

基于 DT-CWT 自适应 Teager 能量谱的 轴承早期故障诊断*

任学平, 王朝阁, 张玉皓, 王建国

(内蒙古科技大学机械工程学院 包头, 014010)

摘要 针对滚动轴承早期故障特征信息难以识别以及带通滤波器参数设置依赖使用者经验等造成共振带不能有效确定并自适应提取的问题,提出了频带幅值熵的概念。在此基础上,将双树复小波变换和 Teager 能量谱结合,提出了基于双树复小波自适应 Teager 能量谱的早期故障诊断方法。首先,利用双树复小波将采集到的振动信号分解为不同频带的子信号,并计算各子带的频带幅值熵;然后,将熵值按升序排列后依次作为阈值,提取频带幅值熵大于阈值的子带,依据峭度指标确定最佳阈值,从而自适应并且有效地提取出共振带;最后,对共振带进行 Teager 能量谱分析,即可从中准确地识别出轴承的故障特征频率。通过信号仿真与实验数据分析验证了该方法的有效性。

关键词 滚动轴承;双树复小波;频带幅值熵;Teager 能量谱;自适应共振带提取;故障诊断

中图分类号 TH16; TH133.33; TP206

引言

滚动轴承在各种工业现场中被广泛应用,当轴承出现故障时,设备及其他零件很容易受到毁坏,这会导致人员和经济遭受巨大损失。因此,在故障刚刚萌发、程度尚轻微时就能够准确、有效地检测出轴承元件故障对预防事故的发生具有重要意义^[1]。

当滚动轴承出现点蚀、剥落和裂纹等局部损伤时,滚动体在旋转过程中通过损伤部位会产生周期性冲击,形成低频振动。在故障萌发的初期阶段,故障特征信号被机械系统多干扰源和强噪声淹没,导致低频段的谐波故障特征频率非常微弱,不能够作为诊断故障的有效判据^[2]。由于滚动轴承局部损伤诱发的周期性冲击频率范围较宽,会激起轴承系统的固有振动,同时由于阻尼作用,这种冲击所激发的系统自身响应表现为一种高频衰减振动,并会出现复杂的调制现象^[3]。

包络解调方法是滚动轴承故障经常使用的精确诊断方法,它对比较严重的故障有着良好的分析效果,但对比较微弱的早期故障有一定局限性^[4]。Teager 能量谱方法的提出弥补了包络谱方法在微

弱信号特征检测方面的缺陷^[5-7]。在采用 Teager 能量谱分析之前,需要对信号进行带通滤波去除混杂在信号中的噪声和其他强干扰成分以提高信噪比。然而,在使用经典带通滤波器对共振带进行提取时,滤波器的通带中心频率及带宽需要取决于操作者的经验去反复尝试,工作量大^[8-10]。由于双树复小波变换(dual-tree complex wavelet transform,简称 DT-CWT)能够将信号分解成若干个不同频带上的分量,根据被分析信号的特点,利用实部树和虚部树这两个不同系统的综合信息更加有效地选择相应的频段与信号的频谱进行匹配^[11-12]。克服了小波变换存在的频带混叠、平移可变和信号失真等缺陷,使双树复小波在微弱非平稳特征提取中具有独特优势^[13]。因此,利用双树复小波对机械故障信号进行预处理,能取得比带通滤波器更好的应用效果^[14-15]。

为了从双树复小波分解后的频带中自适应有效提取共振带,笔者提出频带幅值熵的概念,它是一种新的能够反映共振带的指标。在此基础上,将双树复小波变换与 Teager 能量谱结合,提出了双树复小波自适应 Teager 能量谱的滚动轴承早期故障诊断方法。仿真和实验分析结果表明,该方法对轴承早期的故障信息具有较高的识别能力。

* 国家自然科学基金资助项目(21366017);内蒙古自治区自然科学基金资助项目(2012MS0717)
收稿日期:2015-11-05;修回日期:2016-03-17

1 基本理论介绍

1.1 双树复小波变换

双树复小波变换对信号的分解与重构实现非常简单,它的实部和虚部相互平行且使用两个不同的低通和高通滤波器的离散小波变换构成,二者独立地执行运算没有数据交互。其分解与重构如图1所示^[11-12]。可以看到,虚部树的采样位置始终处于实部树的中间,这是为了让 DT-CWT 综合利用两树的小波分解系数从而实现信息互补^[13]。这种算法使 DT-CWT 减小了因平移变换对信号特征提取的影响,保留了有用信息。DT-CWT 在对各层进行分解时,采用小波系数二分法使其具有有限的数据冗余,运算效率得到提高^[14-15]。

复小波函数可以表示为

$$\varphi(t) = \varphi_h(t) + i\varphi_g(t) \quad (1)$$

其中: $\varphi_h(t)$, $\varphi_g(t)$ 为两个实数小波; $i = \sqrt{-1}$ 。

由于双树复小波使用两个离散的小波变换,其严格遵循小波分析理论,因此经内积运算得到实部变换的小波系数 $d_j^{\text{Re}}(n)$ 和尺度系数 c_j^{Re} 为

$$d_j^{\text{Re}}(n) = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi_h(2^j t - n) dt \quad (2)$$

$$(j = 1, 2, \dots, J)$$

$$c_j^{\text{Re}}(n) = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi_h(2^j t - n) dt \quad (3)$$

同理,虚部变换的系数 $d_j^{\text{Im}}(n)$ 和 c_j^{Im} 为

$$d_j^{\text{Im}}(n) = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi_g(2^j t - n) dt \quad (4)$$

$$c_j^{\text{Im}}(n) = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi_g(2^j t - n) dt \quad (5)$$

DT-CWT 得到的分解系数 $d_j^{\text{Re}}(n)$ 和 $c_j^{\text{Re}}(n)$ 为

$$d_j^{\text{Re}}(n) = d_j^{\text{Re}}(n) + id_j^{\text{Im}}(n) \quad (6)$$

$$c_j^{\text{Re}}(n) = c_j^{\text{Re}}(n) + ic_j^{\text{Im}}(n) \quad (7)$$

由式(8)和式(9)中的重构算法对双树复小波变换的系数 $d_j(t)$ 和 $c_j(t)$ 进行重构为

$$d_j(t) = 2^{(j-1)/2} \left[\sum_{-\infty}^{+\infty} d_j^{\text{Re}}(n) \varphi_h(2^j t - n) + \sum_{-\infty}^{+\infty} d_j^{\text{Im}}(n) \varphi_g(2^j t - k) \right] \quad (8)$$

$$c_j(t) = 2^{(j-1)/2} \left[\sum_{-\infty}^{+\infty} c_j^{\text{Re}}(n) \varphi_h(2^j t - n) + \sum_{-\infty}^{+\infty} c_j^{\text{Im}}(n) \varphi_g(2^j t - k) \right] \quad (9)$$

经其重构后的信号表示为

$$x(t) = d_j(t) + c_j(t) \quad (10)$$

图1为 DT-CWT 的3层分解与重构过程。 h_0 和 h_1 分别为实部小波分解时所用的低通和高通滤波器; g_0 和 g_1 分别为虚部小波分解所对应的低通与高通滤波器。同理, \tilde{h}_0 和 \tilde{h}_1 分别为实部小波重构滤波器组, \tilde{g}_0 和 \tilde{g}_1 分别为虚部小波重构滤波器组,笔者使用的是 Q-shift 双树滤波器^[11]。

1.2 Teager 能量谱

Teager 能量算子是 Kaiser 提出的一种简单的非线性算子,用于跟踪与分析窄带信号的能量。对连续时间信号 $x(t)$ 定义为

$$\Psi_c[x(t)] = \left(\frac{dx(t)}{dt} \right)^2 - x(t) \left(\frac{d^2 x(t)}{dt^2} \right) = [\dot{x}(t)]^2 - x(t) \ddot{x}(t) \quad (11)$$

对于经 DT-CWT 分解后得到的离散信号 S , 可用差分代替式(11)中的微分,得到

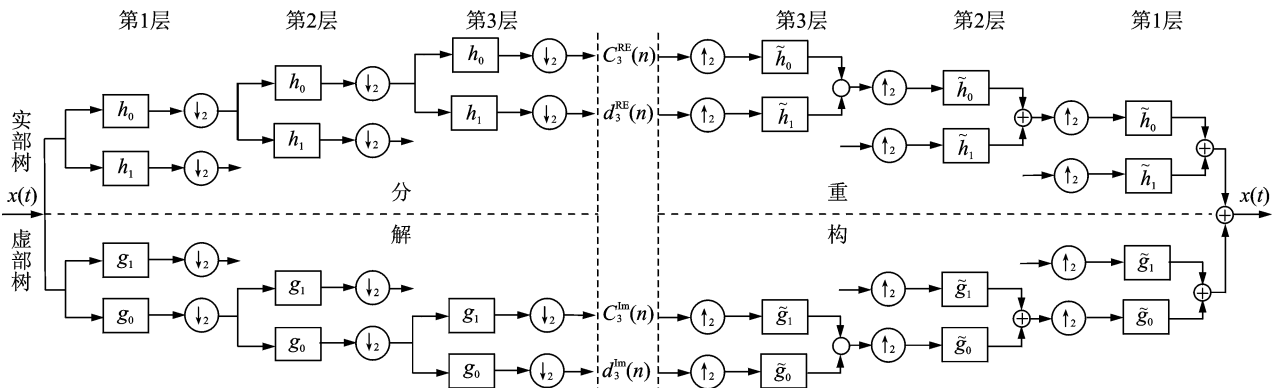


图1 DT-CWT 分解与重构过程

Fig. 1 Decomposition and reconstruction process using dual-tree complex wavelet transform

$$\Psi_d[S(t)] = (S(n))^2 - S(n-1)S(n+1) \quad (12)$$

由式(12)可知,对离散时间信号,Teager 能量算子只需 3 个样本数据便可计算出信号源在任意时刻的总能量,因此它在信号瞬态冲击特征检测方面具有独特优势。Teager 能量谱是基于 Teager 能量算子这一优势提出的。首先,计算信号 Teager 能量算子输出;然后,对输出进行快速傅里叶变换,得到 Teager 能量谱;最后,从能量谱中即可准确识别出轴承元件的故障特征频率。

1.3 频带幅值熵

为从双树复小波分解后的频带中自适应且有效地提取共振带,笔者提出了频带幅值熵的概念。它是一类能反映频带内频率成分随时间变化的指标。

设信号 $\{x(k) | k=0,1,2,\dots,N-1\}$ 用 DT-CWT 分解到尺度为 j 的第 i 子带系数为 $\{x_j^i(k) | k=0,1,2,\dots,N-1\}$, 其幅值谱为 $\{x_j^i(K) | K=0,1,2,\dots,N-1\}$, 将尺度为 j 的所有系数幅值谱构成一个矩阵,记为幅值谱矩阵 \mathbf{X} , 矩阵中的每行为一个子带系数的幅值谱

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} X_j^1(K) \\ X_j^2(K) \\ \vdots \\ X_j^j(K) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_j^1(0) & X_j^1(1) & \cdots & X_j^1(N-1) \\ X_j^2(0) & X_j^2(1) & \cdots & X_j^2(N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_j^j(0) & X_j^j(1) & \cdots & X_j^j(N-1) \end{pmatrix} \quad (13)$$

因矩阵 \mathbf{X} 的全部元素均大于零,为了让幅值有相同的度量标准,将矩阵的所有元素都归一化到区间 $[0,1]$ 内。将 $[0,1]$ 划分为 M 个相等长度的区间 $[0, a_1], [a_1, a_2], [a_2, a_3], \dots, [a_{M-1}, 1]$ 。假设第 i 个子带系数的频谱幅值落在区间 $[a_{m-1}, a_m]$ 的点数 N_m , 那么该子带系数频谱幅值落在区间 $[a_{m-1}, a_m]$ 的概率为

$$p_j^i(m) = \frac{N_m}{N} \quad (14)$$

其中: m 表示第 m 个区间; N 为每个子小波系数的长度。

第 i 个子带系数的频带幅值熵定义为

$$E_j^i = - \sum_{m=1}^M p_j^i(m) \ln p_j^i(m) \quad (15)$$

对于滚动轴承故障信号,共振频带上的频率幅值从小到大都有分布,因此幅值归一化后在区间 $[0,1]$ 会分布的比较均匀,其频带幅值熵较大。共振带以外的频率幅值通常比较小,归一化后在区间 $[0,1]$ 分布得不均匀,故其频带幅值熵较小。因此,利用频带幅值熵这一指标能够很好地反映出冲击特

征,准确指示出共振带。

1.4 共振带自适应提取算法

峭度是对信号偏离正态分布程度的一个重要衡量指标,归一化的峭度定义为

$$K = \frac{E(x^4(n))}{E^2(x^2(n))} = \frac{1}{N} \frac{\sum_{n=1}^N x^4(n)}{\sigma^4} \quad (16)$$

其中: K 为其峭度; $x(n)$ 为去均值后信号; σ 为标准差; N 为信号长度。

峭度对信号幅值变化的表现非常敏感,而这种敏感性主要体现在早期脉冲类故障会导致振动信号峭度明显上升^[16-17]。基于此,笔者提出共振带的自适应提取算法流程如图 2 所示。

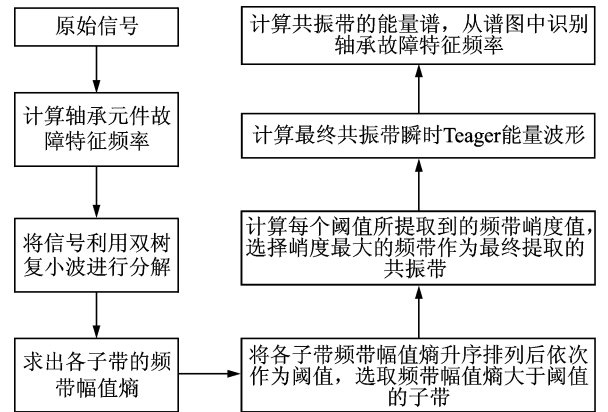


图 2 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of algorithm

2 仿真分析

仿真一个滚动轴承出现冲击性故障时的振动信号^[18]为

$$s(t) = Ae^{-\xi\omega_r t} \sin(\omega_r t) u(t) \quad (17)$$

其中: A 为冲击振动的位移常数; ξ 为阻尼系数; ω_r 为系统固有频率; $u(t)$ 为单位阶跃函数。

周期为 T 的等间隔微弱轴承故障冲击信号可表示为

$$x(t) = \sum_{m=-M}^M S_m(t - mT - \sum_{i=-m}^m \tau_i) \quad (18)$$

将式(17)带入式(18),得到

$$x(t) = \sum_{m=-M}^M A_m e^{-\xi\omega_r(t-mT-\sum_{i=-m}^m \tau_i)} \times \sin[\omega_r(t-mT-\sum_{i=-m}^m \tau_i)] u(t-mT-\sum_{i=-m}^m \tau_i) \quad (19)$$

其中： T 为重复周期； τ_i 可以取 $0.01T \sim 0.02T$ ，为特征频率受到滚动体随机滑动产生的影响因子。

由于轴承早期故障产生的周期性微弱冲击通常被强干扰信号淹没，故在无噪仿真信号中加入一定强度的高斯白噪声，其时域波形及频谱如图3所示。图3(a)所示的仿真信号中， $A_m = 4, \xi = 0.1, T = 0.01 \text{ s}, \omega_r = 3000 \pi \text{ rad/s}, \tau_i$ 为 $0.01T \sim 0.02T, M = 100$ ，信号的采样频率 f_s 设置为 20 kHz ，分析所用数据点数为 2048 ，故障特征频率 $f_{\text{sim}} = 100 \text{ Hz}$ 。

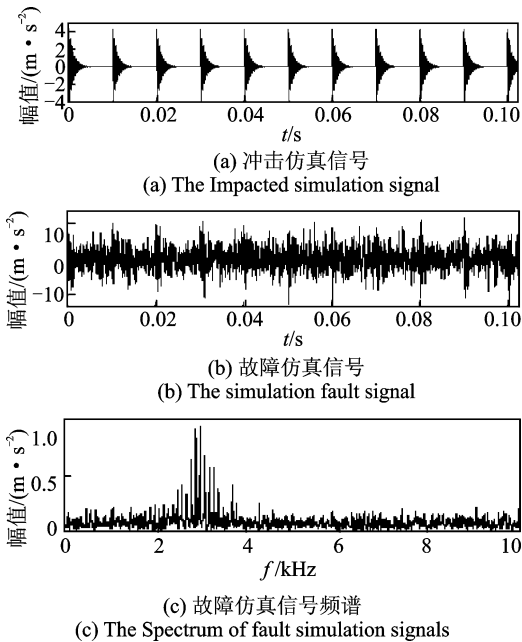


图3 轴承仿真信号及其频谱

Fig. 3 Fault simulation signal of rolling bearing and its frequency spectrum

从图3(c)可以看到，共振带的频率范围主要集中在 $2 \text{ kHz} \sim 4 \text{ kHz}$ 。为能准确提取共振带利用双树复小波对加噪后的仿真信号进行5层分解，再重构单支信号，重构后的各子带信号为 a_5, d_5, d_4, d_3, d_2 和 d_1 ，如图4所示。各子带的频带幅值熵如图5(a)所示。将各子带的频带幅值熵按升序排列并依次作为阈值提取频带幅值熵大于阈值的频带，每个阈值提取到的频带峭度值如图5(b)所示。由图5可知，峭度最大的频带是处于次大位置频带幅值熵 0.6315 作为阈值提取的频带，该频带由 d_2 与 d_3 组成，即为最终得到的共振带，如图6所示。从图6能够看到，笔者提出的共振带自适应提取算法成功地将隐藏在强噪声中的共振带提取出来，实现了共振带与噪声的有效分离。

将Teager能量算子作用于提取出的共振带，得到共振带的瞬时能量波形如图7(a)所示。从图中

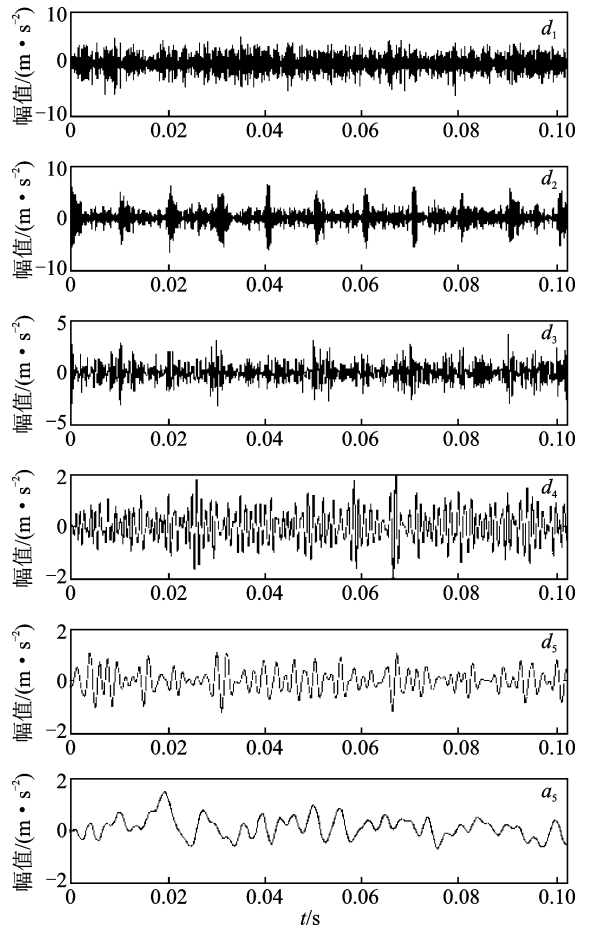
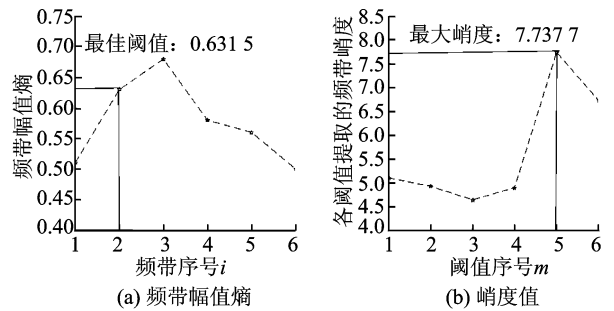


图4 DT-CWT分解结果

Fig. 4 Waveforms of DT-CWT decomposition



(a) Amplitude entropy of frequency band (b) The kurtosis value

图5 各子带频带幅值熵及各子带阈值提取的频带峭度
Fig. 5 The amplitude entropy of frequency band and the kurtosis value obtained from the frequency threshold of each sub band

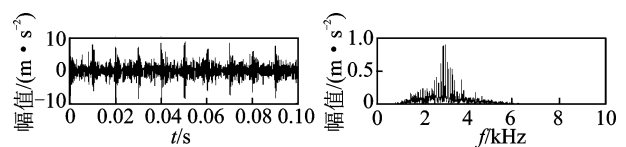


图6 最终提取的共振带

Fig. 6 The final extraction of the resonance band

可以看到,瞬时能量波形非常清晰地出现了间隔约为 0.01 s 的等间隔冲击。图 7(b) 为共振带的 Teager 能量谱,谱图中清楚地显示出最大谱峰对应的频率为 100 Hz,其次为 200,300,400 Hz 等峰值分别与其倍频相对应。作为对比,图 8 为共振带的包络谱,在图中尽管能够看到特征频率及其倍频处有峰值分布,但是明显可以看出频谱的精确度低,而且最高倍频成分仅为 4 阶。

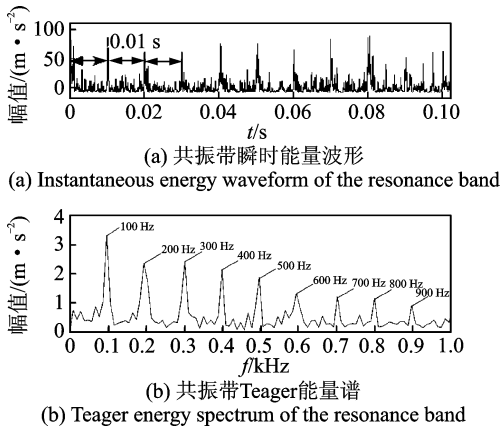


图 7 共振带瞬时能量波形及 Teager 能量谱
Fig. 7 Instantaneous energy waveform and Teager energy spectrum of the resonance band in the simulation signal

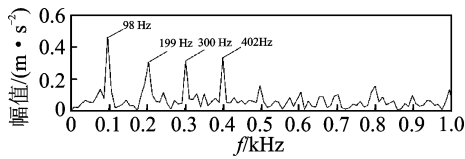


图 8 共振带包络谱

Fig. 8 The envelope spectrum of the resonance band in the simulation signal

3 实验分析

实验所用轴承型号为 ER-10K 圆柱滚子轴承,分别在轴承的外圈和滚动体上加工一个轻微凹痕(损伤直径为 0.54 mm,损伤深度为 0.26 mm)作为故障。在美国 Spectra Quest 公司制造的机械故障综合模拟实验台上对轴承振动加速度信号进行采集。传感器分别安装在轴承座的垂直径向、水平径向和轴向的测试点上,如图 9 所示。选择 Zonic-Book/618E 作为本次实验的振动测试装置。

根据 ER-10K 轴承的结构参数知,轴承节圆直径为 33.5 mm,滚动体个数为 8,滚动体直径为 7.9 mm,轴承负载接触角为 0°。实验设定采样频

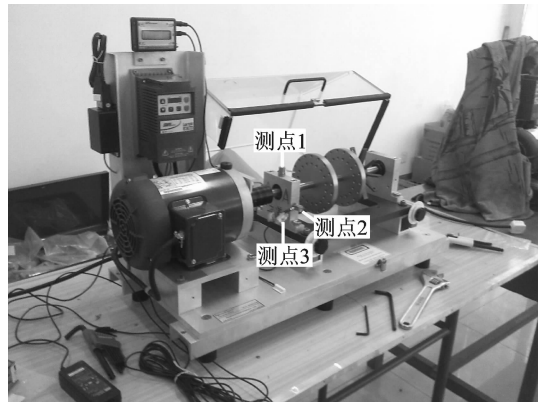


图 9 故障诊断试验台

Fig. 9 The fault diagnosis experiment equipment

率为 2 560 Hz,所用数据长度为 2 048 点,分析频率为 1 kHz,电机转速为 1 380 r/min(对应的旋转频率为 23 Hz)。计算得到轴承外圈故障频率特征为 70.1 Hz,滚动体故障特征频率为 45.7 Hz。

3.1 轴承外圈故障诊断

轴承外圈损伤时测取的振动数据时域波形及其频谱如图 10 所示。由图 10 可知,时域信号中噪声较多,虽然零散地出现一些冲击,但是很难发现其间隔;频谱图中信号的能量主要集在 300~700 Hz 范围内,低频部分存在许多其他频率成分的干扰,难以分辨出与故障有关的特征频率。

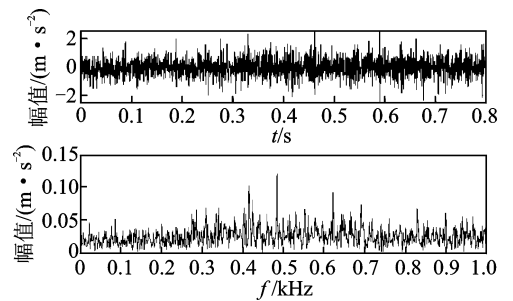


图 10 轴承外圈故障信号及其频谱

Fig. 10 Fault signal of bearing outer ring and its frequency spectrum

利用双树复小波对轴承外圈振动信号进行 5 层分解,得到各子带信号如图 11 所示。求出各子带的频带幅值熵如图 12(a)所示,然后将各子带的频带幅值熵按序排列并依次作为阈值提取的频带峭度如图 12(b)所示。从图 12 可以看到,峭度最大的频带是处于次大位置频带幅值熵 0.738 2 作为阈值提取的频带,该频带是由 d_2 与 d_3 组成,即为最终得到的共振带,如图 13 所示。由图 13 可知,本研究算法将外圈故障激起的共振带准确地提取出来,并有效

抑制了共振带外噪声及其他干扰成分的影响,达到了较好的分离效果。

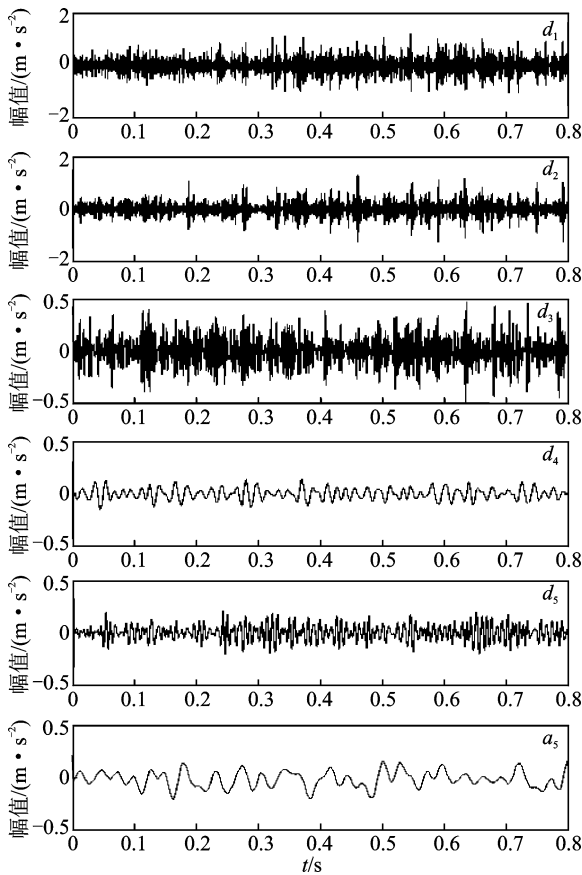


图 11 DT-CWT 分解结果

Fig. 11 Waveforms of DT-CWT decomposition

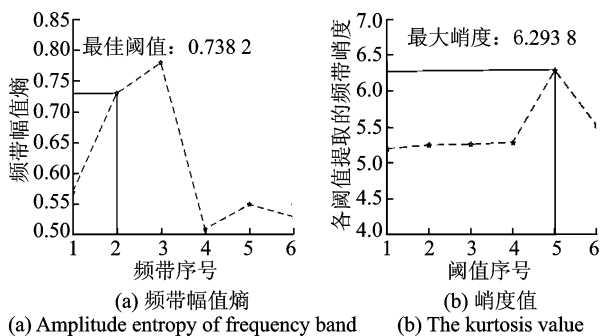


图 12 各子带频带幅值熵及各子带阈值提取的频带峭度

Fig. 12 The amplitude entropy of frequency band and the kurtosis value obtained from the frequency threshold of each sub band

图 14(a)为本研究算法提取共振带的瞬时能量波形,从图中能够看到瞬时能量波形出现了清晰的等间隔冲击。对瞬时能量波形求频谱,得到如图 14 (b)所示的 Teager 能量谱,图中在 70 Hz 及 2.3,4 倍频处出现了明显的峰值。至此,基于双树复小波变换自适应 Teager 能量谱早期故障诊断方法非常

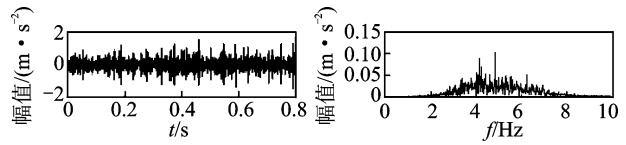


图 13 最终提取的共振带

Fig. 13 The final extraction of the resonance band

成功地提取到外圈故障特征频率,实现了外圈早期故障的自适应精确诊断。作为比较,图 15 为共振带的包络谱,在图中峰值频率与故障特征频率及其倍频能够相互对应,但是频谱的峰值没有图 14(b)中的效果突出,而且提取出来的最高阶频率成分仅为 3 阶。

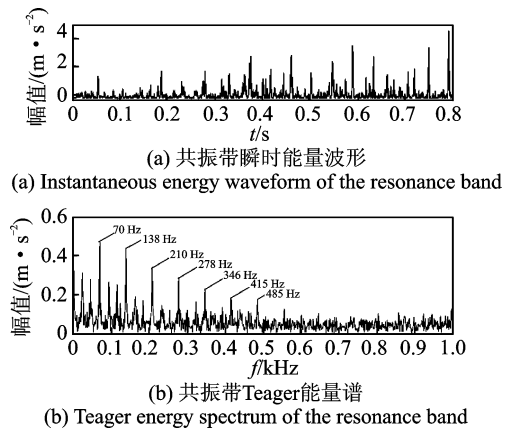


图 14 共振带瞬时能量波形及 Teager 能量谱

Fig. 14 Instantaneous energy waveform and Teager energy spectrum of the resonance band

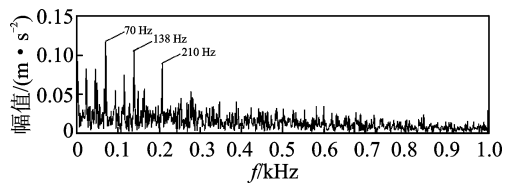


图 15 共振带包络谱

Fig. 15 The envelope spectrum of the resonance band

3.2 轴承滚动体故障诊断

图 16 为轴承滚动体损伤时采集到的一组振动信号及其频谱。由图 16 可知,尽管振动信号中出现了明显的冲击成分,但是与滚动体故障对应的冲击发生周期并没有出现,因此仅依据时域信号进行诊断,很难得出正确的结论。

对采集到的振动信号利用 DT-CWT 进行 5 层分解,求出各子带的频带幅值熵。根据笔者提出的算法,从 DT-CWT 分解后的频带中自适应地提取

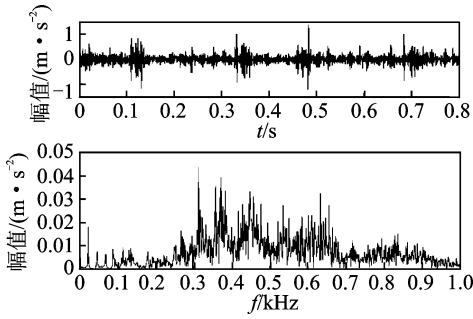


图 16 轴承滚动体故障信号及其频谱

Fig. 16 Fault signal of rolling element bearing and its frequency spectrum

出的共振带如图 17 所示。从图中可知,该算法成功提取出了滚动体故障激起的共振带,非常有利于共振带内特征的提取与分析。

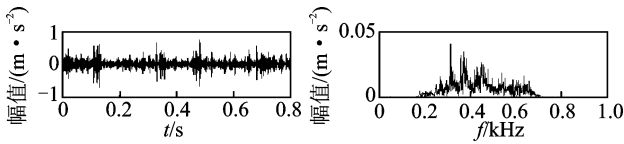


图 17 最终提取的共振带

Fig. 17 The final extraction of the resonance band

对提取出的共振带进行 Teager 能量算子计算,得到共振带的瞬时能量波形如图 18(a)所示。对瞬时能量波形求频谱,得到共振带的 Teager 能量谱如图 18(b)所示,谱图中在滚动体特征频率 45 Hz 及其倍频处出现了明显的峰值。至此,基于双树复小波变换自适应 Teager 能量谱早期故障诊断方法非常成功地实现了滚动体早期故障的自适应精确诊断。图 19 为本研究算法提取共振带的包络谱。对比图 18(b)和图 19 可知,图 18 中 Teager 能量谱的特征要优于图 19 中的包络谱。

4 结 论

1) 提出的自适应共振带提取方法能够将故障冲击激起的共振带从包含强噪声的原始信号的频谱中准确地分离出来,几乎可以达到自动执行,最大限度地减少了人为因素的影响。

2) Teager 能量算子能增强故障特征,其在微弱的轴承早期冲击性故障检测与识别故障特征频率方面比传统包络分析法更有效。

3) 基于双树复小波自适应 Teager 能量谱早期故障诊断方法能够保证滚动轴承的早期微弱故障特征提取的准确性与故障诊断的可靠性,在实际工程

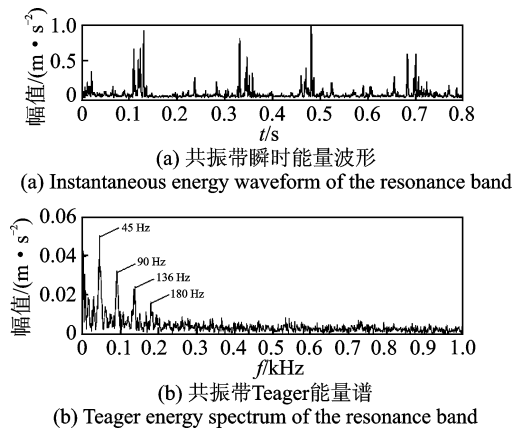


图 18 共振带瞬时能量波形及 Teager 能量谱
Fig. 18 Instantaneous energy waveform and Teager energy spectrum of the resonance band

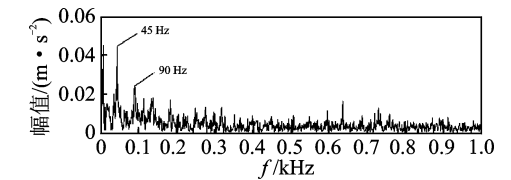


图 19 共振带包络谱

Fig. 19 The envelope spectrum of the resonance band

应用中具有较大潜力。

参 考 文 献

[1] Rai A, Upadhyay S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Tribology International, 2016, 96 (4): 289-306.

[2] 崔玲丽,康晨辉,张建宇,等. 基于时延相关及小波包系数熵阈值的增强型共振解调方法[J]. 机械工程学报, 2010, 46(20): 53-57.

Cui Lingli, Kang Chenhui, Zhang Jianyu, et al. Enhanced resonance demodulation based on the delayed correlation and entropy threshold of wavelet packet coefficients[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(20): 53-57. (in Chinese)

[3] 田福庆,罗荣,贾兰俊,等. 机械故障非平稳特征提取方法及其应用[M]. 北京:国防工业出版社,2014:72-73.

[4] 张进,冯志鹏,褚福磊. 滚动轴承故障特征的时间-小波能量谱提取方法[J]. 机械工程学报, 2011, 47(17): 44-49.

Zhang Jin, Feng Zhipeng, Chu Fulei. Extraction of rolling bearing fault feature based on time-wavelet energy spectrum[J]. Chinese Journal of Mechanical En-

- gineering, 2011, 47(17):44-49. (in Chinese)
- [5] 王天金,冯志鹏,郝如江,等. 基于 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2012, 31(2): 1-5.
Wang Tianjin, Feng Zhipeng, Hao Rujiang, et al. Fault diagnosis of rolling element bearings based on Teager energy operator[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(2): 1-5. (in Chinese)
- [6] Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu. The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 47(6):1011-1020.
- [7] 杨青乐,梅检民,肖静,等. Teager 能量算子增强倒阶次谱提取轴承微弱故障特征[J]. 振动与冲击, 2015, 34(6):1-5.
Yang Qingle, Mei Jianmin, Xiao Jing, et al. Weak fault feature extraction for bearings based on an order cepstrum enhanced with Teager energy operator[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(6): 1-5. (in Chinese)
- [8] 刘金朝,丁夏完,王成国. 自适应共振解调法及其在滚动轴承故障诊断中应用[J]. 振动与冲击, 2007, 26(1): 37-41.
Liu Jinchao, Ding Xiawan, Wang Chengguo. Adaptive resonance demodulation method and its application in fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Vibration and Shock, 2007, 26(1):37-41. (in Chinese)
- [9] 马新娜,杨绍普. 典型谱峭图在共振解调方法中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(6):1140-1144.
Ma Xinna, Yang Shaopu. Study and application of demodulated resonance based on typi-kurtogram [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(6):1140-1144. (in Chinese)
- [10] 周智,朱永生,张优云,等. 基于 EEMD 和共振解调的滚动轴承自适应故障诊断[J]. 振动与冲击, 2013, 32(2):76-80.
Zhou Zhi, Zhu Yongsheng, Zhang Youyun, et al. Adaptive fault diagnosis of rolling bearings based on EEMD and demodulated resonance[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(2): 76-80. (in Chinese)
- [11] Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform : a new technique for shift invariance and directional Filters [J]. IEEE Digital Signal Processing Workshop, 1998, 98(1):2-5.
- [12] Selesnick I W, Baraniuk R G, Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform [J]. IEEE Digital Signal Processing Magazine, 2005, 22(6):123-151.
- [13] 李辉,郑海起,唐立伟. 基于改进双树复小波变换的轴承多故障诊断[J]. 振动、测试与诊, 2013, 33(1):53-60.
Li hui, Zheng Haiqi, Tang Liwei. Bearing multi-faults diagnosis based on improved dual-tree complex wavelet Transform[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(1):53-60. (in Chinese)
- [14] Wang Yanxue, He Zhengjia, Zi Yanyang. Enhancement of signal denoising and multiple fault signatures detecting in rotating machinery using dual-tree complex wavelet transform [J]. Mechanical System and Signal Processing, 2010, 24(1):119-137.
- [15] 艾树峰. 基于双树复小波变换的轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2011, 22(20):2446-2451.
Ai Shufeng. Research on bearing fault diagnosis based on dual-tree complex wavelet transform[J]. China Mechanical Engineering, 2011, 22 (20): 2446-2451. (in Chinese)
- [16] Heng R, Nor M. Statistical analysis of sound and vibration signals for monitoring rolling element bearing condition [J]. Applied Acoustics, 1998, 53(13):211-226.
- [17] Xiang Yong. A further study of the kurtosis-based method for bearing diagnostics [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1):593-595.
- [18] Sawalhi N, Randall R B. Vibration response of spalled roll-ing element bearings: observations, simulations and signal processing techniques to track the spall size [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25:846-870.



第一作者简介:任学平,男,1963年5月生,博士、教授。主要研究方向为机械工程测试技术、设备故障诊断和机械强度分析。曾发表《基于角域级联最大相关峭度反褶积的滚动轴承早期故障诊断》《仪器仪表学报》2015年第36卷第9期)等论文。

E-mail: rxp@imust.cn

通信作者简介:王朝阁,男,1992年6月生,硕士生。主要研究方向为机械设备故障诊断及状态监测。

E-mail: wangchaoge1992@163.com

