race fault signal

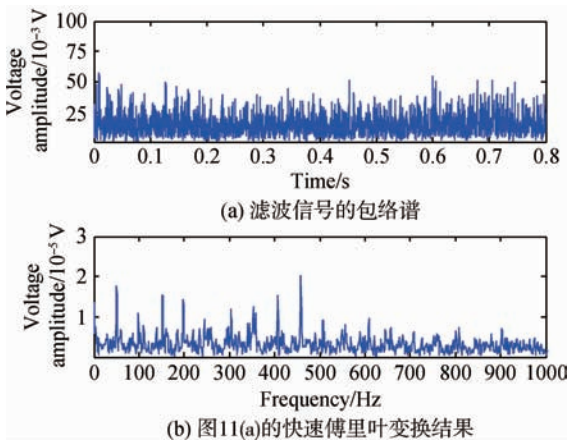


图 11 基于 SK 的包络解调分析结果

Fig. 11 Envelope demodulation analysis result based on SK

4 结 论

针对滚动轴承早期微弱故障特征提取难的问题,本文将小波相邻系数降噪方法与 FSWT 相结合用于滚动轴承早期微弱故障的特征提取,通过对滚动轴承全寿命疲劳实验的早期微弱故障进行成功特征提取验证了所述方法的有效性.

参考文献:

[1] Dong G M,Chen J. Noise resistant time frequency analysis and application in fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2012, 33:212-236.

[2] Park C S,Choi Y C,Kim Y H. Early fault detection in automotive ball bearings using the minimum variance cepstrum [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013,38(2):534-548.

[3] Saravanan N,Ramachandran K I. Incipient gear box fault diagnosis using discrete wavelet transform (DWT) for feature extraction and classification using artificial neural network (ANN) [J]. Expert Systems with Application,2010, 37(6):4168-4181.

[4] Bin G F,Gao J J,Li X J. Early fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet packets; empirical mode decomposition feature extraction and neural network[J]. Mechanical System and Signal Processing,2012,27:696-711.

[5] Capdessus C,Sidahmed M,Lacoume J L. Cyclostationary processes;application in gear faults early diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2000,14(3): 371-385.

[6] Antoni J. Cyclic spectral analysis of rolling-element bearing signals;facts and fictions [J]. Journal of Sound and Vibration,2007,304(3/4/5):497-529.

[7] Raad A,Antoni J,Sidahmed M. Indicators of cyclostationarity;theory and application to gear fault monitoring[J].

- Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(3): 574-587.
- [8] Kankar P K, Sharma S C, Harsha S P. Fault diagnosis of rolling bearing using cyclic autocorrelation and wavelet transform [J]. Neurocomputing, 2013, 110: 9-17.
- [9] Yan Z H, Miyamoto A, Jiang Z W. Frequency slice wavelet transform for transient vibration response analysis [J]. Mechanical System and Signal Processing, 2009, 23(5): 1474-1489.
- [10] Yan Z H, Miyamoto A, Jiang Z W, et al. An overall theoretical description of frequency slice wavelet transform [J]. Mechanical System and Signal Processing, 2010, 24(2): 491-507.
- [11] Cai T T, Silverman B W. Incorporating information on neighboring coefficients into wavelet estimation [J]. San-khya: Series B, 2001, 63(2): 127-148.
- [12] 曲巍巍, 高峰. 基于噪声方差估计的小波阈值降噪研究 [J]. 机械工程学报, 2010, 46(2): 28-33.
- QU Weiwei, GAO Feng. Study on wavelet threshold denoising algorithm based on estimation of noise variance [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(2): 28-33. (in Chinese)
- [13] Wang Z Y, Chen J, Dong G M, et al. Constrained independent component analysis and its application to machine fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(7): 2501-2512.
- [14] Ming Y, Chen J, Dong G M. Weak fault feature extraction of rolling bearing based on cyclic Wiener filter and envelope spectrum [J]. Mechanical System and Signal Processing, 2011, 25(5): 1773-1785.
- [15] Antoni J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterizing non-stationary signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 282-307.

(编辑: 王碧琚)