

文章编号: 1673-4599(2011)03-0037-07

基于Hilbert-Huang变换和盲源分离的 滚动轴承耦合故障诊断方法

乔保栋, 陈 果, 曲秀秀

(南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016)

摘 要: 结合Hilbert-Huang变换和盲源分离的优点, 提出一种基于Hilbert-Huang变换和盲源分离的滚动轴承耦合故障诊断方法。该方法首先对滚动轴承故障信号进行EMD分解(经验模态分解), 得出各个本征模态函数IMF, 并对IMF进行包络解调, 然后用盲源分离方法对所得到的解调信号进行盲源分离, 最后对盲分离后的信号进行频谱变换, 从频谱图上可以清晰地观察到滚动轴承的故障特征频率。本文建立了转子-滚动轴承故障实验台, 模拟了滚动轴承耦合故障, 应用本文方法进行了实例分析, 结果充分表明了本文方法较单一Hilbert-Huang变换具有更好的降噪能力, 更加突出了滚动轴承故障特征。

关键词: 转子; 滚动轴承; 故障诊断; Hilbert-Huang变换; 盲源分离

中图分类号: TH165

文献标识码: A

A Comprehensive Analysis Method of Ball Bearing Coupling Faults Based on Hilbert-Huang Transform and Blind Source Separation

QIAO Bao-dong, CHEN Guo, QU Xiu-xiu

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 210016, China)

Abstract: Combining the advantages of Hilbert-Huang transform and blind source separation, a comprehensive analysis method of ball bearing coupling faults features extraction is proposed. Firstly, EMD (Empirical Mode Decomposition) is used to decompose the rolling element bearing fault signal. And each intrinsic mode function (IMF) is obtained which is demodulated by Hilbert transform. Secondly, the blind source separation is used to achieve the separation of ball bearing fault signal. Thirdly, spectrum analysis is carried out to each separation signal. The feature frequencies of rolling element bearing faults can be clearly observed. Finally, a rotor-bearing bearing experimental rig is established to simulate the bearing coupling fault, the examples are used to verify the new methods proposed in this paper, and the result shows that the new method has stronger de-noising ability, and it can extract fault features of bearing coupling faults better.

Key words: rotor; rolling element bearing; fault diagnosis; Hilbert-Huang transform (HHT); blind source separation

收稿日期: 2010-06-18; 修订日期: 2011-04-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50705042); 航空科学基金资助项目(2007ZB52022)资助。

目前,滚动轴承在各种旋转机械中应用极为广泛,其运行状态往往直接影响到整台机器的精度、可靠性及寿命等。因此,对滚动轴承的状态监测与故障诊断具有重要意义^[1]。滚动轴承故障信号具有信号微弱、调制性强以及频带范围宽等特征,目前小波变换已被广泛应用于滚动轴承故障诊断^[2~5]。滚动轴承故障信号是一种非线性非平稳信号,数学形态分析是数字信号处理的一种非线性分析方法。文献[6]利用多尺度形态学分析对滚动轴承故障振动信号建立一种不同于时频分析的信号特征描述方法,采用多尺度形态开运算得到故障信号的形态谱,定量反映了信号在不同尺度下的形态变化特征,由形态谱曲线计算形态谱熵,定量描述不同信号的形态特征。Hilbert-Huang变换中的EMD具有自适应性、正交性与完备性及IMF分量的调制特性等突出特点,目前已有许多研究者将Hilbert-Huang变换应用于滚动轴承故障诊断^[7~11],然而上述方法主要是针对单一故障,当机械设备发生故障时,往往表现为非平稳性并且故障源数是未知的。如何从混合信号中分离出单一的故障信号,对于判断转子-滚动轴承故障具有重要意义。

本文在综合目前方法优点的基础上,充分利用Hilbert-Huang变换和盲源分离的优点,提出一种结合Hilbert-Huang变换和盲源分离的新方法,以期更加准确地提取滚动轴承故障特征,最后利用实际滚动轴承故障数据进行分析 and 验证。

1 基于Hilbert-Huang变换和盲源分离的滚动轴承故障分离的新方法

Hilbert-Huang变换中的EMD分解法将一个复杂的信号分解为若干个内禀模态函数(IMF)之和,它基于一个基本的假设:任何复杂的信号都是由一些不同的内禀模态函数组成,每一内禀模态函数不论是线性或是非线性、非平稳的,都具有相同数量的极值点和过零点,在相邻的两个过零点之间只有一个极值点,而且上下包络线关于时间轴局部对称,任何两个模态之间是相互独立的;任何时候,一个信号都可以包含许多内禀模态函数,如果模态函数相互重叠,便形成复杂信号。在此假设基础上,可以采用EMD方法通过下面步骤对任何信号 $x(t)$ 进行分解:

(1) 确定信号 $x(t)$ 的所有局部极值点,用三

次样条线分别将所有的局部极大值点和局部极小值点连接起来形成上、下包络线,上下包络线的平均值记为 m_1 ,则

$$x(t) - m_1 = h_1 \quad (1)$$

理想地,如果 h_1 是一个IMF,那么 h_1 就是 $x(t)$ 的第一个IMF分量。

(2) 如果 h_1 不满足IMF的条件,把 h_1 作为原始信号,重复第一步,得到上下包络线的平均值 m_{11} ,再判断 $h_{11} = h_1 - m_{11}$ 是否满足IMF的条件,如不满足,则重循环 k 次,得到 $h_{1(k-1)} - m_{1k} = h_{1k}$,使得 h_{1k} 满足IMF的条件。记 $c_1 = h_{1k}$,则 c_1 为信号 $x(t)$ 的第一个满足IMF条件的分量。

(3) 将 c_1 从 $x(t)$ 中分离出来,得到

$$r_1 = x(t) - c_1 \quad (2)$$

将 r_1 作为原始数据重复前两步,得到 $x(t)$ 的第2个满足IMF条件的分量 c_2 ,重复循环 n 次,得到信号 $x(t)$ 的 n 个满足IMF条件的分量。这样就有 $r_1, r_2, r_3, \dots, r_n$,当 r_n 成为一个单调函数不能再从中提取满足IMF条件的分量时,循环结束。这样得到

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n \quad (3)$$

式中: r_n 称为残余函数,代表信号的平均趋势。

EMD的分解过程其实是一个“筛分”过程,不仅消除了模态波形的叠加,而且使波形轮廓更加对称。它从特征时间尺度出发,首先把信号中特征时间尺度最小的模态分离出来,然后分离特征时间尺度较大的模态函数,最后分离特征时间尺度最大的分量,因此EMD方法可以看成是一组高通滤波器。

Hilbert-Huang变换中的EMD具有自适应性、正交性与完备性及IMF分量的调制特性等突出特点,因此该方法被广泛应用于滚动轴承故障诊断,然而当滚动轴承故障信号共振频带较多时,EMD分解所得结果的准确性往往得不到很好的保证,且Hilbert-Huang变换理论还处在发展阶段,在应用中尚存在模态混淆、IMF的判据问题、端点效应以及欠包络和过包络等问题,当信号复杂时,其问题更加突出。

滚动轴承故障信号往往是通过轴承座或机体上采集得到的加速度信号,因此振动信号中包含着转子和滚动轴承的状态信息,当滚动轴承存在多种故障时,采集得到的信号往往是多种故障

的混合信号, 将使故障诊断变得困难, 因此, 如何从混合信号中分离出单一的故障信号对于判断滚动轴承系统故障具有重要意义。由于在试验测试时采集到的故障信号及干扰可以认为是相互独立的, 因此去噪就转换为对混合信号的独立分量的分离, 所得的分量之一就是轴承故障信号或者转子故障信号。盲源分离将多个观测信号按照统计独立的原则通过优化算法分解为若干个独立成分, 从而实现信号的增强和分析。

盲源分离问题就是要从观测矢量中恢复出源信号矢量, 即要找到一个分离矩阵 W , 使得输出序列 $\tilde{s}(t) = Wx(t) = WAs(t)$ 。对于分离矩阵 W 及分离信号的求解方法, 盲源分离领域目前已发展出两类算法: 独立分量分析ICA和非线性主分量分析Nonlinear-PCA。本文采用基于负熵判据的ICA固定点算法。它属于批处理, 但是它比纯粹的批处理甚至自适应处理具有更快的收敛速度, 因此又被称为“快速ICA算法”(FastICA), 具体推导过程可参考相关文献[10~13], 文中不再赘述, 仅将算法实现步骤归纳如下:

- (1) 对混合数据去均值, 使其均值为零

$$\tilde{x} = x - E(x) \quad (4)$$

- (2) 计算相关矩阵, 并做奇异值分解

$$R = E(\tilde{x} \cdot \tilde{x}^T) = V * D * V \quad (5)$$

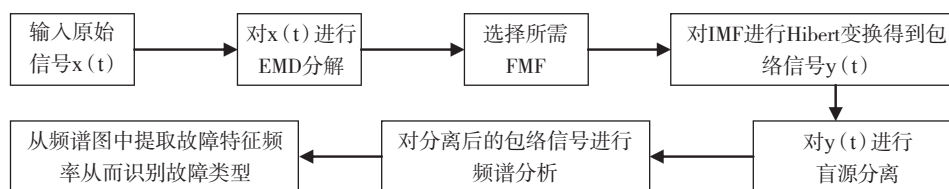


图1 综合分析方法示意图

2 转子-滚动轴承故障实验器及滚动轴承耦合故障模拟

沈阳航空发动机设计研究所设计制造的转子-滚动轴承故障试验器能有效地模拟转子滚动轴承系统的转子不平衡及滚动轴承常见故障。

转子-滚动轴承故障试验器实物图如图2所示。该转子故障试验器包括转轴、转子圆盘、轴承座、调速电动机、齿轮增速器, 还有综合电子控制系统。转轴两端由待检测轴承支撑, 轴承型号是HRB6304, 将加速度传感器安装在待检测轴承的轴承座上, 如图3所示。3个通道的振动加速度信号通过NI USB9234数据采集卡采集得到, 采

- (3) 对 \tilde{x} 去白化得到不相关分量

$$z = Qx = D^{-1/2}V \quad (6)$$

- (4) 选择初始分离矩阵 W ;

- (5) 迭代更新分离矩阵:

$$W(n+1) = E\{zG(W^T(n)z)\} - E\{g(W^T(n)z)\}W(n) \quad (7)$$

- (6) 分离矩阵标准:

$$W(n+1) = W(n+1) / \|W(n+1)\| \quad (8)$$

- (7) 判断是否收敛, 若不收敛, 则返回步骤(5)。

得到分离矩阵之后, 很容易求出源信号的估计为:

$$\tilde{s}(t) = Wx(t) = WAs(t) \quad (9)$$

需要注意的是源信号中包含多个独立分量, 可以重复上述过程进行分离, 但每次提取到一个独立分量后, 都要从混合信号中去这一分量, 如此重复, 直至所有独立分量完全分离。

有鉴于此, 本文在现有研究的基础上, 提出一种结合希尔伯特黄变换及盲源分离的新技术, 首先对耦合故障信号信号进行EMD分解得到IMF, 再对IMF进行Hilbert变换, 最后对所得包络信号进行盲源分离, 分析各个分离后信号的频谱图。此方法可以很好地应用于滚动轴承故障特征提取。方法的示意图如图1所示。

样频率为10 kHz, 通道1和通道3为东华测试技术有限公司DH182型加速度传感器, 安装在左侧故障轴承座水平位置; 通道2为丹麦B&K公司4508型加速度传感器, 安装在左侧故障轴承座垂直位置上。文献[1]给出了轴承不同部件故障特征频率的计算方法。轴承损伤是用电火花加工的, 内圈、外圈滚道加工了一个宽度为0.6 mm的裂缝, 用以模拟滚道损伤所产生的冲击。用电火花将滚珠切割出一个直径约1 mm, 深度约2 mm的凹坑, 用以模拟滚珠的损伤所产生的冲击。图4是轴承故障示意图, 其中图4(a)为轴承外圈和内圈耦合故障; 图4(b)为轴承外圈和滚珠耦合故障; 图4(c)为轴承内圈和滚珠耦合故障。表1和表2中分

别列出了HRB6304的几何尺寸和各部件的故障频率，其中 f_r 为转轴的旋转频率。

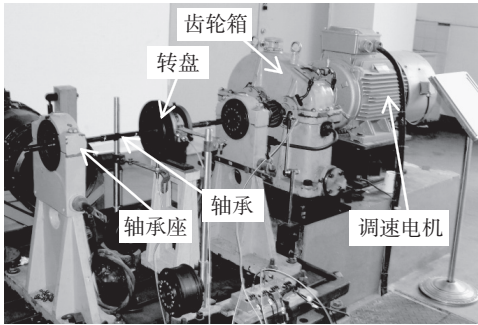


图2 转子-滚动轴承试验器实物图

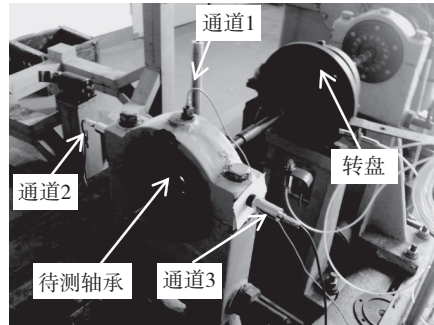


图3 加速度传感器安装示意图

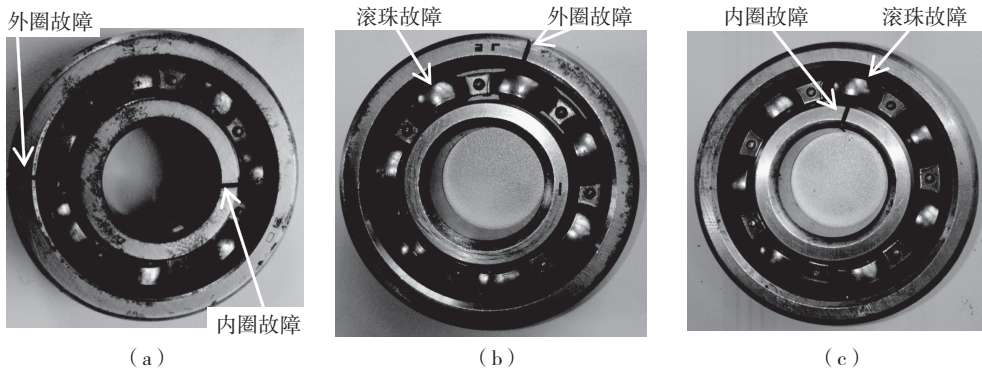


图4 故障轴承示意图

表1 HRB6304滚动轴承主要计算参数

外圈直径 R/mm	内圈直径 r/mm	节径 D/mm	滚动体直径 d/mm	滚动体个数 Z	接触角 α
52	20	36	9.6	7	0°

表2 HRB6304滚动轴承故障特征频率

轴承元件	内圈 f_i	外圈 f_o	保持架 f_c	滚动体 f_b
故障频率	$4.433f_r$	$2.567f_r$	$0.375f_r$	$3.482f_r$

3 基于Hilbert-Huang变换和盲源分离的滚动轴承耦合故障特征提取

3.1 滚动轴承外圈和内圈故障

在试验器上的左轴承座处，换上具有外圈和内圈故障的轴承，利用转子滚动轴承故障试验台在转速3 453 r/min (旋转频率 $f_r=57.55$ Hz) 下采集得到轴承座上的3个通道加速度信号。滚动轴承各部件的理论特征频率由表2可以得到。

首先，采用Hilbert-Huang变换对滚动轴承耦合故障原始信号进行EMD分解。以通道1为例，选取前3个IMF分量，然后对这3个IMF进行Hilbert变换，得到包络信号，最后对包络信号进行频谱分析，其包络谱如图5所示。在这3个包络谱中我们

能找到滚动轴承内圈故障特征频率 f_i 的谱线和外圈故障特征频率 f_o 的谱线以及2倍旋转频率的谱线，但是在其周围存在较强的其他频率成分，滚动轴承的故障特征频率不够明显。

鉴于此，应用本文方法，首先对3个通道的原始信号都进行EMD分解，每个通道都选取前3个IMF分量。然后对各IMF分量进行Hilbert变换，得到其包络信号，3个通道可得到9个包络信号。将9个包络信号经过FastICA算法分离后得到9个信号，从中选出3个反映滚动轴承故障特征信号，如图6所示。

可以看出：图6(a)中，在滚动轴承内圈故障特征频率 f_i 和外圈故障特征频率 f_o 谱峰值非常明显，同时在2旋转频率 $2f_r$ 处也有较明显峰值出现，同时还出现了它们的组合频率 f_o+f_i ，因此，该分离信号主要表现为轴承内圈故障特征和外圈故障特征；图6(b)中，在滚动轴承内圈故障特征频率 f_i 处的谱峰值非常明显，同时在2旋转频率 $2f_r$ 处也有较明显峰值出现，显然该分离信号主要表现为轴承内圈故障转子故障；图6(c)中，在轴承内圈故障频率 f_i 和转子旋转频率 f_r 处都较大峰值，同时

在轴承外圈故障频率 f_o 处也有明显峰值出现，因此该分离信号主要表现为轴承内圈故障特征和转

子不平衡特征。显然，经过盲分离后，滚动轴承耦合故障特征能够得到更加明显的体现。

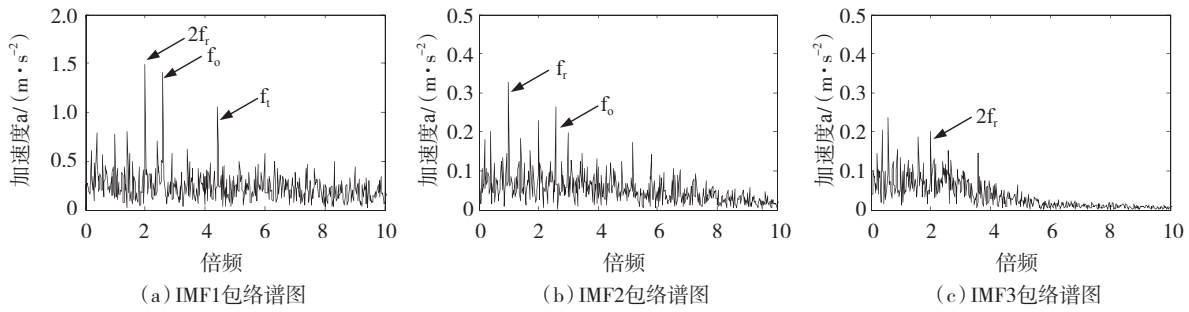


图5 轴承外圈和内圈耦合故障加速度信号的前3层IMF包络谱

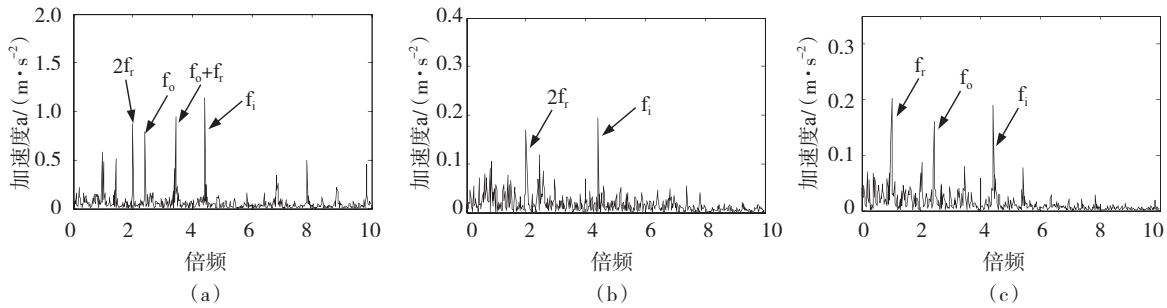


图6 盲源分离后轴承外圈和内圈耦合故障频谱

3.2 滚动轴承内圈和滚动体故障

在试验器左轴承座上换上具有内圈和滚动体故障的轴承，改变转子转速为2 513 r/min（旋转频率 $f_r=41.88$ Hz），采集得到轴承座上的3个通道加速度信号。

同样先采用EMD分解对滚动轴承耦合故障原始信号进行处理。以通道1为例，选取前3个IMF分量，然后对这3个IMF进行Hilbert变换，得到包络信号，最后对包络信号进行频谱分析，其包络谱如图7所示。在这3个包络谱中我们能找到滚动轴承内圈故障特征频率 f_i 的谱线和滚动体故障特征

频率 f_o 的谱线以及转子旋转频率的谱线，但是很难看到转子2倍旋转频率的谱线，并且在其周围存在较强的其他频率成分，滚动轴承的故障特征频率不够明显。

应用本文方法，首先，对3个通道的原始信号都进行EMD分解，每个通道都选取前3个IMF分量。然后对各IMF分量进行Hilbert变换，得到其包络信号，3个通道可得到9个包络信号。将9个包络信号经过FastICA算法分离后得到9个信号，从中选出3个反映滚动轴承故障特征的信号，如图8所示。

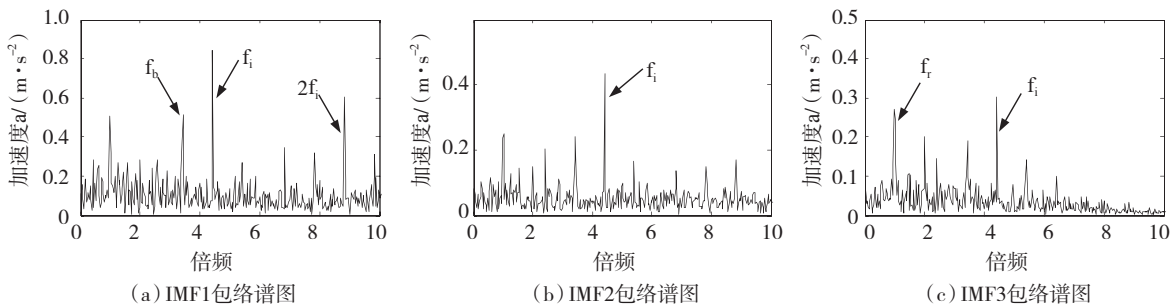


图7 轴承滚动体和内圈耦合故障加速度信号的前3层IMF包络谱

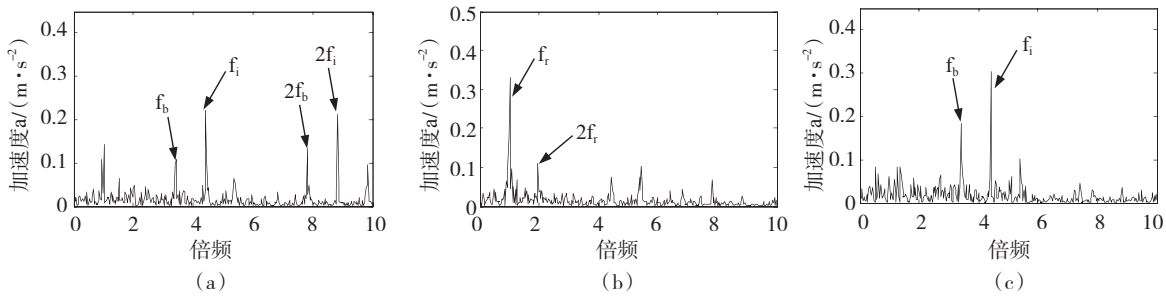


图8 盲源分离后轴承内圈和滚动体耦合故障频谱

可以看出：图8(a)中，在滚动轴承内圈故障特征频率 f_i 处的谱峰值非常明显，同时在滚动体故障特征频率 f_b 和 $2f_b$ 和 $2f_i$ 处也有明显峰值出现，因此，该分离信号主要表现为轴承内圈故障特征；图8(b)中，在转子旋转频率 f_r 处的谱峰值非常明显。同时在 $2f_r$ 处也有明显峰值出现，显然该分离信号主要表现为转子不平衡特征；图8(c)中，在轴承内圈故障频率 f_i 和滚动体故障特征频率 f_b 处有较大峰值，表现为轴承内圈故障和滚珠故障特征。由此可见，经过盲分离后，不仅有效的抑制了噪声，而且突出了滚动轴承故障特征。

3.3 滚动轴承外圈和滚动体故障

在试验器左轴承座上换上具有外圈和滚动体故障的轴承，改变转子转速为3 654 r/min(旋转频率 $f_r=60.9$ Hz)，采集轴承座上的3个通道加速度信号。

图9为通道1加速度信号只采用Hilbert-Huang变换得到的包络谱。由图9可以看出：在这3个包

络谱中虽然能找到滚动轴承外圈故障特征频率 f_o 的谱线和滚动体故障特征频率 f_b 的谱线以及转子旋转频率的谱线，但是在其周围有干扰频率的存在，滚动轴承的故障特征频率不够明显。

同样应用本文方法，经过Hilbert-Huang变换和盲源分离后得到的信号包络谱如图10所示。可以看出：图9(a)中，在转子旋转频率 f_r 处有较大峰值，同时轴承外圈故障频率 f_o 和 $2f_o$ 处也有明显峰值出现，并且在滚动体故障特征频率 f_b 处也有明显峰值出现。因此，该分离信号主要表现为转子不平衡特征；图9(b)中，在滚动轴承外圈故障特征频率 f_o 和转子旋转频率 f_r 处的谱峰值都非常明显，因此，该分离信号主要表现为轴承外圈故障特征和转子不平衡特征；图9(c)中，在轴承外圈故障特征频率 f_o 处峰值非常明显，显然，该分离信号表现为轴承外圈故障。试验数据处理结果表明，本文方法用于滚动轴承耦合故障特征提取效果是明显的。

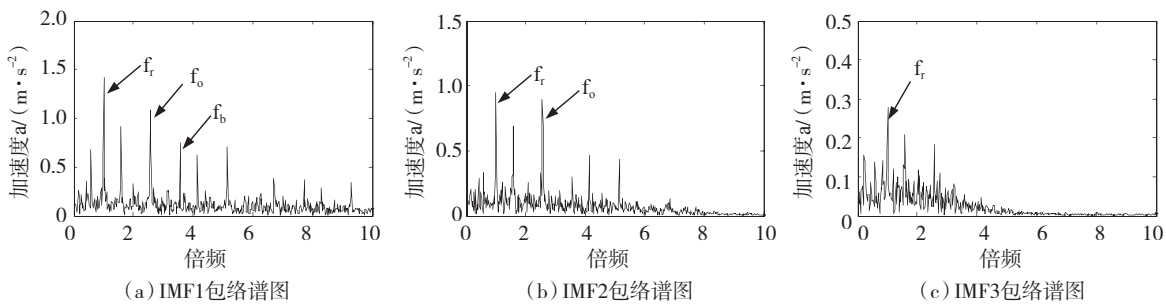


图9 轴承外圈和滚动体耦合故障加速度信号的前3层IMF包络谱

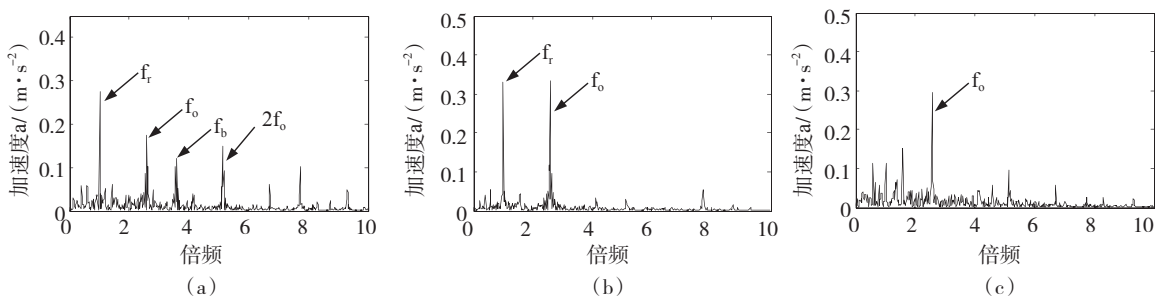


图10 盲源分离后轴承外圈和滚动体耦合故障频谱

4 结 论

针对滚动轴承耦合故障诊断, 结合Hilbert-Huang变换和盲分离技术, 提出了基于Hilbert-Huang变换和盲信号处理的滚动轴承耦合故障特征提取方法, 首先对滚动轴承归还加速度信号进行EMD分解, 得到IMF分量, 然后对分解信号进行Hilbert变换得到包络信号, 最后对包络信号进行盲分离, 再对得到的分离后的包络信号进行谱分析, 从而提取出滚动轴承故障特征。

(2) 建立了转子-滚动轴承试验台, 进行了滚动轴承耦合故障模拟试验, 对本文方法进行了验证。结果充分表明了本文方法的正确有效性。

参 考 文 献

- [1] 梅宏斌. 滚动轴承振动监测与诊断[M]. 北京: 机械工业出版社, 1996.
- [2] 史东锋, 鲍明, 屈梁生. 小波包络分析在滚动轴承诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2000, 11(12): 1382-1385.
- [3] 陈果. 滚动轴承早期故障的特征提取与智能诊断[J]. 航空学报, 2009, 30(2): 362-367.
- [4] 傅勤毅, 章易程, 应力军, 等. 滚动轴承故障特征的小波提取方法[J]. 机械工程学报, 2001, 37(2): 30-32.
- [5] 程军圣, 于德介, 邓乾旺, 等. 连续小波变换在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2003, 14(23): 2037-2040.
- [6] 郝如江, 卢文秀, 褚福磊. 滚动轴承故障信号的多尺度形态学分析[J]. 机械工程学报, 2008, 44(11): 160-165.
- [7] 罗奇峰, 石春香. Hilbert-Huang变换理论及其计算中的问题[J]. 同济大学学报, 2003, 31(6): 637-640.
- [8] Rai V K, Mohanty A R. Bearing fault diagnosis using FFT of intrinsic mode functions in Hilbert-Huang transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6): 2607-2615.
- [9] Huang N E, Shen Z, Long S R. The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis[J]. Pro.Roy.Soc.London A, 1998, (454): 903-995.
- [10] 李舜酩. 转子振动故障信号的盲分离[J]. 航空动力学报, 2005, 20(5): 751-756.
- [11] Gelle G, Colas M. Blind source separation: a tool for rotating machine monitoring by vibrations analysis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2001, 248(5): 865-885.
- [12] 胥永刚, 张发启, 何正嘉. 独立分量分析及其在故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2004, 23(2): 104-107.
- [13] 杨福生, 洪波. 独立分量分析的原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.

作 者 简 介

- 乔保栋 (1985—), 男, 山东菏泽人, 硕士研究生。
 陈 果 (1972—), 男, 四川武胜人, 教授, 博士生导师, 主要从事航空发动机状态监控与故障诊断等研究。
 曲秀秀 (1985—), 女, 山东德州人, 硕士研究生。