



乔保栋

# 基于小波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 南京 210016)

**摘 要:**结合小波变换和盲源分离的优点,提出一种基于小波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小波分解,得到故障产生的共振频带,并进行包络解调,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。运用转子-滚动轴承故障实验台,模拟了滚动轴承耦合故障。结果表明:该方法较单一小波分析方法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:**滚动轴承;故障诊断;小波变换;盲源分离

**中图分类号:**TH165 **文献标识码:**A **文章编号:**1003-8728(2012)01-0053-06

## A Rolling Bearing Coupling Fault Diagnosis Method Based on Wavelet Transform and Blind Source Separation

Qiao Baodong, Chen Guo, Qu Xiuxiu

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

**Abstract:** We perform the wavelet decomposition of the fault signal of a rolling bearing to obtain its resonance frequency band and then demodulate its envelop with the wavelet transform. Then we carry out the blind source separation of the fault signal thus demodulated and the frequency spectral transform of the fault signal thus separated. The frequency spectral diagram clearly shows the frequencies of the fault features of the rolling bearing. Finally, we use the experimental rig for the fault diagnosis of a rotor-rolling bearing to simulate its coupling fault. The simulation examples verify that our fault diagnosis method has better de-noising capability and can better extract the fault features of the rolling bearing.

**Key words:** rolling bearing; coupling fault diagnosis; wavelet transform; blind source separation

滚动轴承是各种旋转机械中应用最广泛的一种通用机械部件,它的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<sup>[1]</sup>。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<sup>[2~7]</sup>。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[8]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的特点。目前已经有许多研究者将

收稿日期:2010-06-28

基金项目:国家自然科学基金项目(50705042)和航空科学基金项目(2007ZB52022)资助

作者简介:乔保栋(1985-) 硕士研究生,研究方向为航空发动机状态监测与故障诊断和非线性转子动力学等, qiaobaodong623@sina.com;陈 果(联系人),教授,博士生导师, czzyx@263.net

Hilbert-Huang变换应用于滚动轴承故障诊断<sup>[9,10]</sup>,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滚动轴承故障具有重要意义。

在综合目前方法的优点基础上,充分利用小波变换和盲源分离的优点,提出一种结合小波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 基于小波变换和盲源分离的滚动轴承耦合故障分离新方法

小波变换通过采用不同的尺度因子,即可实现具有不同中心频率和带宽的带通滤波器,可以对振动信号在不同的频率范围内进行分析,因此可从中提取出能够真实反映轴承冲击振动现象的特征。但是小波变换对信号的局部并没有自适应性,在变换中小波基的选择对分析结果影响较大。

滚动轴承故障信号往往是通过轴承座或者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,这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。由于在实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。

盲分离问题的基本思想就是在独立源  $S$  和混合矩阵  $A$  未知的前提下,寻找一个分离矩阵  $W$ ,使得  $y = W^T x = W^T A S$  是源信号的一个最佳估计。目前该领域对于分离矩阵  $W$  的求解方法多种多样。考虑到算法的自适应处理过程以及收敛速度,本文中采用最经典的“快速 ICA 算法”——FastICA 算法。

参考相关文献 [11 ~ 14],将基于负熵判据的 FastICA 算法的实现步骤归纳如下:

1) 对混合数据进行预处理:去均值、自相关、白化;

2) 选择初始分离矩阵  $W$ ;

3) 迭代更新分离矩阵

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

$$E\{g(W^T(n)z)\}W(n) \quad (1)$$

4) 分离矩阵标准化

$$W(n+1) = \frac{W(n+1)}{\|W(n+1)\|} \quad (2)$$

5) 如果相邻的  $W$  变化小于预定的值,则迭代停止;否则返回步骤 3)。

得到分离矩阵之后,求出源信号的估计为

$$\tilde{s}(t) = Wx(t) = WAs(t) \quad (3)$$

在现有研究的基础上,提出一种结合小波变换、Hilbert 变换以及盲源分离的新技术,先运用小波变换得到所需要的共振频带,再用希尔伯特变换进行包络解调,最后对所得信号进行盲源分离,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耦合故障特征提取。综合分析方法示意图如图 1 所示。

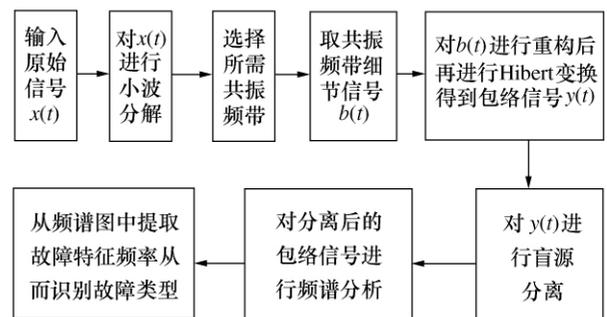


图 1 综合分析方法示意图

## 2 转子-滚动轴承故障实验台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-滚动轴承故障实验台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-滚动轴承故障实验台如图 2 所示。该转子故障实验台包括转轴、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。

轴承座 转轴 转盘 齿轮箱 调速电机

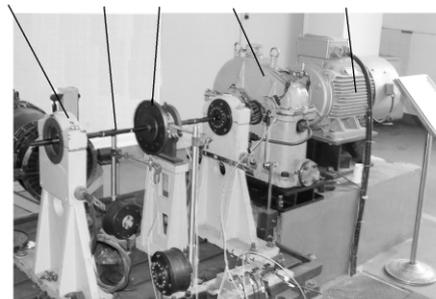


图 2 转子-滚动轴承故障实验台

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。

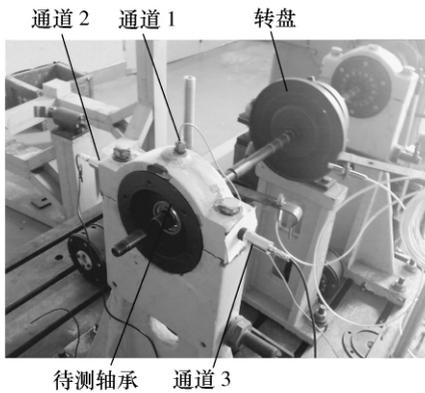


图 3 加速度传感器安装示意图

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。

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。

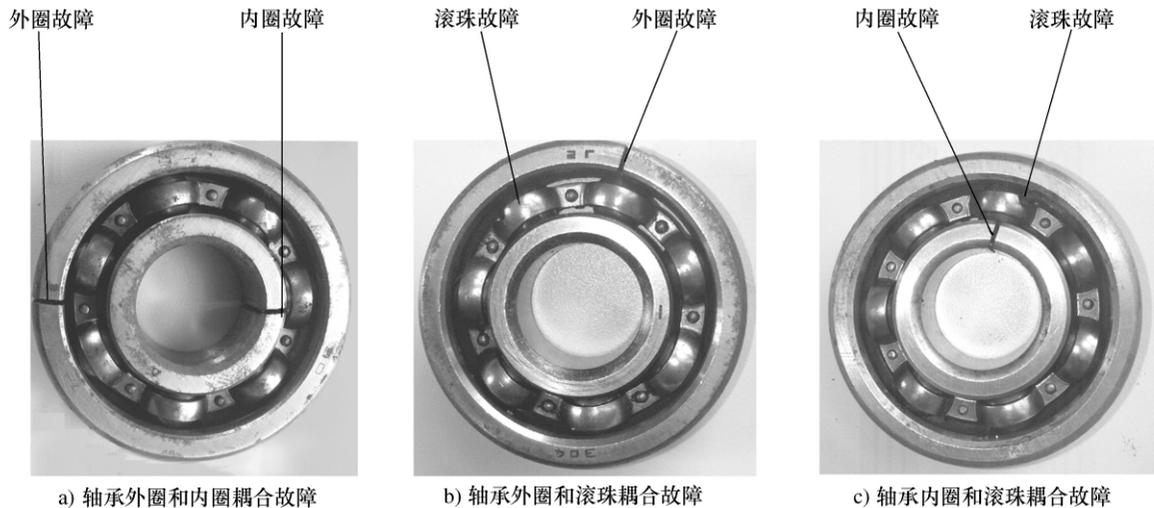


图 4 故障轴承示意图

表 1 HRB6304 滚动轴承主要计算参数

外圈直径 $R/\text{mm}$	内圈直径 $r/\text{mm}$	节径 $D/\text{mm}$	滚动体直径 $d/\text{mm}$	滚动体 个数 $Z$	接触角 $\alpha$
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	$4.433f_r$	$2.567f_r$	$0.375f_r$	$3.482f_r$

注:  $f_r$  为转轴的旋转频率。

### 3 基于小波分析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

在实验台上的左轴承座处, 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  $f_r = 57.55 \text{ Hz}$ ) 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, 采用小波变换对滚动轴承耦合故障原始信号进行分解。以通道 1 为例, 选用小波函数 dB2 对通道 1 的原始信号进行 3 层分解, 得到三层细节信号  $d_1$ 、 $d_2$  和  $d_3$ 。再对各层细节信号进行 Hilbert 变换, 得到其包络信号, 然后再对包络信号进行频谱分析, 其包络谱如图 5 所示。

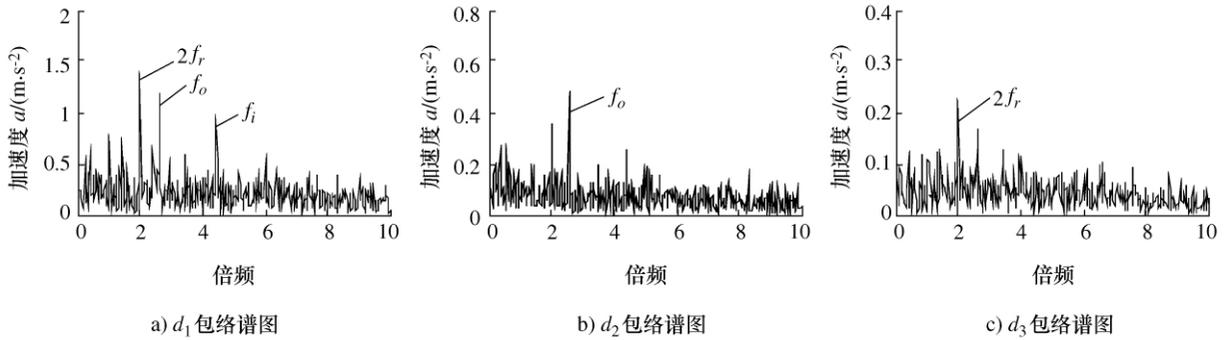


图5 轴承外圈和内圈耦合故障加速度信号的前3层小包包络谱

在这3个包络谱中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。

有鉴于此,应用本文方法,首先,对3个通道的

原始信号都进行3层小波分解,每个通道都可得到三层细节信号 $d_1$ 、 $d_2$ 和 $d_3$ 。对各层细节信号分别进行Hilbert变换,得到其包络信号,这样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6所示。

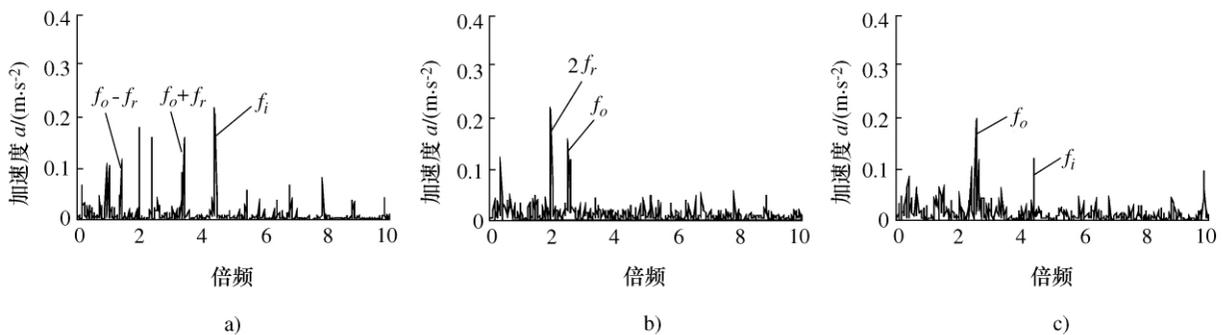


图6 盲源泉分离后轴承外圈和内圈耦合故障频谱

可以看出:图6a)中,滚动轴承内圈故障特征频率 $f_i$ 的谱峰值非常明显,同时在外圈故障特征频率 $f_o$ 和旋转频率 $f_r$ 处也有较小峰值出现,同时还出现了它们的组合频率 $f_o - f_r$ 、 $f_o + f_r$ ,因此,该分离信号主要表现为轴承内圈故障特征;图6b)中,在 $2f_r$ 处的谱峰值非常明显,外圈故障特征频率 $f_o$ 处也有较小峰值存在,因此,该分离信号主要表现为转子故障特征;图6c)中,在轴承外圈故障频率 $f_o$ 处有较大峰值,同时在内圈故障特征频率处也有较小峰值出现,显然,该分离信号表现为轴承外圈故障特征。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。

### 3.2 滚动轴承内圈和滚动体故障

在实验台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2513 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。

同样先采用小波变换对滚动轴承耦合故障原始信号进行分解。以通道1为例,仍用小波函数dB2对通道1的原始信号进行3层分解,得到三层细节信号 $d_1$ 、 $d_2$ 和 $d_3$ 。对各层细节信号进行Hilbert变换,得到其包络信号,然后再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 $f_b$ 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。

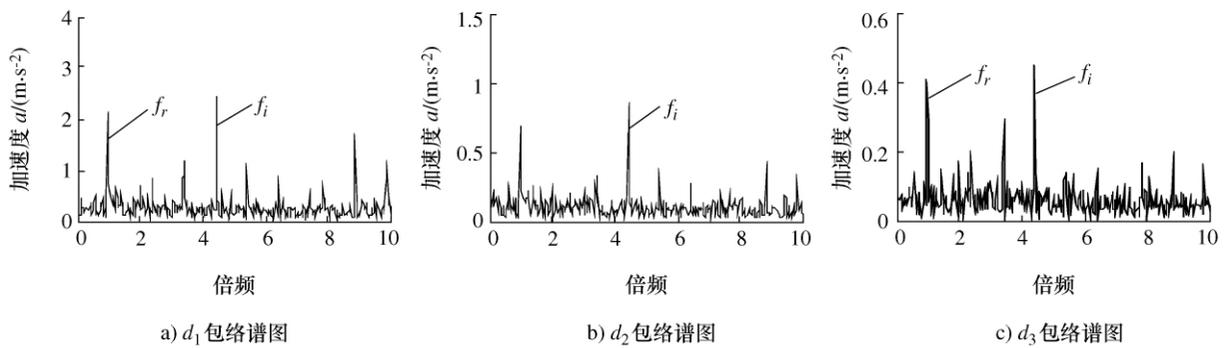


图 7 轴承滚动体和内圈耦合故障加速度信号的前 3 层小包包络谱

应用本文方法,首先对 3 个通道的原始信号都进行 3 层小波分解,每个通道都可得到三层细节信号  $d_1$ 、 $d_2$  和  $d_3$ 。对各层细节信号分别进行 Hilbert 变换,得到其包络信号,这样 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。

可以看出:图 8a) 中,滚动轴承内圈故障特征频率  $f_i$  和滚动体故障特征频率  $f_b$  两处的谱峰值非常明显,同时在  $2f_b$  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和滚动体故障特征;图 8b) 中,在  $f_r$  处的谱峰值非常明显,内圈故障特征频率  $f_i$  处也有较小峰值存在。因此,该分离信号主要表现为转子不平衡特征;图 8c) 中,在轴承内圈故障频率  $f_i$  处有较大峰值,同时在 2 倍转子频率  $2f_r$  处也有明显峰值出现,显然,该分离信号表现为轴承内圈故障特征。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。

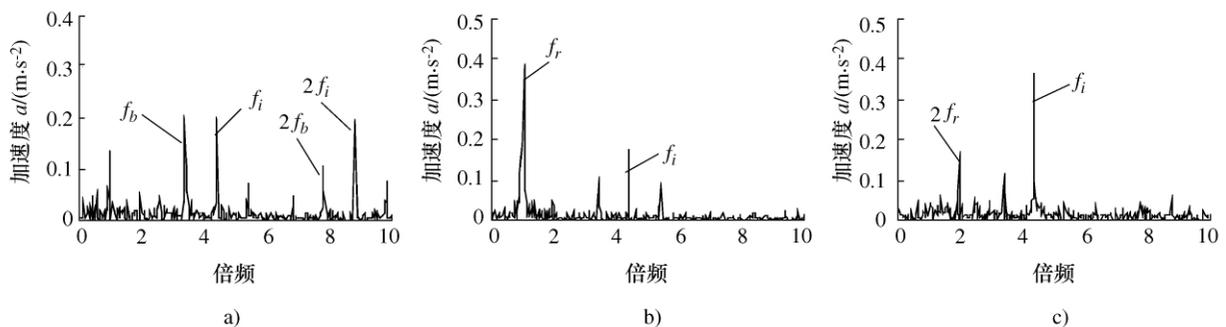


图 8 盲源分离后轴承内圈和滚动体耦合故障频谱

### 3.3 滚动轴承外圈和滚动体故障

在实验台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 加速度信号只采用小波变换得到的包络谱。有图 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,经过小波分解和盲源分离后得到的信号包络谱如图 10 所示。可以看出:图

10a) 中,转子旋转频率  $f_r$  处的谱峰值非常明显,因此,该分离信号主要表现为转子不平衡特征;图 10b) 中,滚动轴承外圈故障特征频率  $f_o$  处的谱峰值非常明显,同时在  $f_r$  处也有明显峰值出现,显然,该分离信号主要表现为轴承外圈故障特征;图 10c) 中,转子旋转频率  $f_r$  处和轴承外圈故障频率  $f_o$  处有较大峰值,同时在 2 倍轴承外圈故障频率  $2f_o$  处也有明显峰值出现,同时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轴承外圈故障特征和转子不平衡特征。实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。

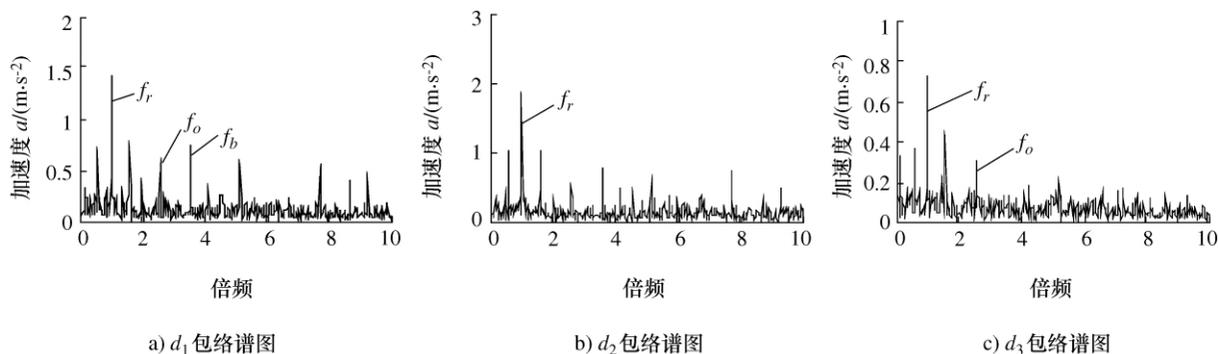


图9 轴承外圈和滚动体耦合故障加速度信号的前3层小包包络谱

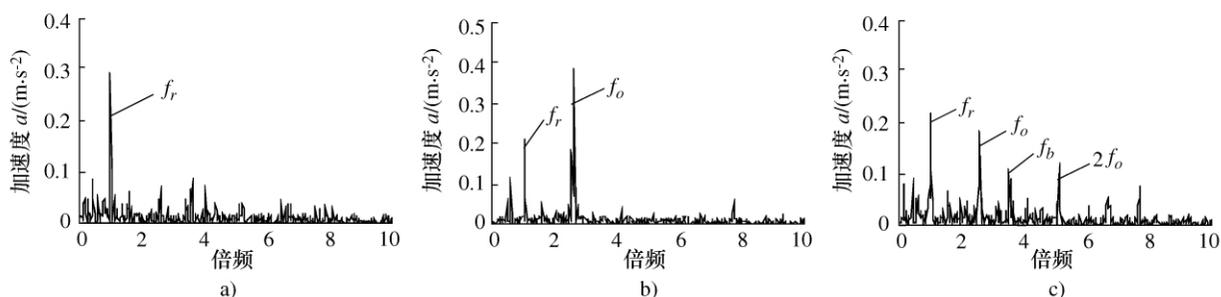


图10 盲源泉分离后轴承外圈和滚动体耦合故障频谱

#### 4 结论

1) 针对滚动轴承耦合故障诊断,结合小波变换和盲分离技术,提出了基于小波分析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小波分析,找到共振频带,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) 运用转子-滚动轴承实验台,进行了滚动轴承耦合故障模拟实验,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] 高斌, 陈果. 一种滚动轴承故障特征的时频综合分析法[J]. 机械科学与技术, 2009, 28(4): 517 ~ 521
- [4] 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
- [5] 傅勤毅, 章易程, 应力军, 李国顺. 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
- [6] 林京. 连续小波变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 1999, 33(11): 108 ~ 110
- [7] 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
- [8] 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
- [9] 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: 2607 ~ 2615
- [10] Huang N E, Shen Z, Long S R. The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[A]. *Proceedings of the Royal Society London A*[C], 1998, 454: 903 ~ 995
- [11] 马建仓, 牛奕龙. 盲信号处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006
- [12] 李舜韶. 转子振动故障信号的盲分离[J]. 航空动力学报, 2005, 20(5): 751 ~ 756
- [13] Gelle G, Colas M. Blind source separation: a tool for rotating machines monitoring by vibrations analysis [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2001, 248(5): 865 ~ 885
- [14] 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