

滚动轴承故障诊断的品质因子可调 小波重构方法

张顶成, 于德介, 李 星

(湖南大学 汽车车身先进设计制造国家重点实验室, 长沙 410082)

摘 要: 针对轴承早期故障诊断困难的问题,提出了基于信号共振稀疏分解与品质因子可调小波重构的滚动轴承故障诊断方法.该诊断方法首先对轴承故障信号进行共振稀疏分解获得高共振分量和低共振分量;然后对低共振分量进行品质因子可调小波重构,并结合峭度分析,筛选出最佳分析信号;最后对最佳分析信号进行希尔伯特解调分析,从而提取滚动轴承故障特征信息.通过对仿真信号和实际故障信号进行分析,该方法能有效提取轴承故障信号中的冲击成分,凸显故障特征.

关 键 词: 共振稀疏分解; 品质因子可调小波重构; 峭度; 滚动轴承; 故障诊断

中图分类号: V229⁺.2; TH113.1; TH165.3

文献标志码: A

Fault diagnosis of rolling bearings based on the tunable-Q wavelet reconstruction

ZHANG Ding-cheng, YU De-jie, LI Xing

(State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacturing for Vehicle Body,
Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: To overcome the difficulty of early fault diagnosis for the rolling bearing, a method for the fault diagnosis of rolling bearings based on the resonance-based sparse signal decomposition and the tunable-Q wavelet reconstruction was proposed. In this method, the vibration signal of a rolling bearing was decomposed into the high-resonance component and the low-resonance component by the resonance-based sparse signal decomposition. Then, the low-resonance component was further decomposed into a set of sub-signals by the tunable-Q wavelet method and the proper signal was reconstructed from some selected sub-signals combined with kurtosis analysis. Finally, the proper signal was analyzed by the Hilbert demodulation method and the fault characteristics of the rolling bearing could be extracted. Simulation and application examples show that the proposed method is effective in extracting impulse signal from vibration signal of rolling bearings and making the fault characteristics more prominent.

Key words: resonance-based sparse signal decomposition;
tunable-Q wavelet reconstruction; kurtosis; rolling bearing;
fault diagnosis

滚动轴承在运转时,如果内圈、外圈或滚动体发生损伤,则滚动体在表面旋转时会产生一种交

变的激振力.由于滚动表面的损伤形状是无规则的,所以激振力产生的振动将是由多种频率成分

收稿日期:2014-04-25

基金项目:国家自然科学基金(51275161),湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室自主课题资助项目(71375004)

作者简介:张顶成(1990—),男,湖南长沙人,硕士生,主要从事信号处理与机械故障诊断研究.

组成的随机振动^[1]. 滚动轴承在实际工况下运转时, 传感器拾取的振动信号中除了表征滚动轴承故障的冲击成分外, 还含有轴的转频及其倍频等谐波信息和噪声, 滚动轴承的瞬态冲击成分往往淹没在这些干扰信号成分中, 不易识别. 因此, 滚动轴承故障诊断的关键是将表征故障信息的冲击信号从振动信号中有效分离.

近年来, 学者们通常采用经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)^[2]、小波变换^[3]等时频分析方法对滚动轴承振动信号进行分析. EMD^[4]方法作为一种自适应的信号处理方法, 可将振动信号分解成若干个具有尺度特征的内禀函数 (intrinsic mode function, IMF) 之和, 而每一个 IMF 分量都表示原信号的一种尺度特征, 包含了真实的物理信息. 但 EMD 方法存在模态混淆、端点效应、过包络和欠包络等问题. 小波变换^[5]是一种多分辨时频分析方法. 通过伸缩和平移运算, 可以从非平稳非线性的振动信号中提取时频局部化信息. 但该方法存在选取小波基困难、基函数固定、分辨率恒定等局限.

基于品质因子可调小波变换 (tunable-Q wavelet transform, TQWT), Selesnick 提出了信号共振稀疏分解方法^[6-7]. 该方法根据谐波信号与冲击信号所具有的品质因子 Q 不同, 对复杂信号进行 TQWT, 从而获得高品质因子和低品质因子的稀疏表示, 再通过形态分量分析 (morphological component analysis, MCA), 对信号进行非线性分离, 最终获得具有高品质因子的高共振分量和具有低品质因子的低共振分量. 陈向民、张文义等将信号共振稀疏分解方法引入轴承故障诊断^[8-9], 利用信号共振稀疏分解从轴承振动信号中提取了包含故障信息的瞬态冲击成分, 但在干扰信号成分较大的情况下, 仅用信号共振稀疏分解仍不能有效分离瞬态冲击成分.

品质因子可调小波重构能有效提取冲击信号^[10-11], 针对在干扰信号成分较大情况下仅用信号共振稀疏分解不能有效分离瞬态冲击成分问题, 本文在共振稀疏分解方法和品质因子可调小波重构方法的基础上, 提出了一种基于信号共振稀疏分解与品质因子可调小波重构的滚动轴承故障诊断方法. 该方法首先对滚动轴承故障振动信号进行共振稀疏分解, 将信号中的周期谐波成分和瞬态冲击成分初步分离到高共振分量和低共振分量中; 然后对低共振分量进行品质因子可调小波重构, 对重构获得的子信号进行合并处理, 并基

于峭度分析得到最佳分析信号; 最后对最佳分析信号进行希尔伯特包络解调分析, 通过观察包络谱中的故障特征对滚动轴承故障进行识别. 仿真信号和实际故障信号分析结果表明, 该方法能有效诊断滚动轴承故障.

1 信号共振稀疏分解方法

信号共振稀疏分解方法根据信号共振属性, 能够将具有不同品质因子但中心频率相近且频带有重合的信号进行分离.

该方法首先利用图 1 所示两通道分解滤波器组进行 TQWT^[12], 分别得到高品质因子变换与低品质因子变换的基函数库, 并用迭代的方法得到相应的变换系数. 图 1 中, $H_0(w)$ 和 $H_1(w)$ 分别为低通滤波器和高通滤波器, α 和 β 分别为低、高通尺度因子, $V_0(n)$, $V_1(n)$ 为滤波成分.

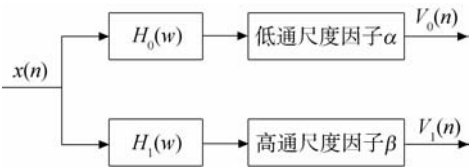


图 1 两通道分解滤波器组
Fig. 1 Two-channel decompose filter banks

再利用 MCA^[13-14] 的方法建立稀疏分解目标函数, 如式 (1) 所示:

$$J(w_1, w_2) = \|x - S_1 W_1 - S_2 W_2\|_2^2 + \lambda_1 \|W_1\|_1 + \lambda_2 \|W_2\|_1 \tag{1}$$

式中 λ_1, λ_2 为正则化参数; W_1 和 W_2 分别表示信号 x_1 和 x_2 在框架 S_1, S_2 下的变换系数.

运用分裂增广拉格朗日收缩算法 (split augmented Lagrangian shrinkage algorithm, SALSA)^[15-16] 对式 (1) 进行迭代计算, 可获得最小的目标函数 J . W_1^*, W_2^* 是 J 最小时所对应的高共振变换系数和低共振变换系数. 高共振分量和低共振分量分别为

$$\hat{x}_1 = S_1 W_1^*, \quad \hat{x}_2 = S_2 W_2^* \tag{2}$$

2 基于品质因子可调小波重构的冲击信号提取

对滚动轴承信号进行共振稀疏分解, 获得的低共振分量包含了表征滚动轴承故障的瞬态冲击成分. 但对早期滚动轴承故障, 瞬态冲击成分能量较小, 低共振分量中仍包含了较多的干扰成分. 为了凸显故障特征, 本文采用品质因子可调小波重

构对低共振分量中的瞬态冲击成分再次提取。

TQWT 从信号共振属性出发,通过图 1 所示两通道分解滤波器组将原始信号分解为 L 层,从而得到 $(L+1)$ 个子信号 $x_1, x_2, \dots, x_{L+1}$ 。上述过程实质上是将信号依序通过高通滤波器至低通滤波器的过程。滤波器频率响应为 $f_1, f_2, \dots, f_{L+1}$, 如图 2 所示。

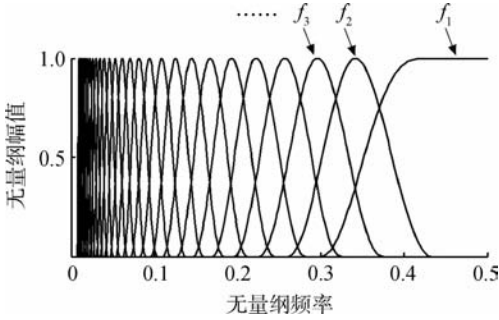


图 2 滤波器频率响应
Fig. 2 Frequency response of filters

信号分解层数 L 由品质因子 Q 和冗余度 r 决定。增大品质因子和冗余度,分解层数也会随之变大。由于冲击信号为宽带信号,具有低品质因子。因此基于品质因子可调小波重构提取冲击信号时,对应的品质因子应取较小值。另外,冗余度过大会增加计算时间。综合考虑,文中取 $Q=1, r=3$ 。

峭度是无量纲参数,反映振动信号的幅值偏离正态分布的程度^[17]。滚动轴承故障特征信号即冲击信号的峭度值远大于高斯信号的峭度值,因此本文用峭度分析的方法筛选出包含冲击成分最多的最佳分析信号,具体过程如下:

1) 首先对信号进行 TQWT,重构获得 $(L+1)$ 个子信号 $x_1, x_2, \dots, x_{L+1}$;

2) 将得到的子信号按式(3)的方法进行合并。合并信号为 $y_1, y_2, \dots, y_{L+1}$, 分别计算出这 $(L+1)$ 个合并信号的峭度值;

$$\begin{cases} y_1 = x_1 \\ y_2 = x_1 + x_2 \\ \dots \\ y_{L+1} = x_1 + x_2 + \dots + x_{L+1} \end{cases} \quad (3)$$

3) 取峭度值最大(即包含冲击成分最多)的合并信号 y_j 为最佳分析信号。

3 基于信号共振稀疏分解与品质因子可调小波重构的滚动轴承故障诊断

当滚动轴承出现局部故障时,其振动信号通

常包含瞬态冲击成分、轴转频及其倍频等谐波成分和噪声。由于信号共振稀疏分解方法对噪声敏感,如果仅用其提取滚动轴承故障信号中的瞬态冲击信号,获得的信号中往往夹杂着振荡周期信号,效果不理想,不利于故障的诊断。

本文采用信号共振稀疏分解与品质因子可调小波重构对表征滚动轴承故障信息的冲击成分进行提取,具体步骤如下:

1) 根据滚动轴承故障信号 x 选取参数进行共振稀疏分解,将其分解成高共振分量 $\hat{x}_1$ 和低共振分量 $\hat{x}_2$ 及残余信号。本文分解参数取 $Q_1=4, Q_2=1, r_1=r_2=3, L_1=27, L_2=11$ 。

2) 取低共振分量 $\hat{x}_2$ 进行品质因子可调小波重构,可得到 $(L+1)$ 个子信号。

3) 将子信号如式(3)做合并处理,并对合并信号分别做峭度分析。取峭度值最大的合并信号作为最佳分析信号。

4) 对最佳分析信号进行包络解调分析,根据包络谱诊断滚动轴承故障。

4 算法仿真

为了验证本文方法的有效性和优越性,对仿真故障滚动轴承的振动信号进行分析。取采样频率为 8192 Hz,采样点数为 4096。设置模拟滚动轴承故障特征频率为 100 Hz,模拟冲击信号如式(4)所示。从而得到的周期瞬态冲击信号如图 3 所示。

$$x = e^{-420t} \cos(1040\pi t) \quad (4)$$

由于在工程实际中,滚动轴承故障信号中往往夹杂着许多谐波成分和背景噪声,为了模拟实际工况,在如图 3 所示的冲击信号里加入幅值为 1 dB 且频率分别 434 Hz 和 582 Hz 的谐波,并加入信噪比为 -2 dB 的随机噪声得到仿真滚动轴承故障信号如图 4 所示,图中冲击信号已完全被淹没。

对图 4 合成信号后进行信号共振稀疏分解,得到高共振分量和低共振分量如图 5 所示。图 5(a)中主要包含周期成分。图 5(b)中主要包含冲击成分,但冲击成分并不明显,说明其中仍夹杂了较多高共振分量,需要进一步分离高共振分量和低共振分量。图 5(c)所示为残余信号,实质为信号的重构误差,可以看出其能量很小,表明有较好的重构性能。

对低共振分量进行品质因子可调小波重构,可以获得 12 个子信号。将所有子信号按式(3)做合并处理,并分别计算出 12 个合并信号的峭度值,如图 6 所示。

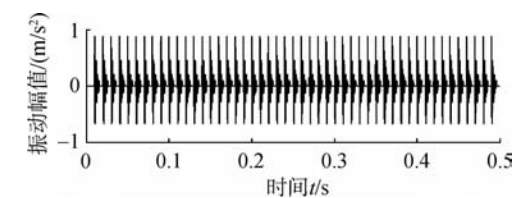


图 3 周期冲击信号
Fig. 3 Periodic impulse signal

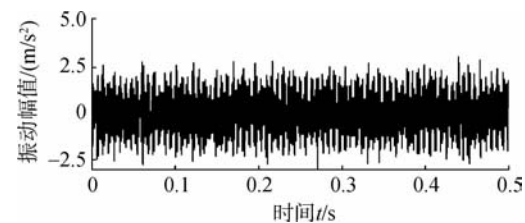
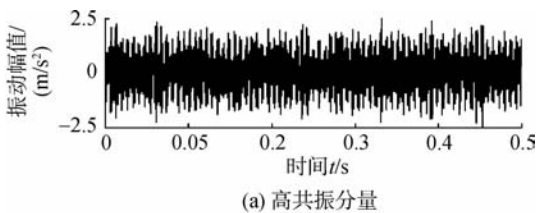
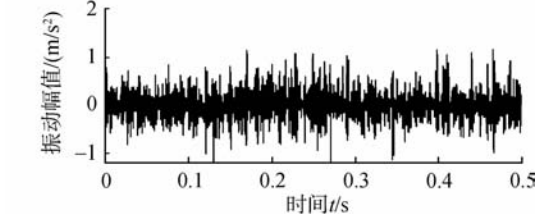


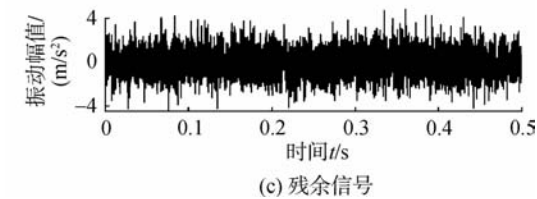
图 4 合成信号
Fig. 4 Synthesis signal



(a) 高共振分量



(b) 低共振分量



(c) 残余信号

图 5 合成信号共振稀疏分解
Fig. 5 Results of the resonance-based sparse signal decomposition of the synthesis signal

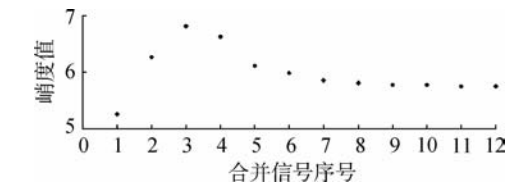


图 6 合并信号的峭度值
Fig. 6 Kurtosis of the merged signals

由图 6 可知第 3 个合并信号的峭度值最大, 因此取它作为最佳分析信号, 如图 7 所示. 对比图 7 和图 5(b), 最佳分析信号中冲击成分更加明显.

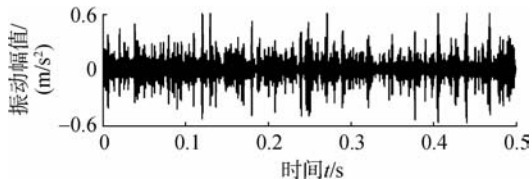


图 7 最佳分析信号
Fig. 7 Proper signal

对最佳分析信号进行希尔伯特包络解调分析, 得到的包络谱如图 8 所示, 图中谱峰主要由 f_c 及其谐波构成. 说明基于信号共振稀疏分解的品质因子可调小波重构方法能很好地提取出冲击信号的调制信息, 验证了本文方法的有效性.

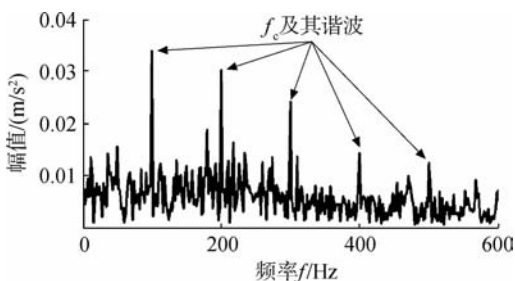


图 8 最佳分析信号的包络谱
Fig. 8 Envelope spectrum of the proper signal

图 9 为不采用品质因子可调小波重构方法, 对图 5(b) 的低共振分量直接进行包络解调分析的结果. 包络谱中所出现的主要谱峰为两正弦信号频率之差, 而 f_c 及其谐波被淹没.

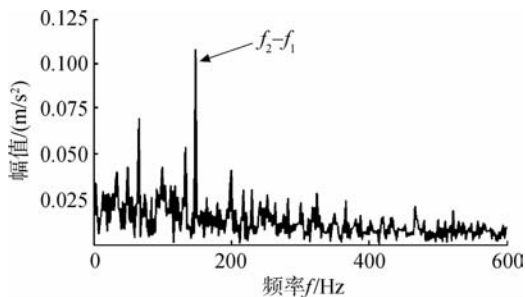


图 9 低共振分量包络谱
Fig. 9 Envelope spectrum of the low-resonance component

图 10 为利用 EMD 方法^[18] 对图 5 所示合成信号进行分解和解调, 并取第 1 个 IMF 分量的包络谱. 图中峰值也同样为两正弦信号之差, 无法提

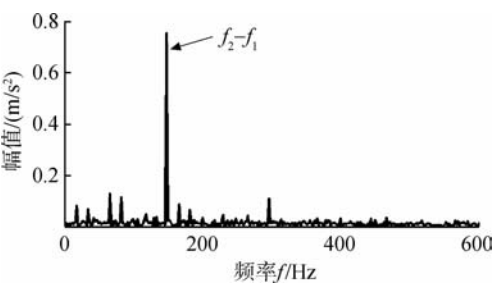


图 10 EMD 后第 1 个 IMF 分量包络谱
Fig. 10 Envelope spectrum of the first IMF of EMD

取冲击信号的调制信息。

5 应用实例

为验证基于信号共振稀疏分解与品质因子可调小波重构的滚动轴承故障诊断方法的有效性,利用激光切割对型号为 6307E 的滚动轴承设置故障.取两个实验滚动轴承,分别在内圈和外圈上设置深为 0.13mm,宽为 0.15mm 的槽.将振动加速度传感器安装在轴承座上,拾取径向垂直方向上的振动加速度信号,滚动轴承外圈转频和内圈转频分别为 25,20 Hz.采用 Leuven Measurement and System(LMS)数据采集箱采集振动加速度信号,采样频率为 4 096 Hz,采样点数为 1 024.计算出外圈和内圈故障特征频率分别为 76.5,98.8 Hz.

5.1 滚动轴承外圈故障

滚动轴承外圈故障原始振动信号时域波形图如图 11 所示.由于无法识别图中是否包含表征滚动轴承故障的冲击成分,所以需要对其进行分析.

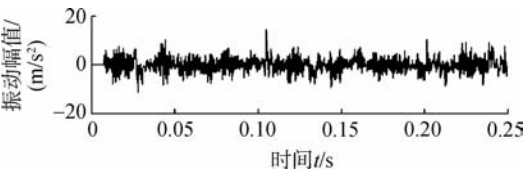


图 11 外圈故障原始振动信号
Fig. 11 Original vibration signal of outer race fault

对图 11 所示信号进行共振稀疏分解得到低共振分量如图 12 所示,然后对获得的低共振分量进行品质因子可调小波重构,可以得到 12 个子信号.将所有子信号按照式(3)进行合并处理,并分别计算 12 个合并信号的峭度值,如图 13 所示.

由图 13 可知第 3 个合并信号的峭度值最大,因此取它做为最佳分析信号,如图 14 所示.对图 14 所示最佳分析信号进行希尔伯特包络解调分

析,得到的包络谱如图 15 所示,图中 $f_0, 2f_0, 3f_0$ 处出现谱峰,其中 f_0 为外圈故障特征频率,从而准确地诊断出了滚动轴承的外圈故障.

图 16 是对图 12 所示外圈故障振动信号低共振分量做包络分析得到的包络谱,图 17 是对图 11 所示外圈故障原始振动信号进行 EMD 分解^[15]后取第 1 个 IMF 分量做希尔伯特包络解调得到的包络谱.对比图 15~图 17,可以看出本文所提方法能更有效地提取故障信息.

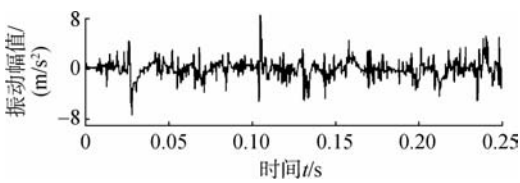


图 12 外圈故障振动信号低共振分量
Fig. 12 Low-resonance component of the vibration signal with outer race fault

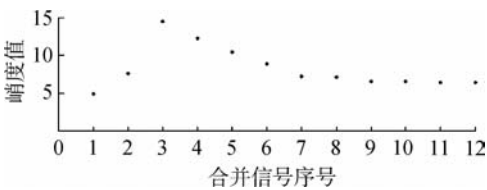


图 13 外圈故障合并信号峭度值
Fig. 13 Kurtosis of the merged signals with outer race fault

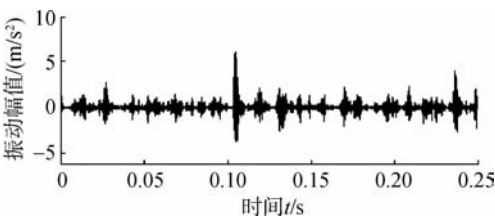


图 14 外圈故障最佳分析信号
Fig. 14 Proper signal of outer race fault

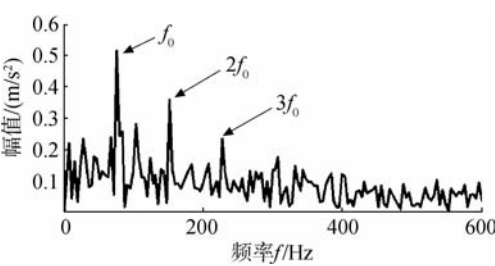


图 15 外圈故障最佳分析信号包络谱
Fig. 15 Envelope spectrum of proper signal with outer race fault

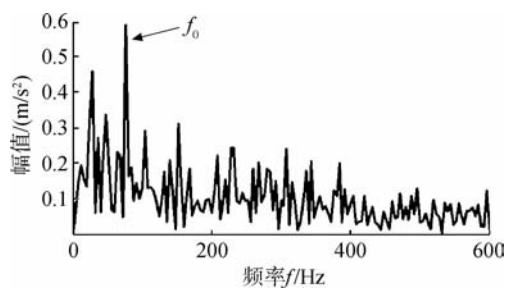


图 16 外圈故障低共振分量包络谱

Fig. 16 Envelope spectrum of low-resonance component with outer race fault

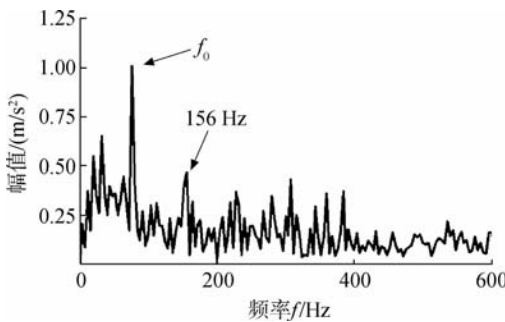


图 17 外圈故障第 1 个 IMF 分量包络谱

Fig. 17 Envelope spectrum of the first IMF component with outer race fault

5.2 滚动轴承内圈故障

滚动轴承内圈故障原始振动信号如图 18 所示,容易看出图示信号包含有冲击信号,但无法确定故障位置,所以需要对其进行处理。

对图 18 所示信号进行共振稀疏分解,然后对所获得的低共振分量做品质因子可调小波重构,再对各子信号进行峭度分析,各合并信号峭度如图 19 图所示。

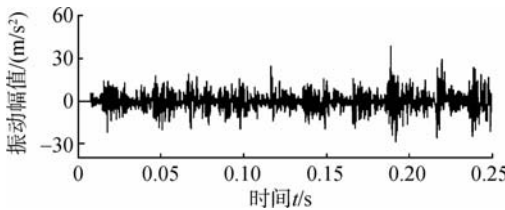


图 18 内圈故障原始振动信号

Fig. 18 Original vibration signal of the inner race fault

取峭度值最大的第 1 个合并信号为最佳分析信号,并对其进行希尔伯特包络解调分析,得到的包络谱如图 20 所示。图中谱峰出现在 $2f_r$, $3f_i$ 和 f_i 处,其中 f_r 为转频, f_i 为内圈故障特征频率,从而准确地诊断出故障发生在滚动轴承内圈。

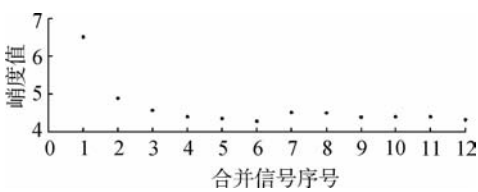


图 19 内圈故障合并信号峭度值

Fig. 19 Kurtosis of the merged signals with inner race fault

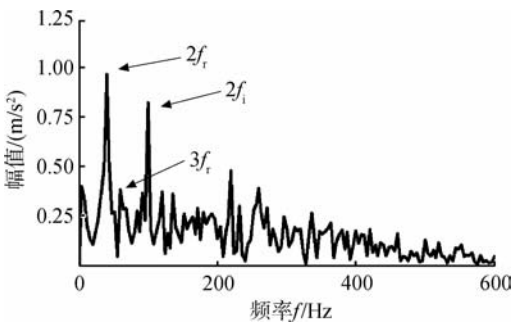


图 20 内圈故障最佳分析号包络谱

Fig. 20 Envelope spectrum of proper signal with inner race fault

6 结 论

1) 信号共振稀疏分解能对谐振信号和冲击信号进行有效分离.但在滚动轴承故障信号能量较小的复杂工况下,用信号共振稀疏分解方法获得的低共振分量中仍然夹杂着较多谐波成分,不利于滚动轴承故障诊断。

2) 通过对仿真信号和实际故障信号进行分析,表明采用共振稀疏分解方法获得低共振分量后再用品质因子可调小波重构进一步提取冲击信号,能有效诊断滚动轴承故障。

参考文献:

[1] 陈长征,胡立新,周勃,等. 设备振动分析与故障诊断技术[M]. 北京:科学出版社,2007:255-256.

[2] 李辉,郑海起,唐立伟. 声测法和经验模态分解在轴承故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,2006,26(15):124-128.

LI Hui,ZHENG Haiqi,TANG Liwei. Application acoustic emission and empirical mode decomposition to faults diagnosis of bearing[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2006, 26(15): 124-128. (in Chinese).

[3] 徐金梧,徐科. 小波变换在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报,1997,33(4):50-55.

XU Jinwu,XU Ke. Applicatin of wavelet transform in failure diagnosis of rolling bearings[J]. Mechanical Engineer-

ing,1997,33(4):50-55. (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]. The Royal Society Proceedings A,1998,454(1971):903-995.

[5] 张贤达,保铮. 非平稳信号分析与处理[M]. 北京:国防工业出版社,2001:224-228.

[6] Selesnick I W. Resonance-based signal decomposition; a new sparsity-enabled signal analysis method[J]. Signal Processing,2011,91(12):2793-2809.

[7] Selesnick I W. Sparse signal representations using the tunable Q-factor wavelet transform[C]// SPIE Optical Engineering and Applications. San Diego:International Society for Optics and Photonics,2011:81381. 1-81381. 15.

[8] 陈向民,于德介,罗洁思. 基于信号共振稀疏分解的包络解调方法及其在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报,2012,25(6):628-636.

CHEN Xiangmin,YU Dejie,LUO Jiesi. Envelope demodulation method based on resonance-based sparse signal decomposition and its application in roller bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering,2012,25(6):628-636. (in Chinese)

[9] 张文义,于德介,陈向民. 基于信号共振稀疏分解与能量算子解调的轴承故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(20):111-118.

ZHANG Wenyi,YU Dejie,CHEN Xiangmin. Fault diagnosis of rolling bearings based on resonance-based sparse signal decomposition and energy operator demodulating[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering,2013,33(20):111-118. (in Chinese)

[10] Luo J,Yu D,Liang M. A kurtosis-guided adaptive demodulation technique for bearing fault detection based on tunable-Q wavelet transform[J]. Measurement Science and Technology,2013,24(5):233-253.

[11] HE Wangpeng,ZI yanyang,CHEN Binqiang,et al. Tunable Q-factor wavelet transform denoising with neighboring coefficients and its application to rotating machinery fault diagnosis[J]. Science China Technological Sciences,2013,56(8):1956-1965.

[12] Selesnick I W. Wavelet transform with tunable Q-factor[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2011,59(8):3560-3575.

[13] Starck J L,Moudden Y,Bobina J,et al. Morphological component analysis;an adative thresholding strategy[J]. IEEE Transaction on Image Proceedings,2007,16(11):2675-2681.

[14] Abrial P,Moudden Y,Starck J L,et al. Morphological component analysis and inpainting on the sphere;Application in physics and astrophysics[J]. Journal of Fourier Analysis and Applications,2007,13(6):729-748.

[15] Afonso M V,Biouchas-Dias J M,Figueiredo M A T. An augmented Lagrangian approach to the constrained optimization formulation of imaging inverse problems[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2011,20(3):681-695.

[16] Afonso M V,Biouchas-Dias J M,Figueiredo M A T. Fast image recovery using variable splitting and constrained optimization[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2010,19(9):2345-2356.

[17] 钟秉林,黄仁. 机械故障诊断学[M]. 北京:机械工业出版社,2005:34-35.

[18] Pan M C,Tsao W C. Using appropriate IMFs for envelope analysis in multiple fault diagnosis of ball bearings[J]. International Journal of Mechanical Sciences,2013,69(1):114-124.

(编辑:陈 越)