

基于改进双树复小波变换的轴承多故障诊断*

李 辉¹, 郑海起², 唐力伟²

(1. 石家庄铁路职业技术学院机电工程系 石家庄, 050041) (2. 军械工程学院一系 石家庄, 050003)

摘要 针对双树复小波变换产生频率混叠的缺陷, 提出了改进双树复小波变换的轴承多故障诊断方法, 该方法综合利用了双树复小波包变换和经验模态分解技术。首先, 利用双树复小波变换将振动信号分解成不同频带的分量; 然后, 将各小波分量进行经验模态分解, 获得各小波分量的主频率分量信号; 最后, 计算各小波分量的主频率分量信号的包络谱, 根据包络谱识别齿轮箱轴承的故障部位和类型。通过仿真信号和齿轮箱轴承多故障振动实验信号的研究结果表明, 该方法不仅消除了频率混叠现象, 提高了信噪比和频带选择的正确性, 而且提高了从强噪声环境中提取瞬态冲击特征的能力, 能有效识别轴承的故障类型。

关键词 故障诊断; 轴承; 双树复小波变换; 经验模态分解; 包络谱

中图分类号 TN911.72; TH133.33

引 言

在滚动轴承故障诊断技术中, 常用的方法有包络谱分析、短时傅里叶变换^[1]、Wigner-ville 分布^[2]、小波变换^[3-4]、Hilbert-Huang 变换^[5-6]、Teager-Huang 变换^[7]等, 在这些轴承故障诊断技术中, 小波变换分析技术的应用最为普遍。离散小波变换由于具有多分辨的能力, 在机械设备故障诊断中得到了广泛应用^[4]。离散小波变换采用Mallet 算法, 在信号的分解和重构过程中容易产生频率混叠现象, 不能正确反映信号的真实频率成分, 严重影响了故障特征信息的提取。双树复小波变换^[8-9](dual-tree complex wavelet transform, 简称DTCWT) 不仅具有近似平移不变性, 且在一定程度上能有效减少频率混叠的产生, 成功应用于图像处理^[10-12]、语音识别^[13]、信号降噪处理^[14]和发动机故障诊断^[15]等领域; 但双树复小波变换不能从根本上完全消除频率混叠现象, 限制了其应用效果。

笔者将双树复小波变换与经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称EMD) 结合, 提出了一种改进双树复小波变换方法, 将其应用于齿轮箱轴承多故障振动信号故障特征信息的提取。仿真和实测齿轮箱振动信号分析结果表明, 该方法能有效消除频率混叠现象, 能有效提取轴承的故障特征,

提高了轴承多故障诊断的效果。

1 双树复小波变换

双树复小波变换首先由Kingsbury 等^[8]提出, 后经Selesnick 等^[9]进一步发展。双树复小波变换保留了复小波变换的优良特性, 采用双树滤波器的形式保证了信号的完全重构性; 因此, 双树复小波变换是一种具有近似平移不变性、良好的方向选择性、有限的冗余性、完全重构性和计算效率高等特性的小波变换。双树复小波变换采用两颗并行的实小波变换实现对信号的分解和重构, 分别称为实部树和虚部树。在信号的分解与重构过程中始终保持虚部树的采样位置位于实部树的中间, 使之能有效利用实部树和虚部树的小波分解系数, 实现实部树和虚部树的信息互补和近似平移不变性, 减少了有用信息的丢失。双树复小波变换在各层分解过程中利用小波系数二分法减少了多余的计算, 提高了计算的精度。双树复小波变换的分解与重构过程如图1所示。

根据双树复小波的构造方法, 复小波可表示为

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

其中: $\varphi_r(t)$, $\varphi_g(t)$ 为两个实小波; i 为复数单位。

由于双树复小波变换由两个并行的小波变换组成, 根据小波理论, 实部树小波变换的小波系数和尺度系数为

* 国家自然科学基金资助项目(50975185, 50775219)
收稿日期: 2011-03-25; 修改稿收到日期: 2011-12-06

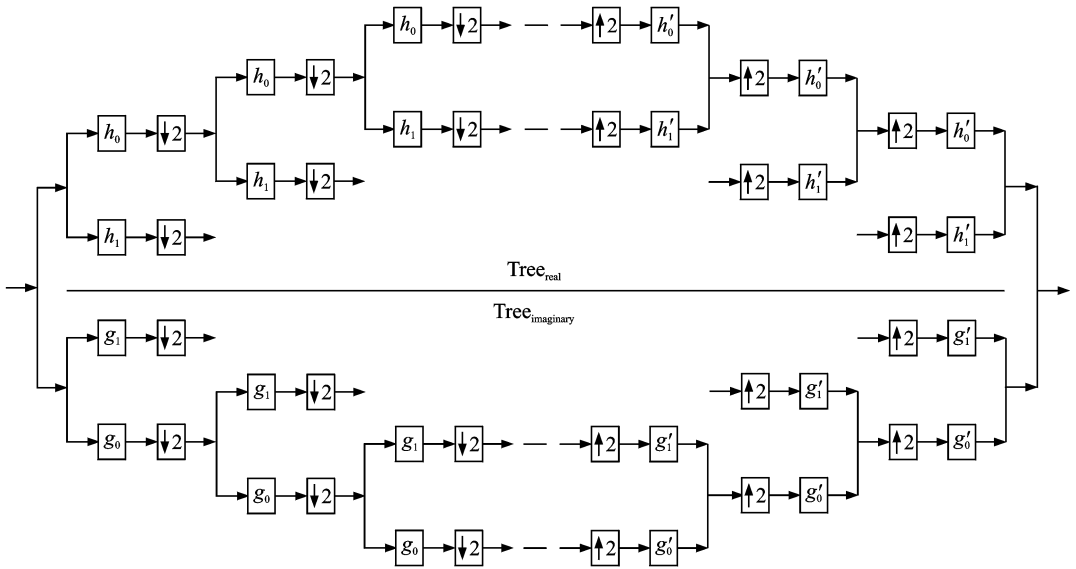


图1 双树复小波变换的分解和重构过程

$$d_j^{\text{Re}}(n) = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi_h(2^j t - n) dt \quad (j = 1, 2, \dots, J) \quad (2)$$

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

虚部树小波变换的小波系数和尺度系数为

$$d_j^{\text{Im}}(n) = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi_g(2^j t - n) dt \quad (j = 1, 2, \dots, J) \quad (4)$$

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

双树复小波变换的小波系数和尺度系数为

$$d_j^c(n) = d_j^{\text{Re}}(n) + i d_j^{\text{Im}}(n) \quad (j = 1, 2, \dots, J) \quad (6)$$

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

双树复小波变换的小波系数和尺度系数可由式(8)和(9)进行重构

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

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

双树复小波变换后的重构信号^[8]可表示为

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

根据式(8)~(10),原信号 $x(t)$ 的重构信号可表示为

$$\hat{x}(t) = \text{Tree}_{\text{real}} + i \text{Tree}_{\text{imaginary}} \quad (11)$$

因此,双树复小波变换后的重构信号 $\hat{x}(t)$ 的幅值包络可表示为

$$\text{Env}_x(t) = \sqrt{\text{Tree}_{\text{real}}^2 + \text{Tree}_{\text{imaginary}}^2} \quad (12)$$

由式(11)和式(12)可知,双树复小波变换能将信号 $x(t)$ 进行有效幅值解调,得到信号 $x(t)$ 的幅值包络。通过对幅值包络进行傅里叶变换,得到信号的包络谱。

2 经验模态分解

经验模态分解^[16](empirical mode decomposition,简称EMD)是通过对非线性、非平稳信号的分解获得一系列表征信号特征时间尺度的固有模态函数(intrinsic mode function,简称IMF),使得各个IMF是单分量的幅值或频率调制信号,从而使瞬时频率的定义具有物理意义。经验模态分解经过一系列筛选过程实现,具体算可参考文献[16]。

时间序列 $x(t)$ 经经验模态分解后可得到

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (13)$$

即原始数据可表示为一组固有模态函数分量和一个余项的和。

对混叠频率信号进行经验模态分解后,根据主要频率分量能量占优的特点可判断主要频率分量为

$$c_{\text{max}}^i = c_i(t) \left(\sum_{j=1}^N |c_{\text{max}}^i(t_j)| \right) = \max_{i \in [1, n-1]} \sum_{j=1}^N |c_i(t_j)| \quad (14)$$

其中: c_{max}^i 为主要频率分量的离散系列; $c_i(t)$ 为第 i 个

IMF 的离散系列; N 为信号的长度; n 为 IMF 分量的个数。

3 信号仿真分析

为了验证改进双树复小波变换的优良特性—消除频率混叠, 给出多谐波仿真信号

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t) + x_5(t) \quad (15)$$

其中: $x_1(t) = 0.5\sin(80\pi t)$; $x_2(t) = \sin(200\pi t)$; $x_3(t) = 1.5\sin(400\pi t)$; $x_4(t) = 0.5\sin(700\pi t)$; $x_5(t) = 0.6\sin(1\,000\pi t)$ 。

图2为仿真信号的时域波形及其快速傅里叶变换(FFT), 采样频率为2 kHz, 采样时间为0.256 s, 采样点数为512。从图2(b)可以看出多谐波仿真信号的频率成分为40, 100, 200, 350和500 Hz。

图3为仿真信号进行4层db3离散小波分解和重构的结果。从图3可知, db3离散小波重构信号存在较大的分解误差。图4为仿真信号进行db3离散小

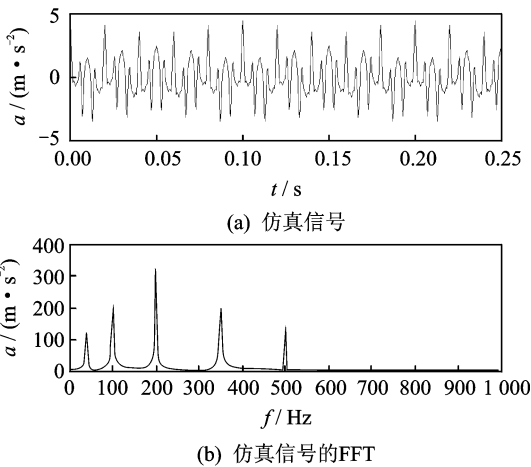


图2 多谐波仿真信号及其FFT

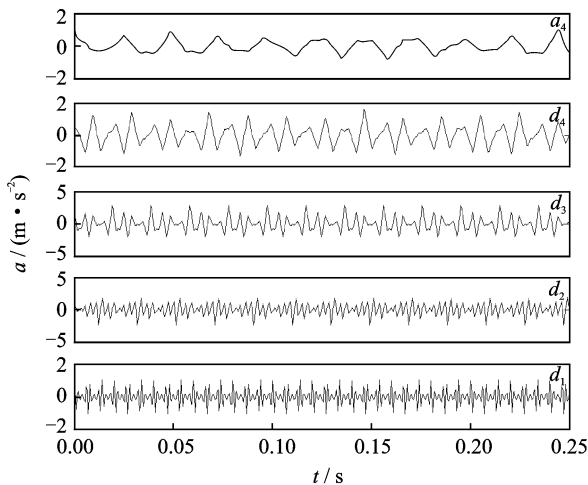


图3 db3小波分解信号

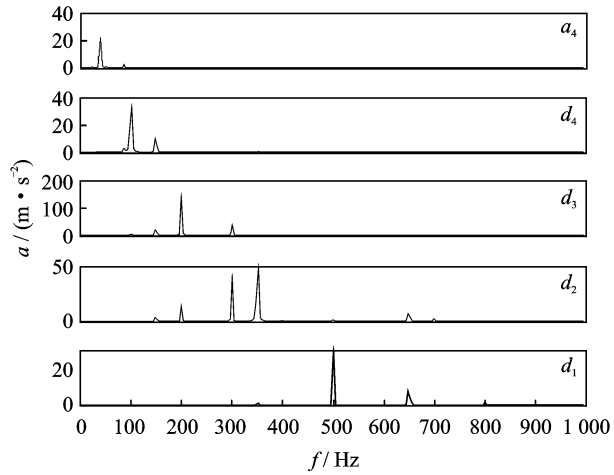


图4 db3小波分解信号的FFT

波分解后各层重构信号的频谱图, 可以看出各层重构信号存在严重的频率混叠现象。例如, 在 d_2 分量中存在200, 300, 350和650 Hz的频率成分, 其中350 Hz为仿真信号中的频率成分, 而200, 300和650 Hz频率成分则为db3离散小波变换在分解过程中的隔点抽样和重构过程中的隔点插零造成的虚假频率成分。可见, 传统离散小波变换由于采用Mallet算法, 易产生较严重的频率混叠。

图5为仿真信号进行经验模态分解后得到的各个IMF分量 $c_1 \sim c_8$, 其中: c_8 为残量; $c_1 \sim c_4$ 为与仿真信号相关的分量; $c_5 \sim c_7$ 为与仿真信号无关的多余成分。图6为各个IMF分量的快速傅里叶变换频谱, 可以看出 c_4, c_3, c_2 分别与仿真信号 $x_1(t), x_2(t)$ 和

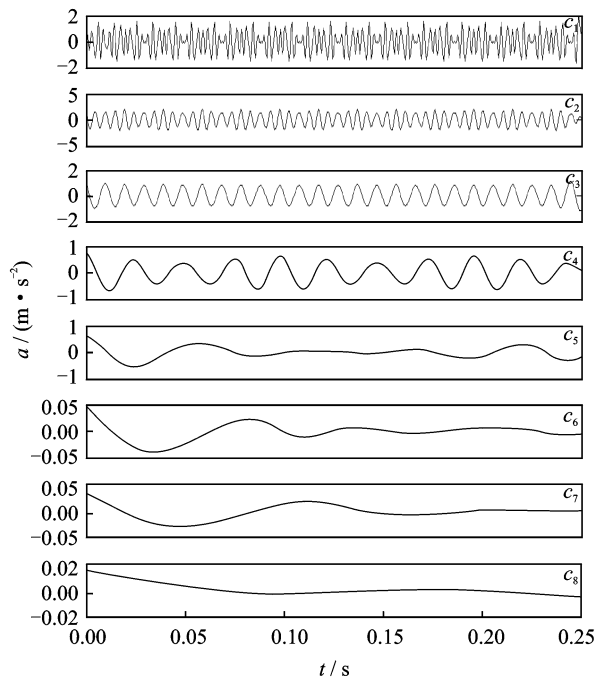


图5 经验模态分解得到的各个IMF

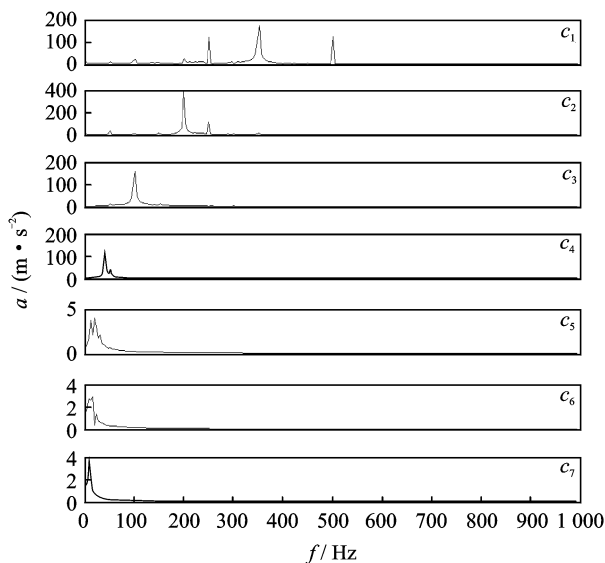


图6 各个IMF分量的FFT

$x_3(t)$ 分量对应,而 $x_4(t)$ 和 $x_5(t)$ 成分则同时分解到了 c_1 分量中,在 c_1 分量中还包含250 Hz的虚假频率成分;因此,传统的经验模态分解在分解多分量的“宽带”信号时也存在频率混叠现象。

图7为仿真信号进行4层双树复小波分解后,对小波系数进行重构的结果。各层重构信号 a_4, d_4, d_3, d_2 和 d_1 ,分别与信号 $x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t)$ 和 $x_5(t)$ 分量对应。图8为各层重构信号的频谱图,其频率成分与仿真信号的频率成分一致。由于小波滤波器的非理想截止特性,在 d_3 和 d_2 频谱中含有邻带频率成分,但双树复小波变换的频率混叠抑制特性在很大程度上抑制了频率混叠现象的产生。分别对比图3、图5、图7和图4、图6、图8可知,双树复小波变换的分解效果优于传统的离散小波变换和经验模态分解,在很大程度上减小了频率混叠,但不能从根本上消除频率混叠现象。

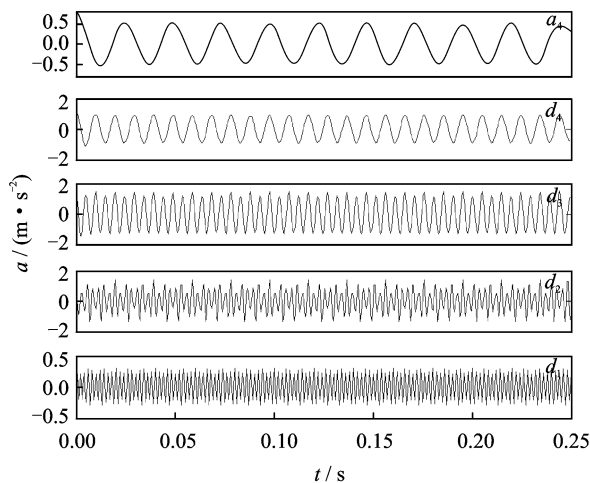


图7 双树复小波分解信号

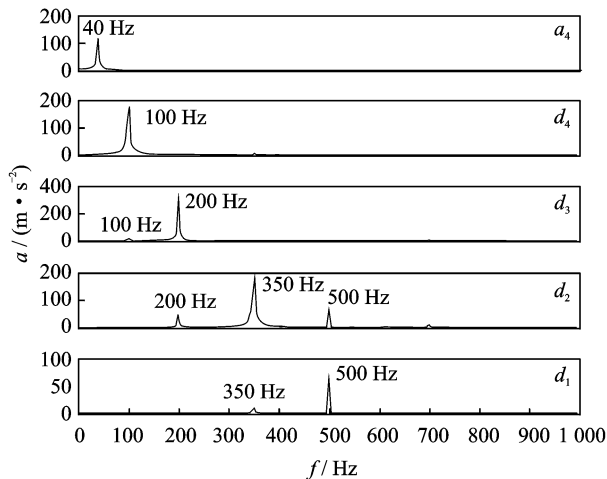
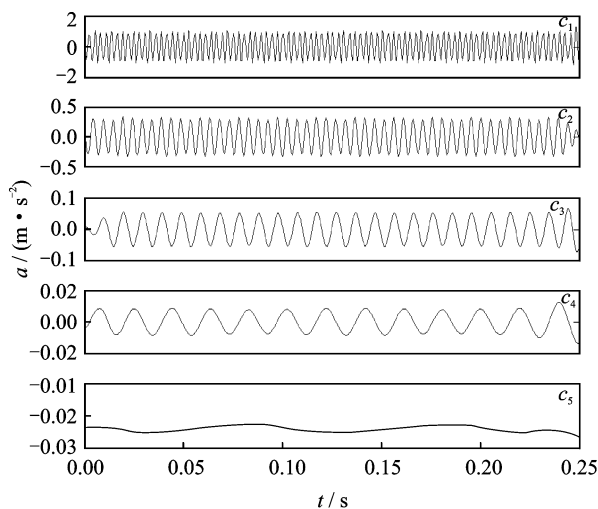


图8 双树复小波分解信号的FFT

为了有效消除频率混叠现象,将双树复小波分解得到的各层重构信号 a_4, d_4, d_3, d_2 和 d_1 分别进行经验模态分解,由式(14)得到 a_4, d_4, d_3, d_2 和 d_1 的主频率分量。图9为 d_2 进行经验模态分解得到的各个IMF分量,根据式(14)得到 c_1 为主频率分量,即350 Hz的成分。图10为改进双树复小波变换得到的各个分解信号。对比图7和图10可以看出,改进双树复小波变换得到的各小波分量的时域波形非常规则,消除了“骑行波”。图11为改进双树复小波变换分解信号的频谱,由于采用经验模态分解将双树复小波变换得到的窄带信号进行自适应分解,从根本上消除了频率混叠现象,提高了信号分解的信噪比和频率选择性。

图9 d_2 经验模态分解后得到的各个IMF

4 改进双树复小波变换的轴承多故障诊断步骤

1) 对原始信号 $x(t)$ 进行双树复小波变换,得到

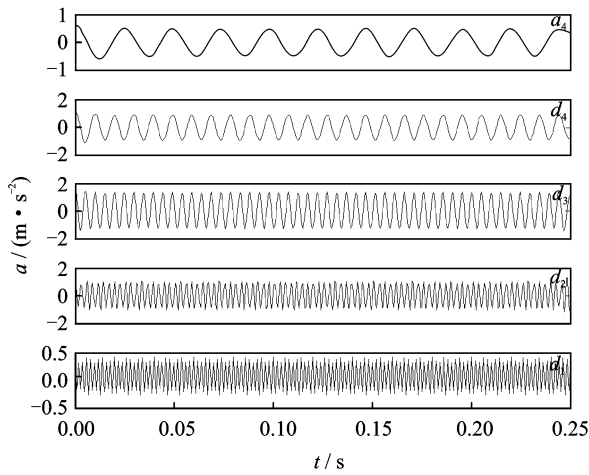


图10 改进双树复小波分解信号

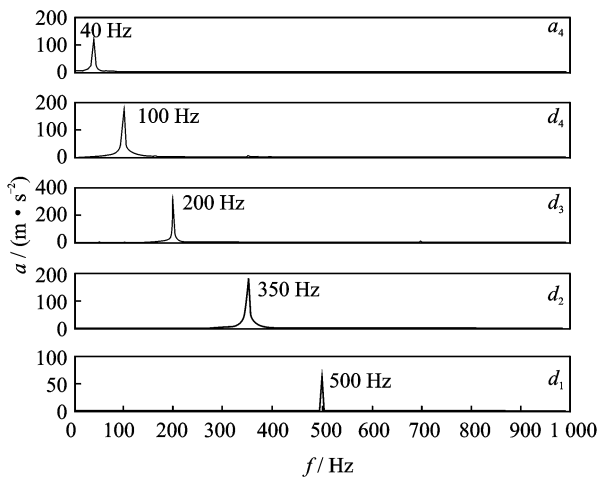


图11 改进双树复小波分解信号的FFT

小波包各个节点的重构信号 $d_{(i,j)}$;

2) 依次对各个节点重构信号 $d_{(i,j)}$ 进行经验模态分解, 求出各个节点重构信号 $d_{(i,j)}$ IMF 分量;

3) 由式(14)依次得到各个节点重构信号 $d_{(i,j)}$ 的主要频率分量 c_{\max}^i ;

4) 计算各个主要频率分量 c_{\max}^i 的包络谱;

5) 根据计算的包络谱特征得出诊断结论。

5 改进双树复小波变换方法的应用

齿轮箱振动信号采集系统可参考文献[17], 实验中齿轮箱输入轴的轴承型号为滚珠轴承208, 采用线切割技术分别在滚珠轴承的外圈和内圈加工深为1 mm、宽为0.5 mm的沟槽分别模拟轴承内、外圈局部裂纹故障, 将轴承滚珠沿直径方向切掉0.5 mm模拟滚珠故障。

轴承内圈故障特征频率为

$$f_{\text{inner}} = \frac{z}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r \quad (16)$$

轴承外圈故障特征频率为

$$f_{\text{outer}} = \frac{z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r \quad (17)$$

轴承滚珠故障特征频率为

$$f_{\text{roller}} = \frac{D}{2d} \left(1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha \right)^2 \right) f_r \quad (18)$$

其中: f_r 为轴承内圈的旋转频率; D 为轴承中径; d 为滚动体直径; Z 为滚动体的个数; α 为轴承负载的接触角^[17]。

实验采样频率为2 048 Hz, 采样点数为1 024, 电机转速为1.5 kr/min ($f_r = 25$ Hz)。根据208轴承的几何尺寸, 滚动体的个数 $Z = 10$, $d = 18.333$ mm, $D = 97.5$ mm, 轴承负载的接触角 $\alpha = 0^\circ$ 。将上述参数带入式(16)~(18)中得到: $f_{\text{inner}} = 148.5$ Hz; $f_{\text{outer}} = 101.5$ Hz; $f_{\text{roller}} = 54.1$ Hz。

图12为轴承内、外圈和滚珠存在复合故障时采集的时域振动信号。可以看出, 当滚动轴承内、外圈和滚珠存在故障时, 在其时域振动信号产生了峰值较高的高频冲击振动, 但由于强背景噪声的影响, 只根据时域振动信号还不能确定齿轮箱中故障轴承的位置和故障特征。

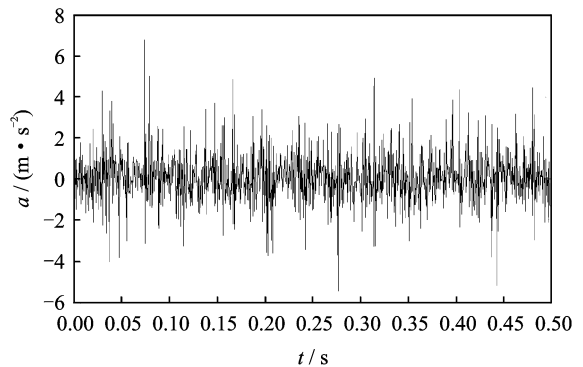


图12 轴承存在多种故障的时域振动信号

图13为轴承存在多种复合故障振动信号经4层双树复小波变换分解得到的信号。图14为其傅里叶变换, 可以看出, a_4 分量对应轴承滚珠故障, 在轴承滚珠故障特征频率 f_{roller} 处存在明显的峰值。轴承的内圈故障特征频率出现在了 d_4 和 d_3 分量的频谱中, 轴承的外圈故障特征频率出现在了 d_3 和 d_2 分量的频谱中, 产生了较严重的频率混叠现象, 同时信噪比也较低, 影响了故障诊断的准确性。

图15为轴承存在多种复合故障振动信号时, 改进双树复小波变换4层分解得到的信号, 可以看出: a_4 分量对应轴承滚珠故障信号, 有明显的周期性

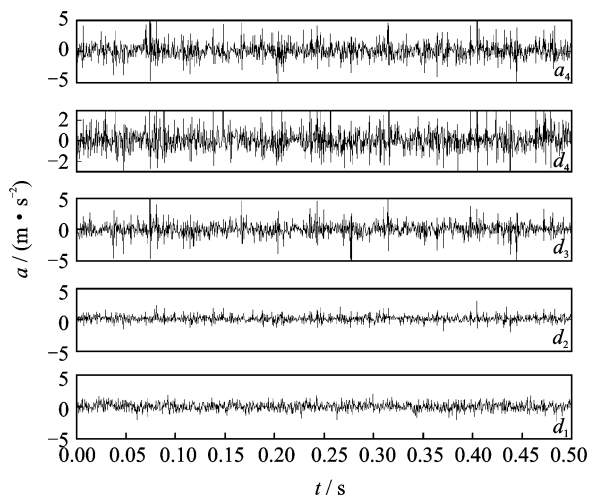


图13 双树复小波分解信号

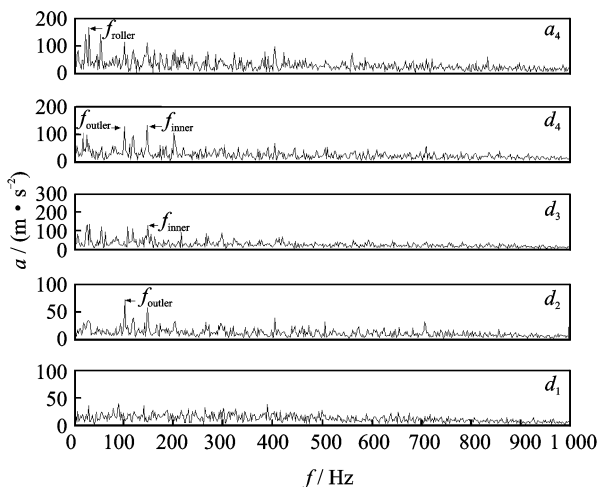


图14 双树复小波分解信号的FFT

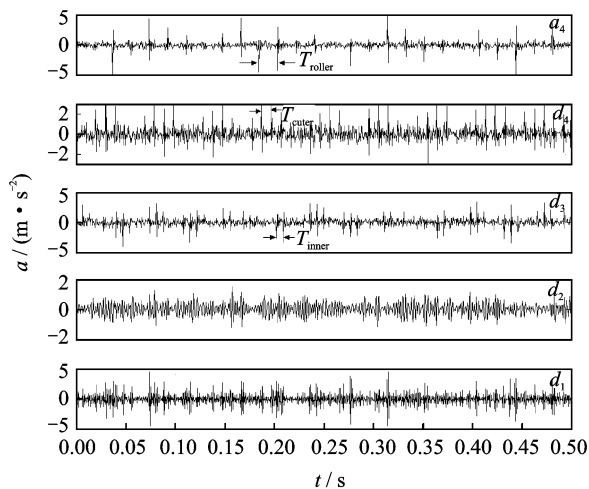


图15 改进双树复小波分解信号

特征故障周期(0.009 852 s); d_3 分量对应轴承内圈故障信号,且脉冲幅值线的间隔的间隔等于轴承内圈特征故障周期(0.006 73 s)。

图16为图15各分量的傅里叶变换,从图16可以看到: a_4 分量中轴承滚珠故障特征频率 f_{roller} 及其高倍频非常明显; d_4 分量中轴承外圈特征故障频率 f_{outer} 及其高倍频处存在明显的峰值; d_3 分量中轴承内圈故障特征频率 f_{inner} 及其高倍频处也存在明显的峰值线,与理论分析相符,验证了所提出方法的正确性和有效性。对比图13~16可以看出,采用笔者提出的方法不仅消除了频率混叠现象,而且有效提高了信噪比、瞬态冲击检测能力及轴承多故障诊断的准确性。

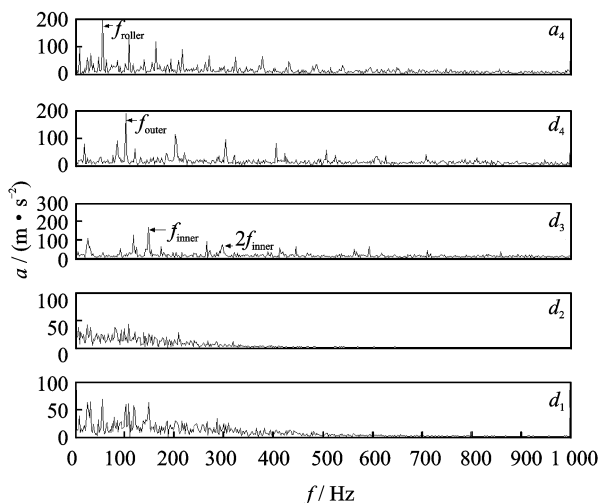


图16 改进双树复小波分解信号的FFT

6 结束语

为了克服双树复小波变换产生频率混叠的缺陷,提出了改进双树复小波变换的轴承故障诊断方法。双树复小波包变换是一种具有近似平移不变性、良好的方向选择性、有限的冗余性、完全重构性和计算效率高等优良特性的小波变换,能在很大程度上抑制频率混叠的产生,但不能完全消除频率混叠现象。将双树复小波变换分解得到的各个窄带信号进行经验模态分解,利用经验模态分解自适应的特点消除“骑行波”,获得窄带信号的主频率分量,能有效消除频率混叠现象。通过仿真信号和齿轮箱轴承圈、外圈和滚珠多故障振动信号的分析表明,本研究提出的方法不仅消除了频率混叠现象,提高了频带选择性和信噪比,而且有效提取轴承微弱故障特征,其性能优于传统的双树复小波变换、离散小波变换和经验模态分解方法。

击的幅值线,且周期性脉冲峰值的间隔等于轴承滚珠特征故障周期(0.014 8 s); d_4 分量对应轴承外圈故障信号,且周期性脉冲峰值的间隔等于轴承外圈

参 考 文 献

- [1] Rubini R, Meneghetti U. Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2001,15(2):287-302.
- [2] Staszewski W J, Worden K, Tomlinson G R. The-frequency analysis in gearbox fault detection using the Wigner-Ville distribution and pattern recognition[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1997,11(5):673-692.
- [3] Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu. Application of an impulse response wavelet to fault diagnosis of rolling bearings [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007,21(2):920-929.
- [4] Prabhakar S, Mohanty A R, Sekhar A S. Application of discrete wavelet transform for detection of ball bearing race fault[J]. *Tribology International*, 2002,35(12):793-800.
- [5] 于德介,程军圣,杨宇. Hilbert-Huang 变换在滚动轴承故障诊断中德应用[J]. *中国机械工程*, 2003,14(24):2140-2142.
Yu Dejie, Cheng Junsheng, Yang Yu. Application of the Hilbert-Huang transform method to roller bearing fault diagnosis [J]. *China Mechanical Engineering*, 2003,14(24):2140-2142. (in Chinese)
- [6] Li Hui, Zheng Haiqi, Tang Liwei. Faults monitoring and diagnosis of ball bearing based on hilbert-huang transformation[J]. *Key Engineering Material*, 2005,291-292:649-654.
- [7] Li Hui, Zheng Haiqi, Tang Liwei. Bearing fault detection and diagnosis based on teager-huang transform [J]. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2009,7(5):643-663.
- [8] Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform: a new technique for shift invariance and directional filters [J]. *IEEE Digital Signal Processing Workshop*, 1998,98:2-5.
- [9] Selesnick I W, Baraniuk R G, Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005,22(6):123-151.
- [10] Celik T, Ozkaramanl H, Demirel H. Facial feature extraction using complex dual-tree wavelet transform [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008,111(2):229-246.
- [11] Edward H S L, Pickering M R, Frater M R, et al. Image segmentation from scale and rotation invariant texture features from the double dyadic dual-tree complex wavelet transform [J]. *Image and Vision Computing*, 2011,29(1):15-28.
- [12] Priyaa K J, Rajeshb R S. Local fusion of complex dual-tree wavelet coefficients based face recognition for single sample problem [J]. *Procedia Computer Science*, 2010,2(1):94-100.
- [13] 王娜,郑德忠,刘永红. 双树复小波包变换语音增强新算法[J]. *传感技术学报*, 2009,22(7):983-987.
Wang Na, Zheng Dezhong, Liu Yonghong. New method for speech enhancement based on dual-tree complex wavelet packet transform [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2009,22(7):983-987. (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 Systems and Signal Processing*, 2010,24(1):119-137.
- [15] 吴定海,张培林,任国全. 基于双树复小波包的发动机振动信号特征提取研究[J]. *振动与冲击*, 2010,29(4):160-163,176.
Wu Dinghai, Zhang Peilin, Ren Guoquan. Feature extraction of an engine vibration signal based on dual-tree wavelet package transformation [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010,29(4):160-163,176. (in Chinese)
- [16] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceeding of Royal Society London A*, 1998(454):903-995.
- [17] Li Hui, Zhang Yuping, Zheng Haiqi. Hilbert-Huang transform and marginal spectrum for detection and diagnosis of localized defects in roller bearings [J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2009,23(2):291-301.



第一作者简介:李辉,男,1968年8月生,教授。主要研究方向为机械动力学、机械故障诊断及信号处理。曾发表《Hilbert-Huang transform and marginal spectrum for detection and diagnosis of localized defects in roller bearings》(《Journal of Mechanical Science and Technology》2009, Vol. 23, No. 2)等论文。
E-mail:Huili68@163.com