

文章编号:1674-2869(2019)04-0399-06

# 基于RSSD和小波变换的滚动轴承故障诊断

严文超<sup>1</sup>,王伟奇<sup>1</sup>,黄蓉<sup>2</sup>

1. 湖北三峡职业技术学院,湖北 宜昌 443000;

2. 湖北中南鹏力海洋探测系统工程有限公司,湖北 宜昌 443000

**摘要:**滚动轴承故障被视作瞬态冲击成分,在信号共振稀疏分解中一般被分解到的低共振分量当中。由于噪声影响,低共振分量的希尔伯特解调包络谱中依然存在大量的干扰频率,使得故障特征提取有时不明显,或不易观察,因此本文提出了一种基于信号共振稀疏分解(RSSD)与小波变换相结合的故障诊断方法。在滚动轴承早期微弱故障的诊断中,采用小波分析技术对隐藏于低共振分量的故障特征进行提取,可以更加有效地凸显故障特征;通过对滚动轴承内圈和外圈单一故障振动信号的分析应用,成功提取了故障特征,验证了这一方法在滚动轴承早期故障诊断应用的有效性。

**关键词:**滚动轴承;品质因子;信号共振稀疏分解;小波变换

**中图分类号:**TH133.33      **文献标识码:**A      **doi:**10.3969/j.issn.1674-2869.2019.04.018

## Rolling Bearing Fault Diagnosis Method Based on Resonance-Based Sparse Signal Decomposition and Wavelet Transform

YAN Wenchao<sup>1</sup>, WANG Weiqi<sup>1</sup>, HUANG Rong<sup>2</sup>

1. Hubei Three Gorges Polytechnic, Yichang 443000, China;

2. China Precise Ocean Detection Technology Co., Ltd, Yichang 443000, China

**Abstract:** Rolling bearing faults are considered as transient shock components, which are generally decomposed into low resonance components in signal resonance sparse decomposition. A large number of interference frequencies still exist in the Hilbert demodulation envelope spectrum of low resonance components due to the influence of noise, which makes the fault feature extraction unobvious or hard to observe. Therefore, a fault diagnosis method based on resonance-based sparse signal decomposition and wavelet transform was proposed. In the early diagnosis of weak faults of rolling bearings, the fault features hidden in the low-resonance components were extracted by wavelet analysis technology to highlight the fault features more effectively. Through the analysis and application of the single fault vibration signal of the inner and outer rings of the rolling bearing, the fault characteristics were extracted successfully, and the validity of this method in the early fault diagnosis of the rolling bearing was verified.

**Keywords:** rolling bearing; quality factor; resonance-based sparse signal decomposition; wavelet transform

滚动轴承是机械零部件中应用最广泛的一种,具有滚动摩擦阻力小、运转精度高的特点,其运行状况对设备性能影响明显,特别是高端机械装备中,如数控机床、风电装备、高铁机车、航空发

动机、工业机器人等,滚动轴承的安装与旋转状态对装备的性能起着关键作用。轴承滚道的接触表面光滑、尺寸精密,反映轴承早期故障的状态特征微弱<sup>[1]</sup>。而且,滚动表面的损伤形状是无规则的,

收稿日期:2017-03-16

基金项目:国家自然科学基金(51205230);湖北省教育厅项目(B2015127, B201548)

作者简介:严文超,硕士,讲师。E-mail:357278135@qq.com

引文格式:严文超,王伟奇,黄蓉. 基于RSSD和小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 武汉工程大学学报,2019,41(4): 399-404.



产生的振动将是由多种频率成分组成的随机振动<sup>[2]</sup>。实际工作时,电机转速和工况经常发生变化,传感器提取的振动信号具有非平稳性,还含有大量背景噪声,故障特征难以有效提取。因此,对故障特征提取技术的研究一直是滚动轴承故障诊断研究的关键。

2013年,莫代一等<sup>[3]</sup>将基于信号共振稀疏分解(resonance-based sparse signal decomposition, RSSD)方法应用到滚动轴承早期故障诊断中,阐述了双重 $Q$ 因子的稀疏分解方法;陈向民等<sup>[4]</sup>将RSSD方法应用于转子碰摩故障诊断中。He等<sup>[5]</sup>在滚动轴承和齿轮故障诊断中利用RSSD中的品质因子可调小波成功提取出相应的故障特征。CUI L L等<sup>[6]</sup>针对RSSD分别在转子碰磨故障和滚动轴承的局部单点故障的分析应用方面开展了大量研究,成功地从结果中提取了故障信息。这些研究都是对共振稀疏分解获得的低共振分量求取包络谱以提取故障特征,但实际应用发现在较强的背景噪声下,如此获取的故障特征频率成分并不明显,很多时候难以进行有效分析,因此可以尝试针对低共振分量采取进一步的时频分析。本文重点研究一种新的滚动轴承故障特征提取技术,即基于RSSD与小波变换相结合的故障诊断方法。

## 1 信号共振稀疏分解方法

### 1.1 品质因子及共振属性的定义

共振稀疏分解法是根据振动信号中不同成分其波形特征(共振属性)不同来分解信号。共振属性的定义可以用品质因子 $Q$ 来阐述, $Q$ 是信号中心频率 $f_0$ 与频率带宽 $B$ 的比值,属于无量纲参数,其表达式为:

$$Q = \frac{f_0}{B} \quad (1)$$

品质因子的概念在小波分析中也有体现,传统的小波分析可看作品质因子恒定的情况。

品质因子可以表征信号的频率聚集程度, $Q$ 越高则信号的频率越集中,共振属性也更高,表现在时域上的震荡次数也越多<sup>[7]</sup>。由品质因子量化信号共振属性,品质因子高的信号其脉冲的时域振荡次数多,表现为高共振属性;品质因子低的信号其脉冲的时域振荡次数少,表现为低共振属性。

### 1.2 可调品质因子小波变换

可调品质因子小波变换(tunable- $Q$  factor wavelet transform, TQWT)依据信号的共振属性,采用带通滤波器组实现,其两通道分解、合成滤波器

组如图1所示。在图1中参数 $\beta$ 为高通尺度因子(HPS), $\alpha$ 为低通尺度因子(LPS), $r$ 表示冗余度。 $v_0(n)$ 为提取的低共振分量, $v_1(n)$ 为提取的高共振分量,尺度因子在0至1间取值。

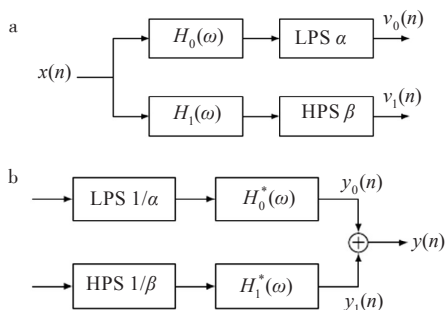


图1 两通道滤波器组:(a)分解滤波组,(b)合成滤波组

Fig. 1 Two-channel filter banks:

(a)decomposition filter banks, (b) composite filter banks

$$\beta = \frac{2}{Q+1}, \quad \alpha = 1 - \frac{\beta}{\gamma}, \quad (2)$$

多层分解过程就是将一个信号依次通过高频带通滤波器至低频通带通滤波器的过程,利用分解滤波器组进行连续迭代。图2是3层小波变换示意图。

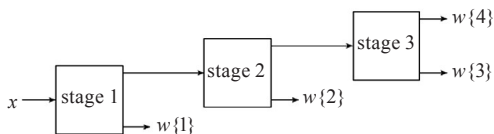


图2 三层小波变换示意图

Fig. 2 Schematic diagram of three-layered wavelet transform

### 1.3 共振稀疏分解的实现过程

通过信号中不同成分的振荡特征将信号分解为不同组成分量,这是信号共振稀疏分解实现不同成分分离的基本思想。RSSD方法首先利用TQWT构建2种 $Q$ 值不同的小波基函数库,然后对信号进行不同基函数库下的稀疏表示,最后使用形态分量分析法对信号采取非线性分离<sup>[8]</sup>,获得高共振分量( $Q$ 值较大)和低共振分量( $Q$ 值较小)。

给定一个观察信号 $x$ ,它由2个信号 $x_1$ 和 $x_2$ 线性叠加而成, $x_1$ 主要包含具有持续振荡的高共振成分, $x_2$ 主要包含具有瞬态冲击的低共振成分,采用形态分量分析(morphological component analysis, MCA)将信号中共振属性不同的分量分离开来,要求分离开来的2部分的耦合程度越小越好<sup>[9]</sup>。假定信号 $x_1$ 和 $x_2$ 可分别用基函数库 $S_1$ 和 $S_2$ (二者相关性低,由TQWT获得)来稀疏表示,可设定一个最小目标函数:



$$J(\boldsymbol{W}_1, \boldsymbol{W}_2) = \|x - S_1 \boldsymbol{W}_1 - S_2 \boldsymbol{W}_2\|_2^2 + \sum_{i=1}^{L_1+1} \lambda_{1,j} \|\boldsymbol{W}_{1,j}\|_1 + \sum_{j=1}^{L_2+1} \lambda_{2,j} \|\boldsymbol{W}_{2,j}\|_1 \quad (3)$$

$L_1, L_2$  为 TQWT 分解的级数,  $S_1$  为高品质因子 TQWT 各级小波基组成小波基函数库;  $S_2$  为低品质因子 TQWT 各级小波基组成小波基函数库;  $\boldsymbol{W}_1$  和  $\boldsymbol{W}_2$  分别表示信号在小波基函数库  $S_1$  和  $S_2$  下的变换系数矩阵, 即各级小波对应的变换系数组成的矩阵; 高低共振分量的权重系数矩阵为  $\lambda_1, \lambda_2$ 。

该目标函数将残余分量能量的大小  $\|x - S_1 \boldsymbol{W}_1 - S_2 \boldsymbol{W}_2\|_2^2$  和不同分量的稀疏程度都统筹考虑了, 目标函数的值越小, 分解的结果越稀疏, 不同分量的耦合程度越低<sup>[10]</sup>。稀疏分解的过程就是寻找能使该函数达到极小值的  $\boldsymbol{W}_1$  和  $\boldsymbol{W}_2$  的过程。由于  $L_1$  范数不可微分并且表达式参数多, 利用分裂增广拉格朗日收缩算法进行迭代优化计算, 当目标函数最小时, 对应的高品质因子和低品质因子小波变换的系数矩阵分别为  $\boldsymbol{W}_1^*$  和  $\boldsymbol{W}_2^*$ , 则获得的高共振分量和低共振分量的近似值即可表示为:

$$x_1^* = S_1 \boldsymbol{W}_1^* \quad (4)$$

$$x_2^* = S_2 \boldsymbol{W}_2^* \quad (5)$$

冗余分量:

$$x_r = x - x_1^* - x_2^* \quad (6)$$

由品质因子  $Q$  确定的小波基函数库  $S$  决定了信号中不同的成分, 直接关系到分解的效果, 权重系数矩阵决定了各部分的能量大小。在共振稀疏分解中参数的选择将直接影响到获取故障信息的效果, 及不同成分的耦合程度。

品质因子  $Q$  越大所体现的共振属性越高, 其时域波形震荡次数越多, 频率响应的分辨率越高, 相邻两子带的重叠度越低<sup>[11]</sup>。在应用 RSSD 进行信号分解时, 不同成分通过不同共振属性的小波来拟合, 因此  $Q$  值的取值极大程度影响着高低共振分量的相关性(也就是耦合程度)。文献<sup>[12]</sup>给出了品质因子的相关性系数表达式:

$$\rho_{\max}(Q_1, Q_2) = \sqrt{\frac{Q_2 + 1/2}{Q_1 + 1/2}} \leq 1 \quad (7)$$

式(7)中:  $Q_1$  为高品质因子;  $Q_2$  为低品质因子, 一般取 1。

2 小波分析基本理论

小波变换是一种信号的时间-尺度分析方法,

具有多分辨率的特点, 对低频信号可获得较高的“频率分辨率”和较低的“时间分辨率”, 而对高频信号又可获得较高的“时间分辨率”和较低的“频率分辨率”, 这个特性使小波分析对于不同信号具有极好的自适应能力, 从而使小波分析广泛应用于信号分析领域<sup>[13]</sup>。

设  $x(t)$  在空间  $L^2(R)$  是平方可积的, 则该函数的小波变换可定义为以函数族  $\psi_{a,b}(t)$  为积分核的积分变换<sup>[10]</sup>:

$$\boldsymbol{W}^*(a, b; \psi) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad a > 0 \quad (8)$$

函数族  $\psi_{a,b}(t)$  由基本小波函数  $\psi(t)$  通过平移和伸缩变换获得, 即

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (9)$$

$\psi_{a,b}(t)$  又称为连续小波(简称小波), 其中  $a$  是尺度因子(又称伸缩因子),  $b$  是定位参数(又称平移因子)。由式(9)可知,  $a$  减小则小波的时宽减小而频宽增加, 中心频率向高频处一段; 反之,  $a$  增大则小波的时宽增大而频宽减小, 中心频率向低频处移动。连续小波变换是一个线性变换过程, 满足线性叠加特性, 其实质是一个恒  $Q$  的带通滤波器<sup>[14]</sup>。

图 3 是小波分析多尺度分解的组织形式, 以信号  $X$  的三尺度分解为例,  $cA_1, cA_2, cA_3$  对应的各层低频段,  $cD_1, cD_2, cD_3$  对应的各层高频段;  $cA$  为小波分解的近似信号,  $cD$  为小波分解的细节信号。通过小波多尺度分解, 可以有效观测信号的局部信息<sup>[15]</sup>。

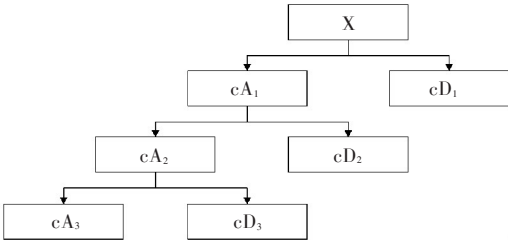


图3 三层小波分解结构

Fig. 3 Decomposition structure of three-layered wavelet

3 在滚动轴承故障诊断中的实例应用

3.1 实验方案及数据说明

滚动轴承轴承故障数据选自美国西储大学电气工程实验室。实验时通过电火花加工的方式模拟轴承各类故障损伤, 选用的轴承为深沟球轴承(型号为 SKF 6205-2RS)。试验中采样频率为 12 000 Hz, 采样点数为 8 192, 电机转速约为



1 800 r/min,即转频  $f_r=30$  Hz。根据轴承故障特征频率计算式,内圈故障特征频率  $f_i=161$  Hz,外圈故障特征频率  $f_o=108$  Hz。

3.2 滚动轴承内圈故障诊断

选取轴承内圈故障实验数据进行分析,其故障信号时域波形与频谱如图 4 所示。从图 4(b)中可以发现存在不明显的冲击,且噪声较强,在中高频段出现了大量的峰值群(峰值群中心频率约 2 700 Hz,3 500 Hz),主要原因是内圈滚动损伤激发了元件固有振动<sup>[16]</sup>,但是由于信噪比低,低频段故障特征频率往往难以观察。

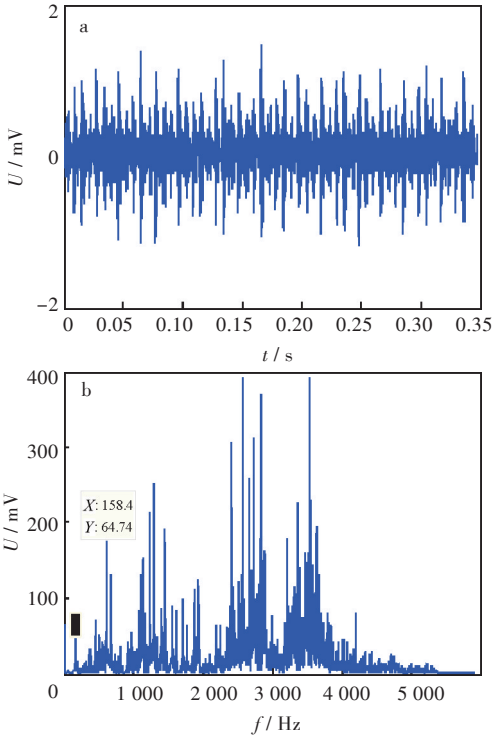


图 4 内圈原始信号:(a)时域波形,(b)频谱  
Fig. 4 Original signal of inner circle: (a) time-domain waveform, (b) spectrum

对内圈故障原始信号进行 RSSD 分解,由一般经验选择低品质因子  $Q_2=1$ ,高品质因子  $Q_1=4$ ,冗余因子  $r_1=r_2=3.5$ ,分解层数  $L_1=29, L_2=10$ ,分解后的高共振分量见图 5(a),低共振分量见图 5(b)。观察可以看出,高共振分量中以谐波成分为主,低共振分量中存在明显的冲击成分。

为分析故障中冲击成分的特征,对低共振分量采用希尔伯特解调并求取包络谱。从包络谱图 6 中可以看出存在故障特征频率 161 Hz 及其倍频与转频的调制频率,如 454 Hz, 615 Hz (即  $3f_i-f_r, 4f_i-f_r$ )。

低共振分量所对应的包络谱中依旧存在大量的干扰,只能观察到较少的故障特征频率及其倍

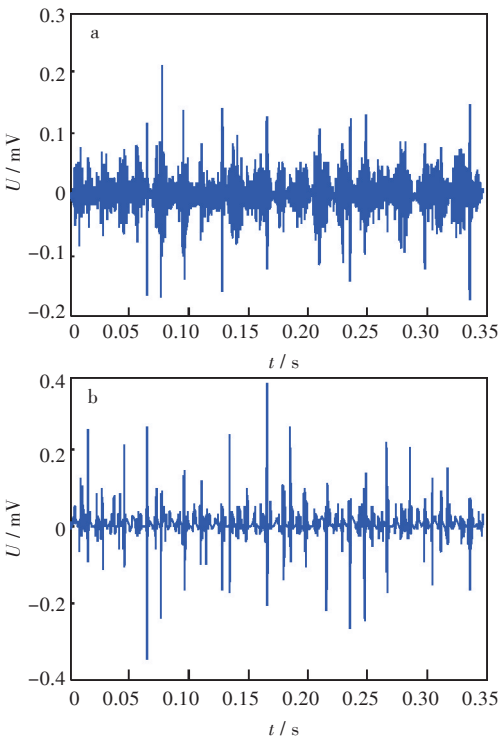


图 5 内圈故障信号的共振稀疏分解:  
(a)高共振分量,(b)低共振分量  
Fig. 5 Resonance sparse decomposition of inner circle fault signals: (a) high-resonance component, (b) low-resonance component

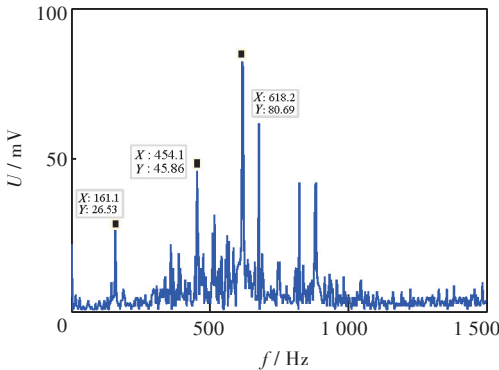


图 6 内圈故障信号低共振分量包络谱  
Fig. 6 Envelope spectrum of low-resonance component of inner circle fault signals

频。考虑到小波的多分辨率及局部优化特性,对低共振分量进一步进行小波分析<sup>[17]</sup>。选择 db2 小波分解做 5 尺度小波分解,并对第一层细节信号进行重构。其重构信号的时域波形及包络谱如图 7 所示。从图 7(b)观察可以发现内圈故障特征频率 (161 Hz) 1 倍、2 倍、3 倍、4 倍等频率处峰值明显,与转频 (30 Hz) 相关的其他调制频率边频也较明显。由此可以判定出现了内圈故障。

3.3 滚动轴承外圈故障诊断

图 8 为滚动轴承外圈轻度损伤时的振动信时域波形图和频谱,从图 8 中可以发现存在故障冲击



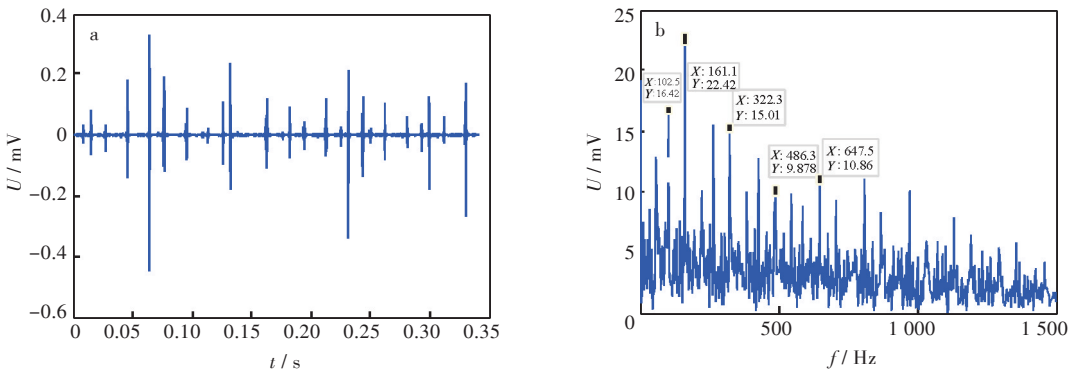


图7 低共振分量:(a)时域波形,(b)包络谱

Fig. 7 Low-resonance component: (a)time-domain waveform, (b) envelope spectrum

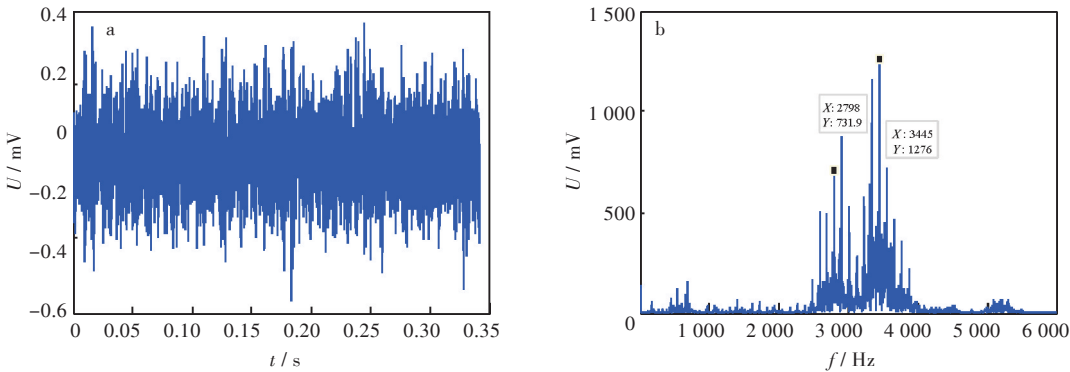


图8 外圈原始信号:(a)时域波形,(b)频谱

Fig. 8 Original signals of outer circle: (a)time-domain waveform, (b) spectrum

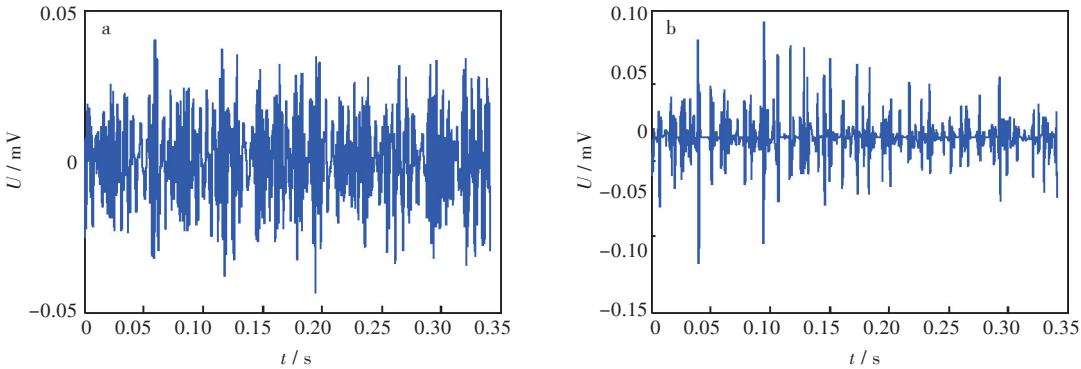


图9 外圈故障振动信号共振稀疏分解:(a)高共振分量,(b)低共振分量

Fig. 9 Resonance sparse decomposition of outer circle fault vibration signals: (a) high-resonance component, (b)low-resonance component

成分,但背景噪声较强,冲击间隔杂乱,无法明确冲击周期,在频谱中频率集中在固有频率3 500 Hz附近且幅值占优,信噪比低,故障特征频率处于低频段难以观察。

同样对外圈故障原始信号进行RSSD分解,分解参数选择 $Q_1=4, Q_2=1, r_1=r_2=3.5, L_1=31, L_2=11$ ,分解后的高共振分量见图9(a),低共振分量见图9(b)。以看出低共振分量存在明显冲击,这部分主要包含瞬态冲击成分,为故障信号所在分量。

为分析滚动轴承故障振动特征,对图9所示低共振分量进行希尔伯特解调,其包络谱见图10。

从图9中可以看到在539.1 Hz处峰值明显,即滚动轴承外圈故障频率108 Hz的5倍频处,但其他倍频处的峰值基本观察不到。

为更加凸显故障特征,对分解后的低共振分量进一步进行小波分析,与前面相同。第一层细节重构信号的时域波形及包络谱如图11所示。从图11(b)观察可以发现外圈故障特征频率的1倍、2倍、3倍、4倍、5倍等频率处峰值都比较明显,与转频(30 Hz)相关的频率成分干扰较小,由此可以判断为出现了外圈故障。



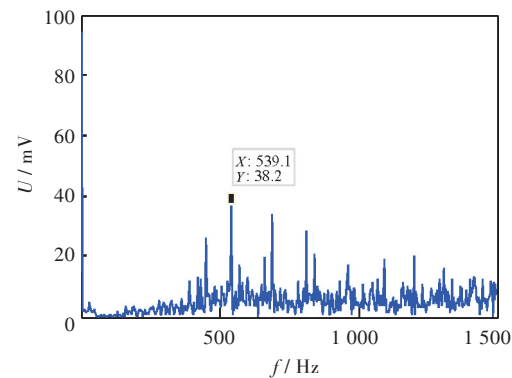


图 10 低共振分量的包络谱

Fig. 10 Envelope spectrum of low-resonance components

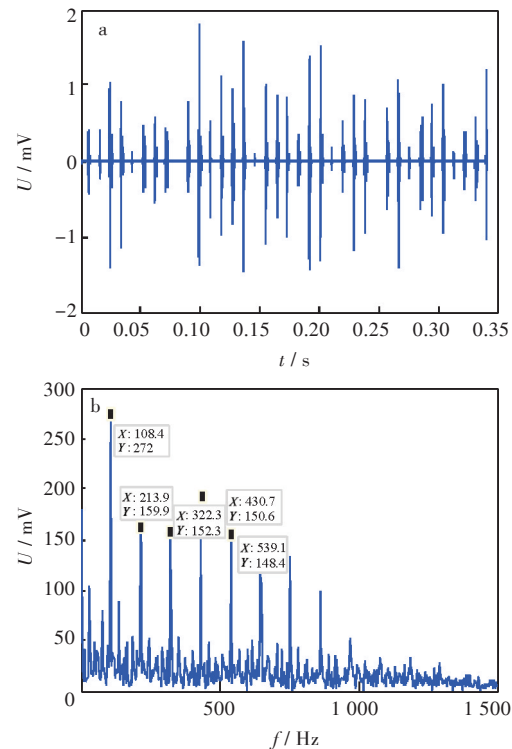


图 11 低共振分量:(a)时域波形,(b)包络谱

Fig. 11 Low-resonance component:

(a) time-domain waveform ,(b) envelope spectrum

4 结 语

在滚动轴承出现早期故障时,信号能量较微弱,由于背景噪声较大,故障产生的冲击振动信号表现不明显,因此经 RSSD 方法获取的低共振分量有时故障特征也不占优,难以观察。针对于小波变换的局部优化及多分辨特性,考虑结合小波变换,对低共振分量进行进一步的细化分析,通过观察小波重构的信号及其包络谱能够更加凸显故障特征频率,便于分析判断。从实验实例中的应用来看,基于 RSSD 和小波变换相结合的特征提取及故障分析方法在滚动轴承早期故障诊断中有较好的效果。

参考文献

[1] 时献江,王桂荣,司俊山,等.机械故障诊断及典型案例解析[M].北京:化学工业出版社,2013:94-95.

[2] 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.

[3] 莫代一,崔玲丽,王婧.基于双重 Q 因子的稀疏分解法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J].机械工程学报,2013,4(9):37-41.

[4] 陈向民,于德介,罗洁思.基于信号共振稀疏分解的转子早期碰摩故障诊断方法[J].中国机械工程,2013,24(1):35-41.

[5] HE W P, ZI Y Y, CHEN B Q, 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.

[6] CUI L L, MO D Y. Resonance-based nonlinear demodulation analysis method of rolling bearing fault [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2013 (5): 420-436.

[7] 张文义. 齿轮箱复合故障诊断信号共振分量能量算子解调方法[J]. 振动工程学报, 2015(1): 148-150.

[8] SELESNIK I W. Resonance-based signal decomposition: A new sparsity-enabled signal analysis method [J]. Signal Processing, 2011, 91(12): 2793-2809.

[9] 陈向名,于德介.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): 629-635.

[10] 褚福磊,彭志科.机械故障诊断中的现代信号处理方法[M].北京:科学出版社,2009.

[11] 陈保家,严文超.基于小波降噪与 RSSD 的滚动轴承故障特征提取技术研究[J].机械传动 2016, 40(5): 9-13.

[12] 王宏超,陈进,董广明,等.可调品质因子小波变换在转子早期碰摩故障诊断中应用[J]. 振动与冲击. 2014(10):44-51.

[13] 王斌. 基于小波分析和 Bp 神经网络的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 兰州:兰州交通大学,2014.

[14] 李星,于德介,张顶成. 基于最优品质因子信号共振稀疏分解的滚动轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2015(6): 70-76.

[15] 黄文涛,付强,窦宏印. 基于自适应优化品质因子的共振稀疏分解方法及其在行星齿轮箱复合故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2016, 52(15): 45-49.

[16] 陈保家,汪新波,严文超. 采用品质因子优化和子带重构的共振稀疏分解滚动轴承故障诊断方法[J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(4): 70-75.

[17] 王金东,卜庆超,赵海洋. 最优品质因子信号共振稀疏分解的往复压缩机故障诊断[J]. 机械强度, 2019, 52(4): 557-561.