

用盲反卷积和改进谱减法提取轴承微弱特征*

袁 幸¹, 朱永生¹, 洪 军², 张优云¹

(1. 西安交通大学现代设计及转子轴承系统教育部重点实验室 西安, 710049)

(2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安, 710049)

摘要 为了有效提取滚动轴承早期损伤时微弱的故障特征, 提出盲反卷积和改进谱减法(SSM)的振动信号分析方法。建立了滚动轴承振动信号卷积分析模型, 阐述了冲击传递过程, 根据无量纲特征构造了优化盲反卷积滤波器以检测振动信号中的微弱冲击成分。引入高效信号消噪方法-SSM 消除盲反卷积后的背景噪声以增强故障特征。由于工程中轴承噪声频带较宽且幅值相差较大易引起附加噪声分量, 在经典SSM 基础上, 根据滚动轴承振动信号损伤信息存在于低频和高频调制区的特点, 通过噪声能量和畸变量指标优化调整参数进行频域谱减。测试信号处理显示了改进SSM 的优越性。最后将盲反卷积和改进SSM 用于轴承诊断。结果表明, 该方法能提取滚动轴承早期损伤的冲击特征。

关键词 滚动轴承; 微弱特征; 盲反卷积; 改进谱减法

中图分类号 TH17; TH133.3

引言

目前, 滚动轴承在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^[1]。例如, 航空发动机中的航空轴承的好坏直接影响飞机的安全, 潜艇中轴承如果一旦损坏, 它所激发的振动就会由壳体传出而容易被声纳监测到。就机床而言, 在影响超精密加工工件面形精度的诸多因素中, 与主轴相关的往往占主要作用。而主轴轴承的精度等状况将直接影响主轴组件的工作性能, 其状态好坏直接关系到主轴的运行状态。因此, 开展滚动轴承的状态监测与诊断研究, 一直以来为许多学者所关注^[2-8]。

由于对滚动轴承早期微弱损伤诊断方法的研究还不够充分, 如何提取滚动轴承微弱故障特征, 揭示其早期、微弱、潜在故障及其发生、发展和转移, 依然是诊断领域面临的巨大挑战。轴承本身内部结构参数非常复杂, 动力响应谱图频带很宽, 服役条件的不确定, 因此难以对其振动信号进行分析。特别早期损伤时, 微弱的冲击又容易被背景干扰所淹没, 特征不易提取。

从滚动轴承振动信号产生机理的角度出发, 分

析其卷积混合特性。利用无量纲指标(峭度、歪度)为目标函数构造了优化盲反卷积滤波器对振动信号预处理以获取轴承早期损伤的振动模式。在此基础上, 引入SSM 进行模式增强, 并对SSM 进行改进, 提取振动信号中微弱冲击特征。该方法已用于滚动轴承早期诊断, 获得良好效果。

1 滚动轴承卷积混合原理与分离方法

1.1 卷积混合原理

滚动轴承损伤信号的数值模拟是选择信号处理方法的基础, 使用较多的是P. D. McFadden 和J. D. Smith 建立的调幅振动分析模型^[9]

$$x(t) = x_f(t)x_b(t)x_l(t) + n(t) \quad (1)$$

其中: $x(t)$ 为测试信号, $x_f(t)$ 为损伤诱发冲击序列; $x_b(t)$ 为轴承自身本体振动信号; $x_l(t)$ 为由负荷分布诱发的振动信号; $n(t)$ 为干扰信号。

轴承出现损伤时, 表征损伤的特征将复现每一次旋转之中, 如图1所示, 并同时受到轴承不同零件及支座的局部脉冲响应的滤波作用, 最终为测振传感器所接收^[10-11]。事实上, 如果轴承损伤为中、后期, 损伤部位冲击所激励的高频振动能量值很大, 用经

* 国家科技重大专项资助项目(编号:2009ZX04014-015); 国家科技重大专项资助项目(编号:2009ZX04014-101); 国家高新技术研究发展计划(“八六三”计划)资助项目(编号:2009AA04Z147)

收稿日期:2010-10-17; 修改稿收到日期:2011-06-30

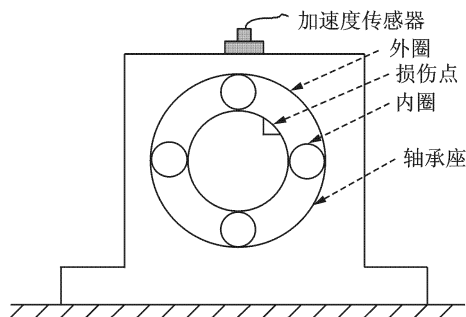


图1 滚动轴承振动测试示意图

典的共振解调谱就能得到满意效果。如果为早期损伤,振动所激励能量值很弱,经过内、外圈、支座等零件结构滤波后冲击特征量很容易被平滑掉。因此,考虑机械结构卷积滤波作用对获取弱冲击模式更为有利,新的混合模型可表示为

$$x(t) = [x_f(t)x_b(t)x_l(t) + n(t)] * h(t) \quad (2)$$

其中: $h(t)$ 为未知机械结构冲击响应传递函数。如果设 $x_s(t) = x_f(t)x_b(t)x_l(t) + n(t)$,对式(2)离散后则可通过源信号输入 $x_s(i)$ 获得测试信号 $x(i)$

$$x(i) = \sum_{m=1}^m h(m)x_s(i-m) \quad (3)$$

1.2 优化盲反卷积算法

为了从测试信号中提取弱冲击模式,增加一个滤波器(即盲反卷积)来抑制传输通道的影响,以便恢复源信号 $x_s(i)$ 的最佳估计。就单通道而言,盲反卷积的突出优点是只需一个传感器,不需要传递结构的具体属性,就可重建源信息。基本流程如图2所示。

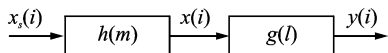


图2 盲反卷积基本流程

盲反卷积的首要任务是通过式(4)中的最优反卷积滤波器 $g(l)$ 获得输出 $y(j)$

$$y(j) = \sum_{l=1}^L g(l)x(j-l) \quad (4)$$

应用盲反卷积滤波所得输出信号 $y(j) \approx \beta x(j-j_0)$, $j, j_0 \in Z$; β 为常量因子,表示滤波输出信号与输入信号成反比, L 为滤波器长度。

实践表明,峭度、歪度等无量纲指标对冲击十分敏感,可有效捕捉信号弱冲击^[1]。因此盲反卷积过程使用信号4阶、3阶矩,优化目标函数为

$$A_\lambda[g(L)] = \sum_{j=1}^N y^\lambda(j) / \left[\sum_{j=1}^N y^2(j) \right]^{\lambda/2} \quad (5)$$

其中: λ 为高阶统计量的阶次。根据峭度和歪度, λ 可分别确定为4和3。实际中的滤波器的长度 L 总是有

限。上述问题最终归结为基于高阶统计量优化目标函数的数值计算问题。设置计算误差进行迭代运算便可求得滤波器系数,本文计算误差值设为0.001,以保证精度。

2 优化盲解卷积滤波应用实例

滚动轴承早期损伤信号处理直接采用阈值消噪技术,由于阈值选取的随机性,隐含在强烈干扰下的微弱冲击模式可能会被滤除掉。因而采用对冲击成分敏感的三阶或四阶统计量进行预处理,可以对混合信号反卷积以获得其微弱特性。选择峭度四阶矩优化滤波器。轴承诊断的实践表明,单通道盲反卷积滤波器的长度控制在35~40之间解卷积效果最佳,可提高估计信号的可信度,增强算法的可靠性和实用性。为了验证上述方法的有效性,采用美国CWRU轴承中心的测试数据^[12]进行盲反卷积试验。

图3为试验装置,试验轴承为SKF 6205-2RS,轴承内径为25.001 2 mm,外径为51.998 9 mm,厚度为0.590 6 mm,节径为39.039 8 mm,滚动体直径为15.001 2 mm。试验装置由一个1.5 kW电动机一个扭矩传感器/译码器、一个功率测试计与相应电器控制装置组成。将振动加速度传感器安装在带有磁力基座的机架上,振动信号由16通道数据记录仪采集得到,采样频率为12 kHz。

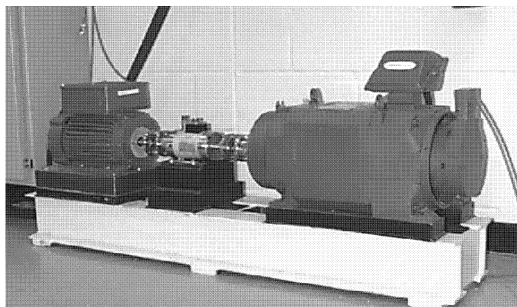


图3 试验装置

图4为轴承钢球出现早期损伤的时域波形、功率谱、共振解调谱。由图可见,由于结构滤波和噪声干扰,从时域波形中难以识别冲击存在,微弱的冲击特征被掩盖。功率谱低频成分凌乱,没有故障特征谱线,用于早期损伤时不敏感。截取0~200 Hz的共振解调谱,136.2~145.8 Hz频带内没有钢球的故障特征频率139.2 Hz,因而给诊断工作造成了极大的困难。轴承噪声峭度值约为3,可按高斯型噪声考虑,盲反卷积的过程恰恰对高斯噪声有很强的免疫力,因此对轴承盲反卷积可发现其中的弱冲击。

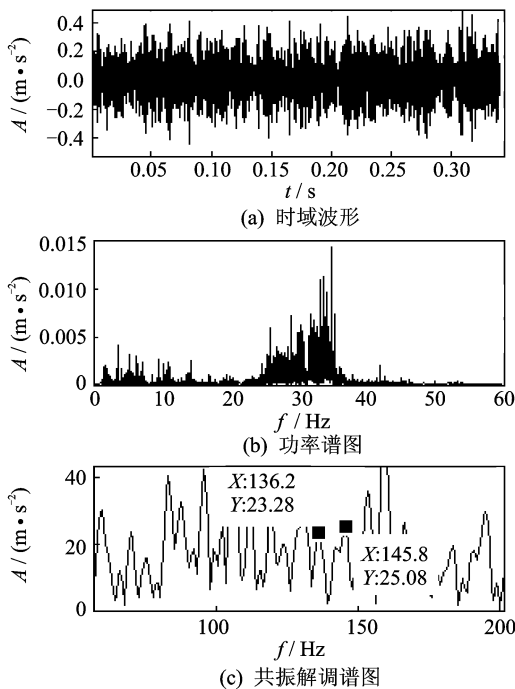


图4 钢球早期损伤波形及其谱图

图5为应用最优盲反卷积后的时域波形图。由图可以看出,波形中已经显示出了一定的冲击分量。由于噪声的干扰,冲击特征很弱,图中 d_1 和 d_2 代表冲击模式。 $d_1 \sim d_2$ 的间隔约为0.007 8 s,这与故障特征频率139.2 Hz几乎一致,可见盲反卷积方法起到了一定的成效。但还不能判定为钢球损伤,因为时域诊断随机性大,往往存在一定误差。再者,上述的盲反卷积预处理虽然得到了冲击模式,但并不能显示频谱特性,故障频率由于噪声干扰严重引起“毛刺”频率较多难以定量得到。为了进一步确定其频率特征,就必须抑制噪声影响以获得较为“纯净”的谱图,对图5的信号采用SSM处理可增强故障特征。

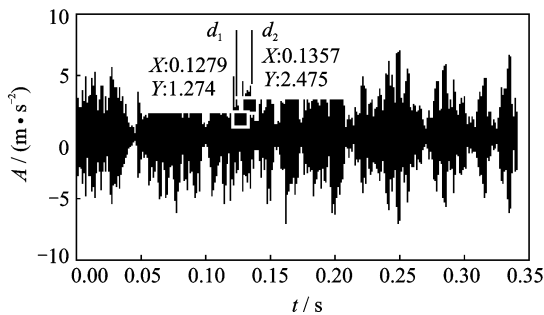


图5 盲解卷积后时域波形

3 改进的SSM及其应用

滚动轴承振动信号的消噪技术问题是研究的热点。小波消噪方法原理简练,实现方便,使其在信号消噪领域获得了成功应用。李兵^[13]提出了采用形态

提升小波变换对轴承故障信号分析的方法,并准确提取淹没在背景噪声中的故障特征频率。Nikolaou^[14]采用复平移MORLET小波消除噪声干扰并从中提取包络谱特征。S. Abbasion^[15]根据轴承特征频率优化小波分解层数,应用于多故障分类当中。在轴承早期诊断中,小波函数及消噪阈值的选取困难小波分解时的能量泄露和基函数匹配滤波作用的影响,很容易忽略谱图中的微弱谱峰。

3.1 经典SSM基本原理

SSM是在有用信号与噪声相互独立的条件下。从带噪信号的功率谱中减去噪声功率谱从而得到较为纯净的频谱^[16-17]。滚动轴承噪声为高斯型噪声,与局部损伤激励的冲击信号统计独立,因而可采用SSM有效抑制噪声干扰。对式(1)进行转换,设 $s(t) = x_f(t)x_b(t)x_l(t)$ 为最后要获取的较“纯净”信号,则

$$x(t) = s(t) + n(t) \quad (6)$$

对上式进行FFT变换,可得

$$x(\omega) = s(\omega) + n(\omega) \quad (7)$$

对式(7)两端平方运算

$$|x(\omega)|^2 = |s(\omega)|^2 + |n(\omega)|^2 + 2\text{Re}[s(\omega)n^*(\omega)] \quad (8)$$

由于 $s(t)$ 和 $n(t)$ 的统计独立性,上式最后一项为0,则式(8)可描述为

$$|s(\omega)| = [|x(\omega)|^2 - |n(\omega)|^2]^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

SSM要求信号具备平稳性,因而对滚动轴承信号处理时要进行短时加窗处理,本文加Hanning窗,设 k 为所分频带,式(9)表达为

$$|s_k(\omega)| = [|x_k(\omega)|^2 - |n_k(\omega)|^2]^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

鉴于有用信号 $s_k(t)$ 在测试信号 $x_k(t)$ 中的能量比较微弱,因此噪声 $n_k(t)$ 的估计可以由通频带测试信号的平均得到。考虑到计算的误差,设置因子 λ 进行修正,本文 λ 取值为0.95~0.99。

$$|n_k(t)| = \frac{1 - \lambda}{1 - \lambda^{k-1}} A_{k-1}(t) \quad (11)$$

$$A_k(t) = \lambda A_{k-1}(t) + |x_k(t)| \quad (12)$$

$$A_0(t) = 0, B_1(t) = 0 \quad (13)$$

设 $A_k(t)$ 为中间变量,式(11)-式(13)即为经典SSM的轴承噪声估算公式,代入式(10)就可获得消噪后的信号。由计算过程可见,SSM是一种通过对噪声的估算来进行消噪的方法,可以有效避免小波阈值和基函数选取的困难同时又避免了能量泄露,不会对有用信号成分产生任何影响,所以不会忽略弱冲击成分。由于滚动轴承噪声频带很宽,功率谱随机变化范围较大,频域中的最大、最小值往往相差几

个数量级,使用经典SSM降噪时会出现附加噪声分量,使得SSM降噪后谱图出现随机峰值而影响辨识效果。本文则对经典SSM加以改进。

3.2 经典与改进的SSM降噪对比

研究表明,轴承振动信号中噪声与损伤冲击成分在能量分布上差别很大。噪声能量分布均匀,冲击特征频率则集中于低频和低频调制区中,因此可对这两个频带加以调整,更好突出弱冲击诱发的损伤频率。将(10)式变换为如下形式

$$|s_k(\omega)| = [|x_k(\omega)|^\beta - \alpha |n_k(\omega)|^\beta]^{1/\beta} \quad (14)$$

通过不断调整参数 α 和 β ,可得到更加优良的降噪结果。增大 α, β 可以压缩噪声,但在一定程度上会诱发信号畸变。为了高效消除噪声,同时使信号的畸变量最小,利用频域噪声能量指标和信号畸变指标^[18]来定量评价降噪效果以迭代优选 α, β 的具体数值。轴承信号处理表明, $\alpha=0.6, \beta=3$ 为最佳参数,可以兼顾信噪比和畸变量。

在图5盲反卷积的基础上,分别采用经典和改进的SSM对钢球早期损伤轴承进行降噪处理,如图6

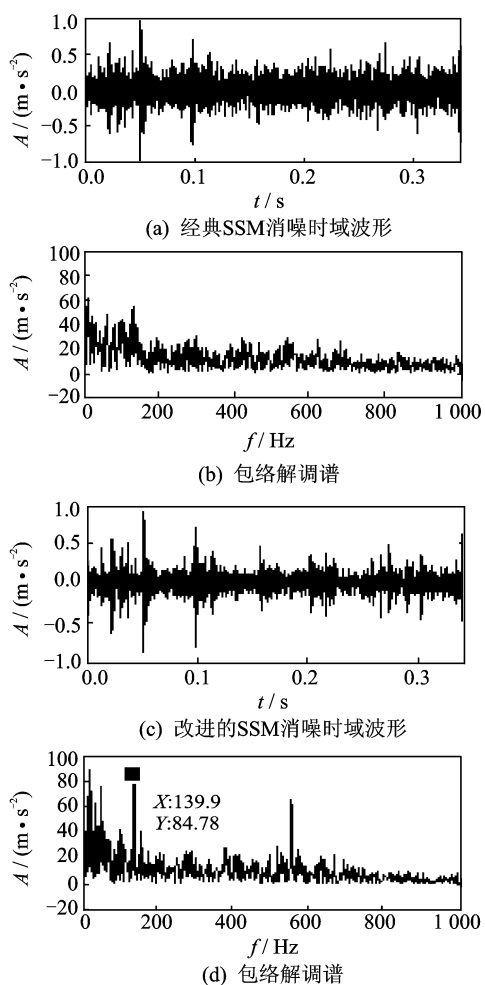


图6 经典与改进的SSM降噪结果对比

所示。由图可以看出,采用经典SSM降噪后时域波形较图5更“纯净”,冲击成分更加显著。但是由于噪声干扰Hilbert解调结果很差,谱线杂乱,难以提取出损伤频率。改进SSM降噪后时域波形冲击成分更加明显,在Hilbert解调谱100~200 Hz之间明显存在139.9 Hz的谱峰,与钢球损伤频率一致,由此表明,改进SSM具有明显的优越性,可以有效抑制附加噪声的影响。

4 滚动轴承诊断实例

上述研究采用钢球早期损伤实例,实际上内、外圈损伤在工程上也比较多见。仍然使用美国CWRU轴承中心的测试数据应用盲反卷积和改进SSM进行轴承早期损伤诊断,图7为本文方法流程简图。图8、图9中 a, b 是原始测试信号波形、包络谱。



图7 本文方法流程图

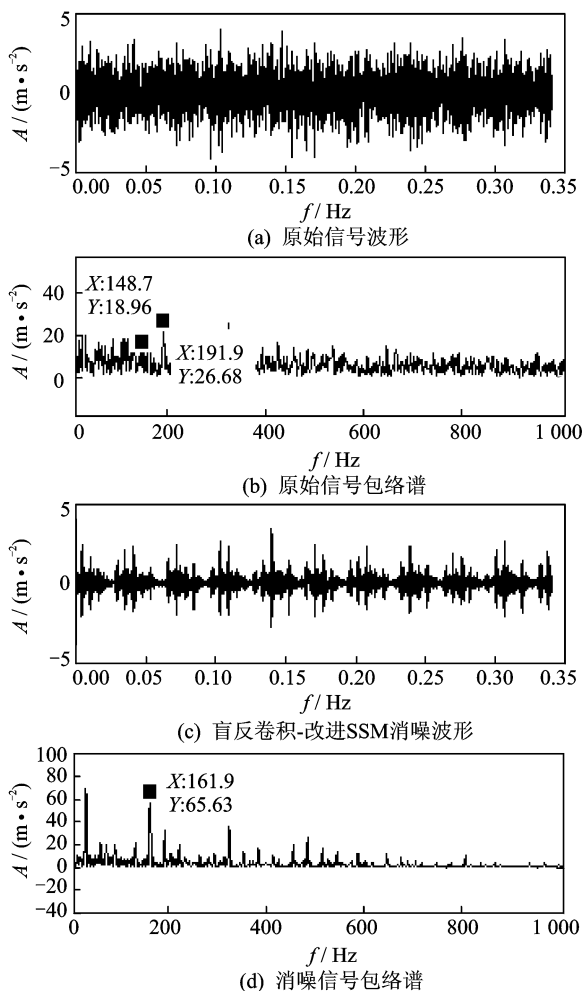


图8 内圈早期损伤波形及包络谱图

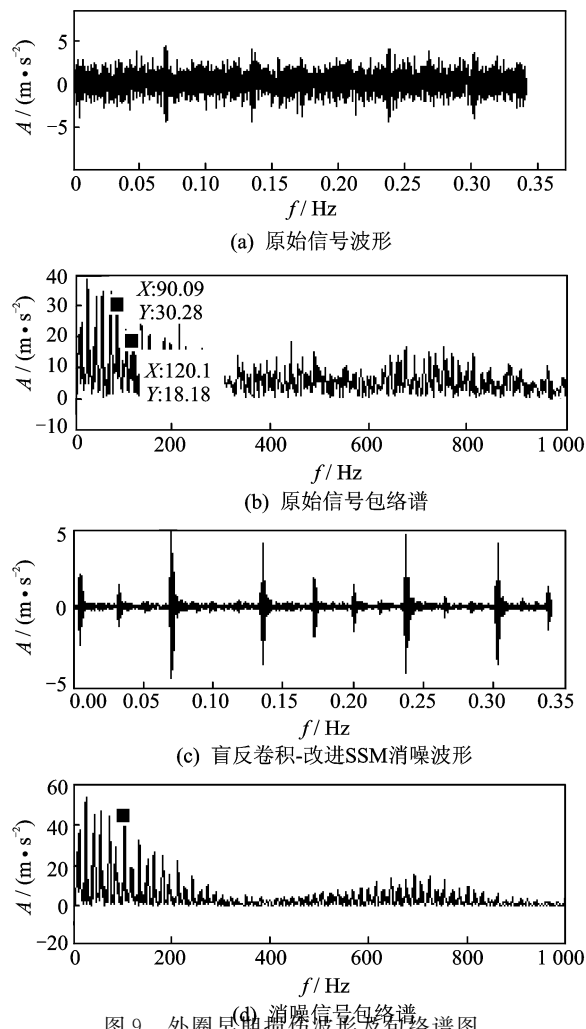


图9 外圈早期损伤波形及包络谱图

c, d 是利用盲反卷积和改进SSM处理后的波形与包络谱。由图可见,如果直接对测试信号处理由于结构滤波和噪声干扰,微弱的冲击分量被淹没,直接进行包络分析难以得到准确的故障信息,谱图上损伤频率无法识别。按图7流程处理后,微弱的冲击分量得到很好的增强,保留了损伤细节信息,两张谱图中161.9和107.7 Hz的谱峰清晰可辨,分别与内、外圈损伤频率162.1和107.3 Hz相吻合。

5 结 论

(1) 在已有研究基础上考虑到机械结构滤波作用建立了滚动轴承振动信号混合模型,以峭度高阶矩构造优化盲反卷积滤波器,实现了轴承早期损伤弱冲击模式的提取。与盲反卷积前的信号对比表明,早期微弱冲击成分的检测应当考虑振动传输过程的影响,该卷积混合模型更加符合实际。

(2) 将SSM引入到滚动轴承早期诊断,基于SSM的基本原理和算法,对盲解卷积后的信号消

噪。针对轴承信号的实际特点提出了一种改进的SSM消除附加噪声的干扰。试验信号分析表明,改进SSM成功提取了轴承早期损伤的特征频率。

(3) 轴承早期损伤信号处理表明,使用盲反卷积先对测试信号预处理再进行改进SSM消噪,可以有效检测微弱的冲击信息。该算法简便,可应用在智能诊断方面。

参 考 文 献

- [1] 何正嘉,陈进,王太勇. 机械故障诊断理论及应用[M]. 北京:高等教育出版社,2010.
- [2] 谢明祥,杨富春,周晓军,等. k 阶循环环解调用于滚动轴承故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断,2011, 31(2):139-143.
- [3] 李辉,郑海起,唐力伟. 基于倒双谱分析的轴承故障诊断研究[J]. 振动、测试与诊断,2010, 30(4):353-356.
- [4] Wang Y F, Kootsookos P J. Modeling of low shaft speed bearing faults for condition monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,1998,12(3):415-426.
- [5] Hong Hoonbin, Liang Ming. Fault severity assessment for rolling element bearings using the Lempel-Ziv complexity and continuous wavelet transform [J]. Journal of Sound and Vibration, 2009,320(1) 452-468.
- [6] Tandon N, Choudhury A. An analytical model for the prediction of the vibration response of rolling element bearings due to a localized defect[J]. Journal of Sound and Vibration,1997, 205(3): 275-292.
- [7] Peng Z K, Peter W. Tse F. L. Chu. A comparison study of improved Hilbert-Huang transform and wavelet transform: Application to fault diagnosis for rolling bearing [J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2005, 19(5): 974-988.
- [8] Khalid F. Al-Raheem, Asok Roy, K. P. Ramachandran. Application of the Laplace Wavelet Combined With ANN for Rolling Bearing Fault Diagnosis [J]. ASME, Journal of Vibration and Acoustics, 2008, 130(5): 1-9.
- [9] McFadden P D, Smith J D. Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing [J]. Journal of Sound and Vibration, 1984, 96(1):69-82.
- [10] Xianhua Liu, Robert B. Randall. Blind separation of internal combustion engine vibration signals by a deflation method [J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2008,22(5):1082-1091.

- [11] 叶红仙. 机械系统振动源的盲源分离方法研究[D]. 浙江大学, 2008.
- [12] CWRU Bearing Data Center. seeded fault test data, <http://www.eecs.case.edu/>.
- [13] 李兵, 张培林, 刘东升等. 基于形态提升小波变换的滚动轴承故障特征提[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(1):36-40.
- [14] Nikolaou N G, Antoniadis I A. Demodulation of vibration signals generated by defects in rolling element bearings using complex shifted Morlet wavelets[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2002, 16(4):677-694.
- [15] Abbasion S. Rolling element bearings multi-fault classification based on the wavelet denoising and support vector machine [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(7):2933-2945.
- [16] Bollsf. Suppression of acoustic noise in speech using spectral Subtraction [J]. IEEE Trans on Acoust, Speech, Signal Processing, 1997, 227(2):113-120.
- [17] Sim B L, Tong Y C, Chang J S, et al. A parametric formulation of the generalized spectral subtraction method [J]. IEEE Trans on Speech and Audio Processing, 1998, 6(4): 328-337.
- [18] 孟建, 屈梁生. 基于主分量分析的噪声压缩技术研究[J]. 信号处理, 1998, 14(4): 318-324.

第一作者简介:袁 幸,男,1982年1月生,博士生。主要研究方向为轴承技术、机械监测诊断和轴承-转子系统分析。曾发表《转子-轴承系统故障非线性振动响应识别方法的研究》《机床与液压》2008年第36卷第4期)等论文。
E-mail: xing.yuan@stu.xjtu.edu.cn