

# 基于 OSF 的 SET 信号重构方法及故障诊断应用\*

胥永刚<sup>1</sup>, 张浩<sup>1</sup>, 于刚<sup>2</sup>, 张坤<sup>1</sup>

(1. 北京工业大学先进制造技术北京市重点实验室 北京, 100124) (2. 济南大学自动化与电气工程学院 济南, 250022)

**摘要** 同步提取变换(synchroextracting transform, 简称 SET)通过提取短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, 简称 STFT)在瞬时频率位置的时频系数可获得较理想的时频谱,该方法提高了时频分辨率,减少了交叉项的影响,一定程度上抑制了噪声对 STFT 时频谱的干扰。针对在 SET 时频谱的基础上进行信号分量的重构与故障诊断拓展方面的应用,提出了一种基于顺序统计滤波器(order statistics filter, 简称 OSF)的 SET 信号分量重构方法。首先,利用边际谱表征 SET 时频谱中信号的幅值在整个频率范围内随频率变化的情况;其次,采用顺序统计滤波器分割边际谱,将分割所得边界映射至 SET 时频谱后,利用 SET 逆变换重构信号分量;最后,利用峭度指标筛选包含丰富故障信息的分量并进行包络分析,提取故障特征。仿真信号及滚动轴承内圈故障信号的处理结果证明了该方法的有效性。

**关键词** 同步提取变换; 信号重构; 顺序统计滤波器; 滚动轴承; 故障诊断

**中图分类号** TH165.3; TH132.41

## 引言

作为旋转机械设备中应用最广泛的零件之一,滚动轴承的性能和工作状态直接影响设备的运行状态,复杂的运行工况导致轴承成为机械设备中极易损坏的零件。因此,采集轴承的振动信号监测其状态并诊断故障具有非常重要的工程应用价值<sup>[1]</sup>。随着数字信号处理的发展,时频分析方法也取得了日新月异的进步并在故障诊断中得到广泛应用。在时频分析方法中,较典型的方法有 STFT<sup>[2]</sup>, Wigner-Ville 分布(Wigner-Ville distribution, 简称 WVD)、希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, 简称 HHT)等<sup>[3-4]</sup>。STFT 首先将信号投影到预定的时频基中,时频能量的大小反应信号与时频基的相似性,但预先设定的时频基的时频分辨率较低。WVD 可实现较高时频分辨率,但在处理多分量信号时产生的交叉项干扰可能会掩盖真实的信号成分。以上两种方法的关键是如何选择与信号特征相近的基函数。如果信号中不仅仅包含一种成分,则单一基函数无法反映信号自身的特点,从而可能导致时频图展示效果很差。基于经验模态分解的 HHT 方法取决于经验模态分解的效果,可能会由于分解效果差而无法

获得较完整、清晰的时频图。

Kodera 等<sup>[5]</sup>提出的谱重排方法可以将 STFT 时频谱汇聚至瞬时频率附近,这种方法在汇聚能量的过程中提高了时频分辨率,但在重新分配时频能量后导致难以重构信号。Daubechies 等<sup>[6]</sup>提出采用相位谱计算瞬时频率并采用压缩算子获得时频谱图的同步压缩变换(synchrosqueezing transform, 简称 SST),该方法可实现信号的重构,但在压缩能量时极易受到噪声的干扰而导致瞬时频率估计误差较大,并且造成重构信号中含有大量噪声成分。STFT 时频谱在瞬时频率附近达到最大值,具有最佳的噪声鲁棒性。基于此思想,文献[7-8]为克服 SST 的压缩过程中难以去除噪声影响的不足,提出了仅提取瞬时频率位置的时频系数构建新的时频谱的同步提取变换(SET)方法。SET 的目的是获得能量更为集中的时频谱,并且具有良好的抗噪性,从而提取振动信号理想的动态物理特性,但该文献并未继续深入研究信号分量的提取及重构问题。获取信号分量有利于进一步诊断故障,将 SET 理论向实用方向拓展。

笔者提出了一种基于顺序统计滤波器(OSF)的信号重构方法,利用 OSF 对 SET 边际谱进行合理分割,可以快速、准确地分解重构信号分量,然后采

\* 国家自然科学基金资助项目(51775005,51675009)  
收稿日期:2018-12-25;修回日期:2019-04-08

用对冲击敏感的峭度指标筛选信号分量,再对敏感分量进行包络分析,成功提取出了滚动轴承的故障特征信息。

## 1 同步提取变换基本原理

SST 将能量压缩至由相位信息确定的瞬时频率附近,主要包括以下步骤:①根据 STFT 计算时频谱;②根据相位信息估计瞬时频率;③将能量压缩至瞬时频率附近,得到新的时频谱。

压缩能量的过程中并不区分有效信息和噪声,而是压缩区域内全部能量,因此噪声对 SST 影响很大。

SET<sup>[7]</sup> 仅提取瞬时频率的时频系数,所携带的噪声大大减少,鲁棒性得到增强。其步骤如下:①根据 STFT 计算时频谱;②根据相位信息估计瞬时频率;③提取 STFT 在瞬时频率位置的时频系数。

该方法首先需要根据 STFT 计算信号  $s(t)$  的时频谱:

$$G(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(u-t)s(u) e^{-j\omega u} du \quad (1)$$

对式(1)乘以相位因子  $e^{j\omega t}$

$$\begin{aligned} G_e(t, \omega) &= G(t, \omega) e^{j\omega t} = \\ & \int_{-\infty}^{+\infty} g(u-t)s(u) e^{-j\omega(u-t)} du = \\ & \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{s}(\vartheta) \hat{g}(\omega - \vartheta) e^{j\vartheta t} d\vartheta \end{aligned} \quad (2)$$

其中:  $\hat{s}(\vartheta)$  为信号  $s(t)$  的傅里叶变换;  $\hat{g}(\vartheta)$  为  $g(u)$  的傅里叶变换。

式(2)表示该方法在保证窗函数不变的前提下移动信号进行 FFT 计算。根据文献[7],此处选取的窗函数为高斯窗。窗函数越短,时间分辨率越高;窗函数越长,频率分辨率越高。为了保证时频图的时频聚集性,窗宽的选择应该适中,具体的窗宽选择应根据数据的长度进行确定。设频率为  $\omega_0$  的谐波信号  $s(t) = A e^{j\omega_0 t}$ , 其频域表示为

$$\hat{s}(\vartheta) = 2\pi A \delta(\vartheta - \omega_0) \quad (3)$$

将式(3)代入式(2),则时频谱可表示为

$$G_e(t, \omega) = A \hat{g}(\omega - \omega_0) e^{j\omega_0 t} \quad (4)$$

式(4)说明一系列与谐波信号频率一致的时频系数组成谐波信号的 STFT 谱。由于窗函数在频域紧支且在 0 频率处有最大值,因此在时频谱中频率  $\omega = \omega_0$  处的时频系数幅值最大,为  $A \hat{g}(0)$ , 此时距离  $\omega_0$  越远的时频系数幅值越小。可采用式(5)估计 STFT 谱中时频系数的瞬时频率

$$\omega_0(t, \omega) = -i \frac{\partial_t G_e(t, \omega)}{G_e(t, \omega)} = i \frac{G'_e(t, \omega)}{G_e(t, \omega)} + \omega \quad (5)$$

其中:  $\partial_t G_e(t, \omega)$  为  $G_e(t, \omega)$  对时间的一阶偏导数。

由此在二维时频平面中,可以得到一个与 STFT 谱系数一一对应的新的时频谱  $\omega_0(t, \omega)$ 。

仅提取 STFT 谱在瞬时频率位置的时频系数,对应公式可表示为

$$T(t, \omega) = G_e(t, \omega) \delta(\omega - \omega_0(t, \omega)) \quad (6)$$

其中:  $\delta(\omega - \omega_0(t, \omega))$  称为同步提取算子。

由式(6)知,SET 是在原始的时频平面处理获得一个具有高分辨率的时频谱  $T(t, \omega)$ , 其离散形式的提取算子为

$$T(t, \omega) = G_e(t, \omega) \Big|_{|\omega - \omega_0(t, \omega)| < \epsilon} \quad (7)$$

其中:  $\epsilon$  为频率分辨率的一半。

时频谱  $T(t, \omega)$  为时间和频率的二维函数,将其对时间进行积分,可得其边际谱,如式(8)所示

$$M(\omega) = \int_0^T T(t, \omega) dt \quad (8)$$

同步抽取变换的逆变换为

$$s(t) = \frac{1}{2\pi A} \iint T(t, \omega) e^{-j\omega t} g(u-t) d\omega du \quad (9)$$

文献[7]将信号的重构问题近似为 STFT 谱的脊提取问题,但其重构方法为简单的数据叠加处理。笔者进一步研究了信号分量的分解与重构,利用顺序统计滤波器对信号的边际谱进行频带划分,将时频谱中不同的信号分量分割开来分别重构,并拓展应用于滚动轴承故障诊断中。

## 2 同步提取变换信号重构方法

### 2.1 同步提取变换信号重构步骤

笔者在 SET 现有的理论基础,对信号分量的分解重构部分进行了进一步探索与改进,提出一种基于 OSF 的边际谱分割映射重构法来重构 SET 信号的分量,图 1 为重构方法的流程图,其主要步骤如下:

- 1) 对信号  $s(t)$  进行采集,得到离散时间序列  $s(n)$ ;
- 2) 计算离散时间序列  $s(n)$  的 SET 时频谱  $T(t, \omega)$ ;
- 3) 根据式(8)计算该时频谱的边际谱  $M(\omega)$ ;
- 4) 采用顺序统计滤波器计算边际谱的上包络函数  $\text{UpEvlp}(M(\omega))$ ;
- 5) 将包络函数的极小值序列作为边界序列;
- 6) 将边际谱中的边界序列映射至 SET 时频谱中,将时频谱中的信号分割为  $N$  个区域:  $T_i(t, \omega)$ ,  $i \in [1, N]$ , 获取瞬时频率区间  $\Lambda_i = [\omega_{i-1}, \omega_i]$ , 其中  $\omega_0 = 0, \omega_N = f_s/2, \omega_i$  为划分的边界,  $f_s$  为信号采

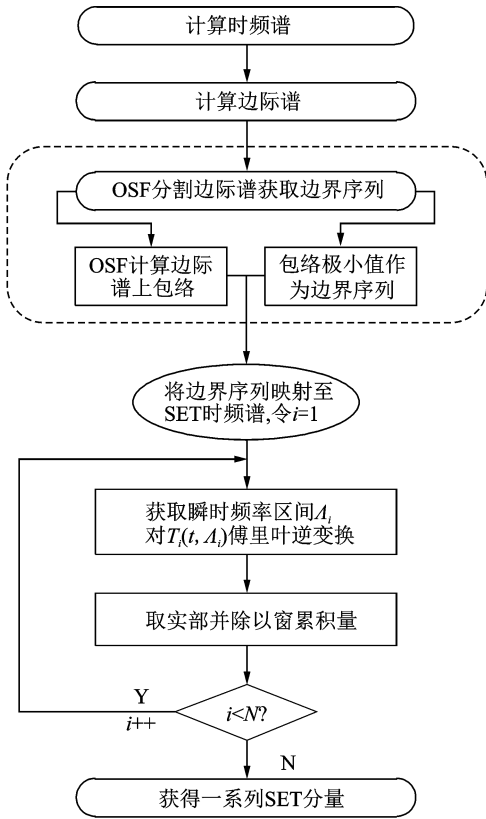


图 1 重构方法流程图

Fig. 1 Flowchart of the reconstruction method

样频率;

7) 按式(10)对划分所得的瞬时频率区间  $\Delta_i$  分别进行重构,可获得该区间对应的信号分量  $s_i(t)$

$$s_i(t) = \sum_{i=1}^N \frac{\text{Real}(\text{ifft}(T_i(t, \Delta_i)))}{\int_{-\infty}^{+\infty} g(t) dt} \quad (10)$$

如前所述,因 SET 仅提取瞬时频率的时频系数,所携带的噪声大大减少,对其进行频带划分后,所提取的信号分量噪声亦被明显抑制。

### 2.2 基于顺序统计滤波器的包络极值法

顺序统计滤波器包络极值法分为两个步骤:①求取数据包络;②划分数据边界<sup>[9-10]</sup>。如图 2 所示,OSF 首先需要调试窗宽,以待处理信号为源信号求取窗内数据的最大值,再对原数据做包络估计。

定义边际谱信号  $M(\omega)$  长度为  $L$ ,输出信号可以表示为  $\text{UpEvlp}(M(\omega))$ 。窗宽  $W_{\text{OSF}}$  将信号分为  $(L - W_{\text{OSF}} + 1)$  组,  $j \in [1, L - W_{\text{OSF}} + 1]$ 。第  $j$  组数据为  $[M_j(\omega), M_{j+1}(\omega), \dots, M_{j+W_{\text{OSF}}-1}(\omega)]^T$ 。因此,利用顺序统计滤波器对  $M(\omega)$  进行处理,可以得到该边际谱对应的上包络函数  $\text{UpEvlp}(M(\omega))$

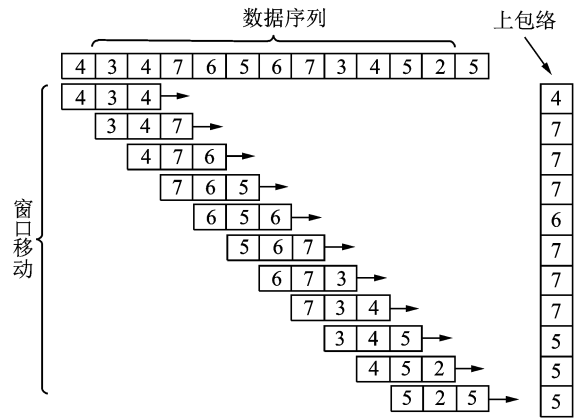


图 2 顺序统计滤波器

Fig. 2 Order statistics filter

$$\sum_{j=1}^{L-W_{\text{OSF}}+1} \max\{M_j(\omega), M_{j+1}(\omega), \dots, M_{j+W_{\text{OSF}}-1}(\omega)\} \quad (11)$$

新序列生成示意图如图 3 所示,可见上包络序列与信号序列有相似之处,当窗滑动时,包络线相比于信号序列有超前效果;当窗遇见极大值后,包络线相比于信号序列有滞后效果。同时,在极大值点附近形成了一个等于或大于窗宽的平顶壳,最后获取包络的极小值并将之作为边际谱的边界序列。

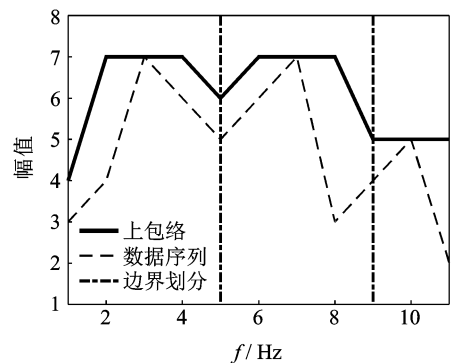


图 3 数据序列及其上包络

Fig. 3 Data sequence and its upper envelope

### 3 仿真信号分析

为了验证该方法的可行性,构造一仿真信号为

$$\begin{cases} s_1 = 0.8\cos(4\pi t) \cos(400\pi t) \\ s_2 = 2\sin(10\pi t) \sin(600\pi t + \sin(20\pi t)) \\ s_3 = 0.8\cos(4\pi t) \cos(800\pi t) \\ s = s_1 + s_2 + s_3 \end{cases} \quad (12)$$

该仿真信号中包含 3 个分量,每个分量的时域波形如图 4 所示。将 3 个分量线性叠加起来并加 -1 db 的高斯白噪声,得到一个混合信号,叠加后的信号及其频谱如图 5 所示。

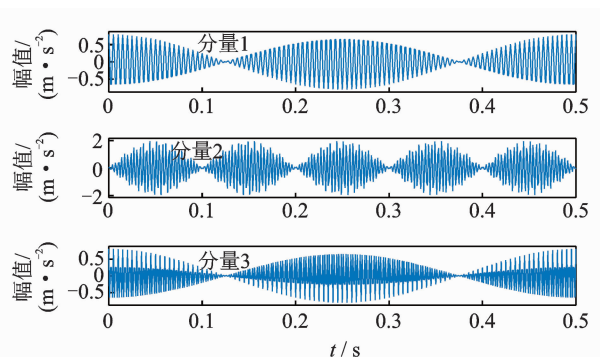


图4 各分量的时域波形

Fig. 4 The waveform of each component

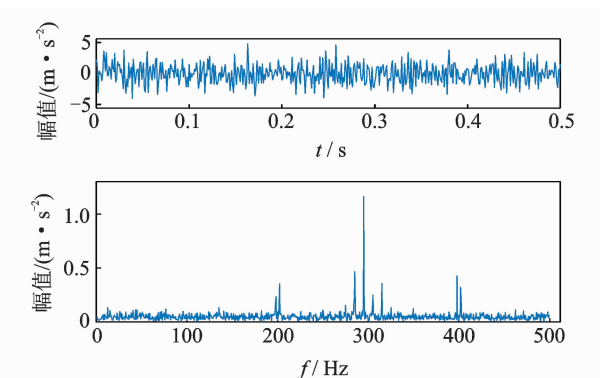


图5 原始信号波形及频谱

Fig. 5 Original signal waveform and spectrum

采用 SET 方法对信号  $s$  进行处理, 得其时频图如图 6 所示。

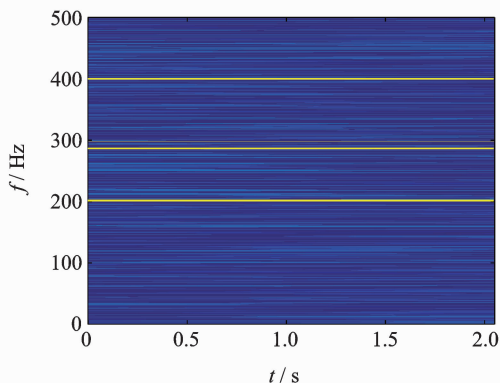


图6 SET 时频谱

Fig. 6 Time-frequency spectrum of SET method

计算该时频谱的边际谱并采用基于顺序统计滤波器的包络极值法分割边际谱, 分割结果如图 7 所示。第 2, 4, 6 个区域分别对应信号分量  $s_1, s_2$  和  $s_3$ 。将边际谱中的分割边界映射至 SET 时频谱中, 得到如图 8 所示的结果。

将边际谱中分割的边界映射至 SET 时频谱后, 采用笔者提出的重构方法分解并重构各分量。分量

的波形及频谱如图 9、图 10 所示。

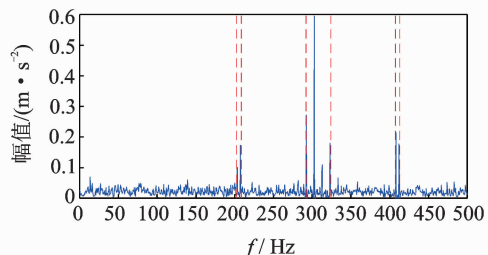


图7 仿真信号边际谱及其边界划分

Fig. 7 Marginal spectrum of simulation signal and its division result by OSF

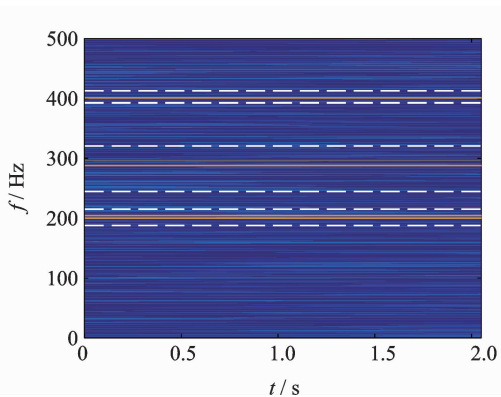


图8 SET 谱中的边界分割

Fig. 8 Boundary segmentation in SET spectrum

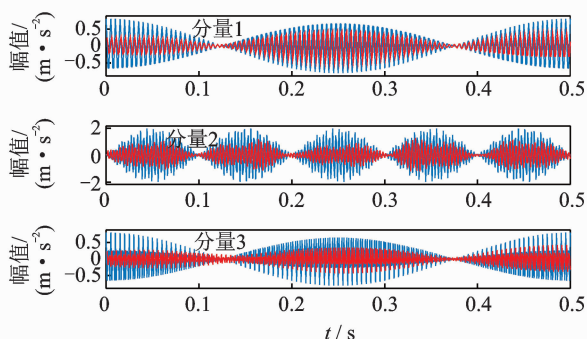
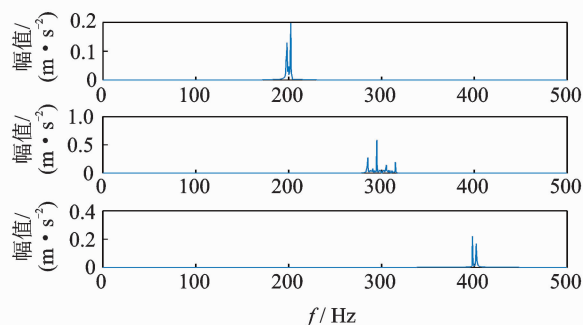
图9 重构所得各分量的时域波形及与原始分量的对比  
Fig. 9 Time domain waveforms of reconstructed components and comparison with original components

图10 各分量的频谱

Fig. 10 The spectrum of each component

从图 9 可看出,分解重构出的各分量与原信号中的分量高度吻合,各自的频谱均与原分量相对应,求得重构成分的输出信噪比为  $-6.7 \times 10^{-15}$  db,远小于原始信号加的信噪比,验证了该分解重构方法的有效性。

### 4 实验信号分析

在图 11 所示故障模拟实验台上采集轴承故障振动信号。传感器位于近电机端轴承处,轴承型号为 ER-10K(MB),电机转速为 2 000.9 r/min,采样频率  $f_s = 12$  kHz。经计算,此轴承内圈故障特征频率为  $f_q = 165.2$  Hz。拾取某一故障振动信号,其时域波形如图 12 所示。

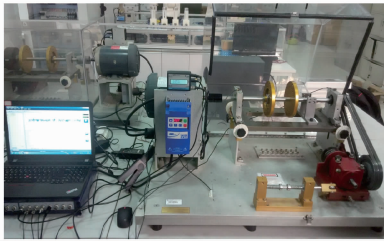


图 11 故障实验台

Fig. 11 Bearing fault test rig

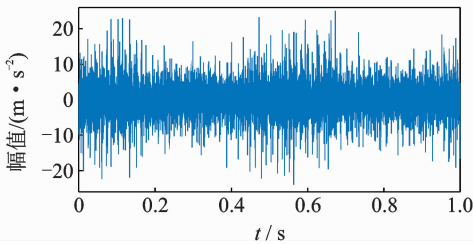


图 12 轴承故障振动信号

Fig. 12 The waveform of bearing fault

计算 SET 时频谱的边际谱后,采用本研究方法分割边际谱,如图 13 所示,边际谱被分割为 5 个区域。

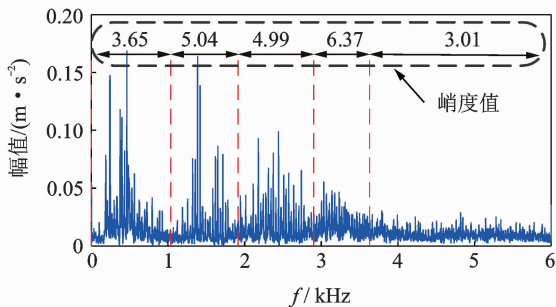


图 13 实验信号边际谱及其边界划分

Fig. 13 Marginal spectrum of experimental signal and its division result by OSF

采用笔者提出的重构方法可以将边界映射至 SET 时频谱后分解重构出 5 个分量。由于滚动轴承出现故障时,滚动体在滚过故障位置时会产生周期性冲击,峭度指标对周期性冲击十分敏感,因此在本研究中被用来筛选可能包含故障信息的分量。分别对本方法分解出的 5 个分量计算峭度值,并将各自的峭度值展示于边际谱中,如图 13 所示。

提取峭度值最大的分量并计算其包络谱,如图 14 所示。从图中可以发现该轴承内圈故障特征频率及其二倍频,由此可以判断该轴承内圈出现故障。图中前 2 个峰值为轴承转频的倍频信息,因此并不影响后续分析。

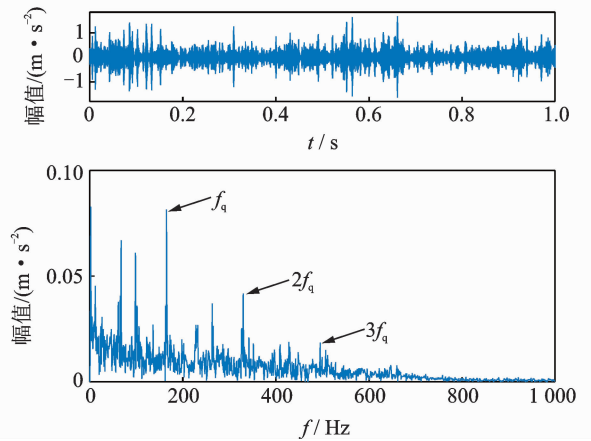


图 14 内圈故障第 4 个分量及包络谱

Fig. 14 The fourth component and its envelope spectrum of inner ring fault

在另一台故障模拟实验台上,另取型号 6307 滚动轴承并预置外圈故障,测取其振动信号。电机转速为 1 450 r/min,采样频率为 12 kHz。计算求得该轴承内圈转频为 24.17 Hz,外圈故障特征频率为 73.66 Hz,信号的波形如图 15 所示。

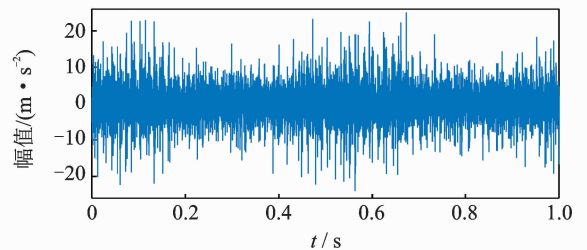


图 15 实验信号波形

Fig. 15 Experimental signal waveform

计算该信号的 SET 时频谱,绘制其边际谱后,采用本研究的方法分割边际谱如图 16 所示,边际谱被分割为 4 个区域。采用笔者所提的重构方法可以

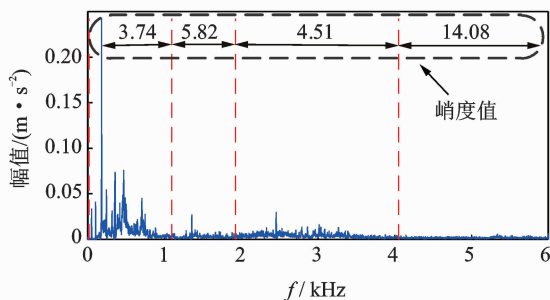


图16 边际谱及其分割结果

Fig. 16 Marginal spectrum and its division result

将边界映射至 SET 时频谱后分解重构出 4 个分量。分别对 4 个分量计算峭度值,并将各自的峭度值展示于边际谱中。

提取峭度值最大的分量并计算其包络谱如图 17 所示,从图中可以找到此轴承外圈故障特征频率及其倍频,由此可以判断该轴承外圈出现故障。

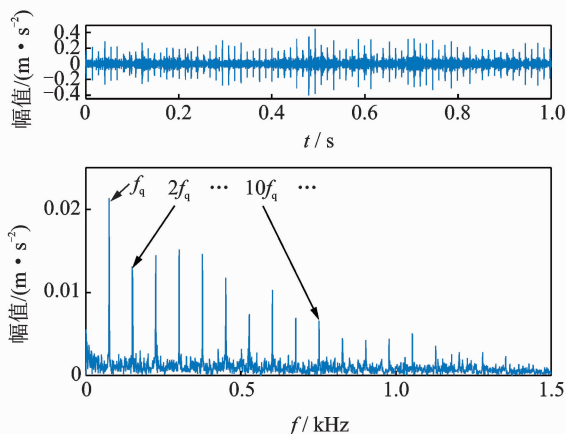


图17 外圈故障第4个分量及包络谱

Fig. 17 The fourth component and its envelope spectrum of outer ring fault

## 5 结论

1) 提出了一种优化同步提取变换方法,实现了信号的分解和重构,可提取滚动轴承振动信号中的周期性冲击分量。

2) 仿真信号和实验信号验证了该方法可以成功分解并重构信号分量。

3) 将改进同步提取变换方法应用于滚动轴承故障诊断,可以有效地提取故障信息。

## 参 考 文 献

[1] XU Y G, ZHANG K, MA C Y, et al. An improved

empirical wavelet transform and its applications in rolling bearing fault diagnosis [J]. Applied Sciences, 2018, 8(12): 2352.

[2] 王宏禹. 非平稳随机信号分析与处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999: 8-9.

[3] 胡振邦, 许睦旬, 姜歌东, 等. 基于小波降噪和短时傅里叶变换的主轴突加不平衡非平稳信号分析[J]. 振动与冲击, 2014, 33(5): 20-23.

HU Zhenbang, XU Muxun, JIANG Gedong, et al. Spindle sudden unbalanced nonstationary signal analysis based on wavelet denoising and short-time Fourier transform[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(5): 20-23. (in Chinese)

[4] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society A Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.

[5] KODERA K, DE VILLEDARY C, GENDRIN R. A new method for the numerical analysis of non-stationary signals[J]. Physics of the Earth and Planetary Interiors, 1976, 12(2): 142-150.

[6] DAUBECHIES I, LU J, WU H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: an empirical mode decomposition-like tool [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2011, 30(2): 243-261.

[7] 于刚. 挖掘机振声信号时频分析研究与应用[D]. 济南: 山东大学, 2016.

[8] YU G, YU M, XU C. Synchroextracting transform [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(10): 8042-8054.

[9] HU Y, LI F, LI H, et al. An enhanced empirical wavelet transform for noisy and non-stationary signal processing[J]. Digital Signal Processing, 2017, 60: 220-229.

[10] HU Y, TU X, LI F, et al. An adaptive and tachless order analysis method based on enhanced empirical wavelet transform for fault detection of bearings with varying speeds[J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 409: 241-255.



第一作者简介: 胥永刚, 男, 1975年10月生, 博士、教授。主要研究方向为机械故障诊断、现代信号处理方法等。曾发表《经验快速谱峭度及其在滚动轴承故障诊断中的应用》(《振动工程学报》) 2020年第33卷第3期)等论文。  
E-mail: xyg\_1975@163.com

