

# 相关匹配在轴承故障诊断技术中的应用\*

柏林, 刘小峰, 刘子军

(重庆大学机械传动国家重点实验室 重庆, 400044)

**摘要** 在分析传统轴承故障诊断方法不足的基础上,提出了基于相关匹配的滚动轴承故障诊断新方法。该方法使用滚动轴承故障冲击的动力学模型建立故障脉冲的解析模型,并以该模型作为匹配原子,采用谱峭度、峭度、平滑系数及相关系数方法对匹配模型进行了全方位的优化。该方法在一维时间域上以周期性的最优化脉冲模型,对轴承振动信号中等时间间隔的故障脉冲进行最佳逼近,不仅解决了传统匹配追踪法的欠分解或过分解的问题,并能有效地提取出不同故障时间产生的故障脉冲,便于进一步的轴承故障的量化分析。仿真和试验结果验证了该方法的可行性与有效性。

**关键词** 滚动轴承; 相关匹配; 匹配追踪; 谱峭度

**中图分类号** TH133.33

## 引言

滚动轴承是旋转机械的常见部件,其轻微故障都有可能改变部件的运行状态,进而牵连到其他部件,影响到整台设备的可靠性、精度及使用寿命。对滚动轴承进行状态监测,及早发现轴承潜在的故障对于保障设备的正常运行是至关重要的。轴承故障会导致振动信号中出现间断性冲击响应成分,这种脉冲响应成分通常在时域上的发生时间间隔可用来诊断轴承元件的局部损伤<sup>[1]</sup>。因此,许多传统的方法通过对冲击响应成分的周期检测与提取来辨识轴承故障根源所在,但在复杂工况下,轴承故障脉冲在各种噪声的干扰作用下产生了很大的畸变,传统的信号处理方法往往不能达到提取或突出故障脉冲信号的目的。如时频分析法由于分辨率限制或交叉项的干扰,使得故障脉冲成分在时频谱中并不凸显<sup>[2]</sup>;循环平稳分析方法只能对具有严格循环平稳性的轴承故障信号进行分析<sup>[3]</sup>;时间-小波能量谱自相关法的分析结构受到小波结构选择与参数优化的限制<sup>[4]</sup>;小波奇异值检测法在脉冲噪声的影响下分析失效<sup>[5]</sup>等。匹配追踪(matching pursuit,简称MP)作为一种自适应的时频分析方法,具有较高的解析度,但其计算量大,且只有在基原子与匹配脉冲具有相似结构的前提下,才能得到令人满意的匹配结

果<sup>[6]</sup>。相关滤波算法以 Laplace 小波为基础,通过计算最大相关值来识别脉冲参数,但其一般只适用于具有单瞬态或脉冲干扰不大的情况<sup>[7]</sup>,而滚动轴承早期故障冲击微弱,并伴有低频分量和噪声干扰,导致其分析结果无效。

鉴于以上分析,笔者在克服传统方法固有缺陷的基础上,提出用于滚动轴承故障诊断的相关匹配法。此方法不仅能够准确提取轴承故障瞬态周期,辨识轴承故障类型,而且能够提取出不同时刻的轴承故障冲击脉冲,对轴承故障程度进行定量的分析。

## 1 滚动轴承故障冲击信号的模型解析

当滚动轴承产生局部缺陷时,其故障部位对其接触的轴承其他部件产生短时冲击作用,并激励轴承与系统按其固有频率进行高频衰减振动。随着轴承的运转,就会产生一系列具有周期性的冲击脉冲,其发生频率往往反应了轴承故障类型。如果把轴承结构简化为单自由度线性系统,外部作用力  $F(t)$ ,则轴承动力学系统的解析式为式(1)中的单脉冲作用下的欠阻尼二阶质量-弹簧-阻尼系统为

$$\frac{d^2 z}{dt^2} + 2\sigma\omega_n \frac{dz}{dt} + \omega_n^2 z = \frac{F(t)}{m} \quad (1)$$

其中:  $\omega_n = \sqrt{k/m}$  为系统固有振荡频率;  $\sigma = c/(2\sqrt{km})$  为相对阻尼系数;  $z$  为冲击响应中质点  $m$

\* 国家自然科学基金资助项目(51405042);机械传动国家重点实验室自主研究课题资助项目(SKLM-T-ZZKT-2015Z14)  
收稿日期:2013-11-26;修回日期:2013-12-26

与保持架的相对位移。

故障轴承的振动表现为由结构谐振频率主导的振动阵列,在忽略初始相位的情况下,可采用式(2)对 $z(t)$ 进行解析

$$z(t) = A \exp\left(-\frac{\sigma}{\sqrt{1-\sigma^2}} \omega_d t\right) \sin(\omega_d t) \quad (2)$$

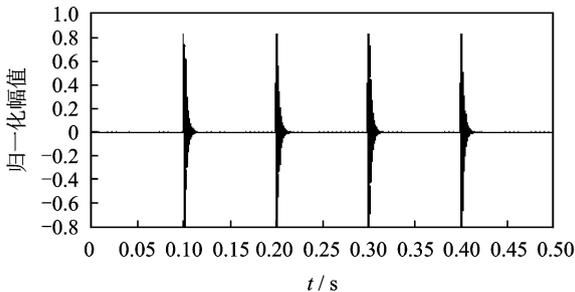
其中: $\omega_d = \omega_n \sqrt{1-\sigma^2}$ ;  $A$  为随负载变化而变化的幅值。

实际的振动信号一般包含了低频谐波和噪声干扰,则轴承的故障振动信号可表示为

$$s(t) = \sum A_k \exp\left[-\frac{\sigma}{\sqrt{1-\sigma^2}} \omega_d (t - kT)\right] + \sum B_i \sin(\omega_{ri} t) + W(t) \quad (3)$$

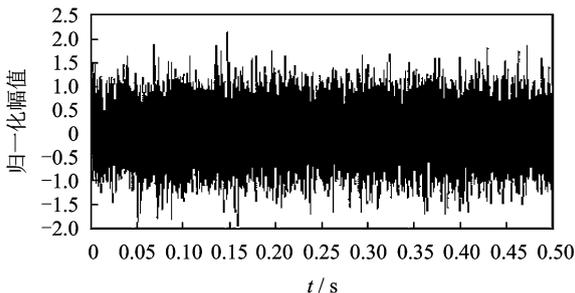
其中: $T$  为脉冲产生的时间间隔; $\omega_{ri}$  为低频谐波; $B_i$  为与之对应的幅值; $W(t)$  为背景噪声。

图1(b)为根据式(3)生成的仿真信号,其参数的设置为  $T=0.1$  s,  $\omega_d=6\pi$  kHz,  $\sigma=0.05$ ,  $\omega_{ri}=600\pi$  Hz,  $B_i=0.5$ , 白噪声标准差为0.5。图1(a)为图1(b)中包含的等间隔故障冲击。



(a) 纯冲击信号

(a) Pure impulse



(b) 含噪声和谐波的冲击信号

(b) Impulse with noises and harmonics

图1 仿真信号

Fig. 1 Simulated signal

## 2 匹配追踪法

匹配追踪法通过投影,在空间构造一组匹配信号来表示源信号<sup>[8]</sup>。该方法通过逼近迭代,匹配出

与被分析信号相似度最大的基原子,以匹配出的基原子的线性组合来对信号中的有用成分进行重构。首先,从完备原子库中匹配出与待分解信号相似的原子 $g_k$ ,将被分析信号表示为最佳原子 $g_k$ 上的分量和残余信号两部分;然后,对每次分解后的残余量 $R^k f$ 不断进行迭代分解。被分析信号 $f_{ori}$ 经过 $m$ 次迭代后可表示为

$$f_{ori} = \sum_{k=0}^{m-1} \langle R^k f, g_k \rangle g_k + R^m \quad (4)$$

其中: $R^m$  为经过 $m$ 次迭代后的逼近误差。

MP算法获得的原子稀疏性较强,直到达到迭代次数或剩余分量的能量小于设定的最小阈值的时候,算法停止。重构信号 $f_{ext}$ 表示为

$$f_{ext} = \sum_{k=0}^{m-1} \langle R^k f, g_k \rangle g_k \quad (5)$$

传统的MP算法中,由于基原子自由度较大,与之具有较大相似度的干扰噪声也会与分析信号中的有用成分一同被匹配出来,从而影响其对信号有用成分的提取效果。另一方面,MP算法需对基原子的每个参数反复迭代得到多维参数的近似最优解,运算量极大。最后,MP算法一般根据残余项与原始信号的能量比确定迭代次数,而早期的轴承故障信号比较微弱,信噪比大,因此采用能量比值的迭代终止条件往往会造成提出的故障信号仍然包含大量的干扰噪声。

## 3 相关匹配法

基于以上分析,笔者提出了用于滚动轴承故障脉冲识别的相关匹配方法,该方法采用轴承故障冲击的解析模型作为匹配原子,并根据实测信号的特征对模型参数进行全方位的优化,再在时域中采用周期性的脉冲序列对振动信号进行一维匹配,达到提取轴承故障脉冲的目的。下面以图1(b)中的仿真信号作为分析实例,对该方法进行具体介绍。

### 3.1 原子形式的选择

相关匹配法实施的关键在于寻找与信号有用成分相似的匹配原子。为提高匹配原子与故障脉冲的相似度,笔者选择式(2)中的故障脉冲形式作为匹配母原子。将式(2)建立的故障脉冲模型在时间轴上平移,得到时延不同的母原子。将轴承振动信号投影到这些原子,即可得出表征原子与故障脉冲相似度的相关系数。轴承振动信号 $s(t)$ 与脉冲原子 $z(t)$ 的匹配系数表示为

$$R_{sc}(\tau) = \frac{1}{N(\|z(t)\|_2 \|s(t)\|_2)} \sum_{i=0}^{N-1} s(t) z(t+\tau) \quad (6)$$

其中： $\tau = \Delta m i / f$ ； $0 \leq i \leq N / \Delta m$ ； $N$  为采样点数； $f$  为采样率； $\Delta m$  为时移步长。

$\Delta m$  越小，匹配精度越高，但相应的计算量也越大。 $s(t)$  中干扰噪声及其他谐波成分等与故障脉冲原子  $z(t)$  的匹配系数远小于  $s(t)$  中脉冲分量与  $z(t)$  的匹配系数，即根据式(6)所得到的匹配相关信号  $R_{sc}(\tau)$  可以在有效抑制低频分量和噪声干扰的同时凸显出振动冲击分量。由于轴承故障冲击的循环平稳性， $R_{sc}(\tau)$  的峰值间隔与故障冲击发生的间隔具有一一对应关系。图2为对图1(b)进行相关滤波后的结果，从中可看出，峰值间隔对应着轴承故障发生周期。

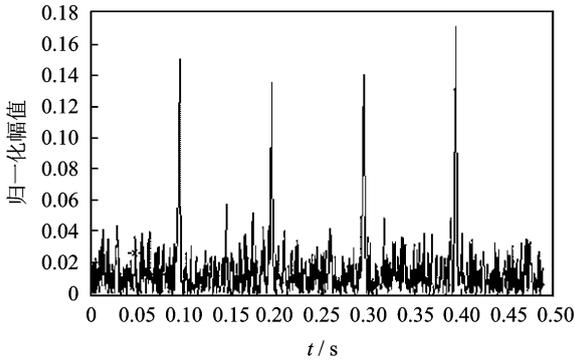


图2 仿真信号匹配滤波结果

Fig. 2 Correlation filtering result of simulated signal

### 3.2 谐振频率 $\omega_d$ 的优化

故障脉冲特征的提取效果主要取决于所选择的原子模型和被分析信号中实际振动脉冲的相似度。为提高原子模型与故障脉冲的匹配效果，有必要对式(2)中的  $\sigma$  和  $\omega_d$  进行优化。谱峭度(spectrum kurtosis, 简称 SK)对故障脉冲有较好的敏感性，它能有效检测强噪声环境下的微弱瞬态脉冲。因此，笔者根据 SK 最大值选择母原子参数  $\omega_d$ 。时间序列  $Y(t)$  的 SK<sup>[9]</sup> 定义为

$$K_Y(f) = \frac{C_4 Y(f)}{S_{2Y}^2(f)} = \frac{S_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} - 2 \quad (7)$$

其中： $S_{2nY}(f)$  为  $2n$  阶瞬时矩，用于衡量复包络能量。

其定义式为

$$S_{2nY}(t, f) = \frac{E\{|H(t, f)dX(f)|^{2n}\}}{df} = |H(t, f)|^{2n} S_{2nX} \quad (8)$$

其中： $H(t, f)$  为信号的时频包络，可用短时傅里叶

变换进行估计。

故障冲击信号的谱峭度值远大于高斯信号的谱峭度值，噪声的强弱会影响谱峭度值的大小。通过比较不同频段滤波后信号的谱峭度值，可以利用谱峭度值最大原则判断出共振频率，即谱峭度的峰值所在的频率处就为  $\omega_d$  的最大逼近频率。图3为图1(b)中仿真信号的谱峭度，最大值对应频率  $6\pi$  kHz，与仿真信号的  $\omega_d$  相对应。

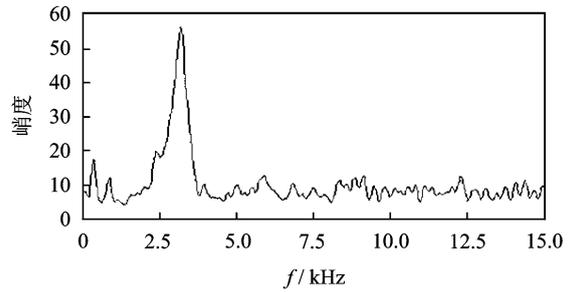


图3 仿真信号的谱峭度

Fig. 3 Spectrum kurtosis of simulated signal

### 3.3 阻尼系数 $\sigma$ 的优化

峭度能够表征信号的冲击特性，可用于确定阻尼系数  $\sigma$ ，但它对信号中随机事件异常也十分敏感<sup>[10]</sup>。因为高峭度值可代表信号中的固有冲击，也可代表信号中的异常干扰分量，故笔者使用  $R_{sc}$  的平滑系数作为峭度的补充判据来对  $\sigma$  进行优化，其定义式为

$$SI_R = \exp\left[\frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \ln(R_{sc}(m))\right] / \left(\frac{1}{N} \sum_{m=1}^N R_{sc}(m)\right) \quad (9)$$

平滑系数可用于衡量信号的平坦度，但对噪声敏感，在强噪声环境下，平滑系数判据失效。故引入相对参数 KSI

$$KSI_R = K_R - SI_R \quad (10)$$

其中： $K_R$  为  $R_{sc}$  的峭度值。

相对系数能够有效避免因随机异常和噪声引起的参数误判，故笔者选择使 KSI 达到最大值的  $\sigma$  作为阻尼系数的最佳逼近值。

### 3.4 冲击周期 $T$ 的逼近

原子参数选定后即可定义原子库

$$g(T', k) = \exp\left(-\frac{\sigma}{\sqrt{1-\sigma^2}} \omega_d (t_0 + kT')\right) \cdot \sin(\omega_d (t_0 + kT')) \quad (11)$$

其中： $t_0$  为  $R_{sc}$  峰值对应的时间； $T'$  为对  $T$  的最佳逼近。

MP 算法使用提取信号与原始信号的能量比作为停止迭代的判据,而相关匹配法中迭代次数和提取信号的能量受到  $T'$  影响。如果  $T'$  取值很小,则会提取出噪声信号,导致提取信号与原始信号的能量比变大。为定量分析提取信号与分析信号的相似程度,定义相近系数

$$C_{(T',k)}(f_{ext}, f_{ori}) = \frac{\int f_{ext}(t) f_{ori}(t) dt}{(\int f_{ext}^2(t) dt)^{1/2} (\int f_{ori}^2(t) dt)^{1/2}} \quad (12)$$

$C_{(T',k)}$  用来描述在不同  $T'$  下匹配系数的均匀程度,  $g(T', k)$  与轴承信号的冲击分量相似度越大,  $C_{(T',k)}$  的值越大,故最佳  $T'$  是与  $C_{(T',k)}$  的最大值相关联的匹配幅值周期。

### 4 试验验证

试验以外圈上包含一处剥落的故障轴承为测试对象,主轴转速为 1 001.5 r/min。滚动轴承的参数为:节圆直径  $D=104$  mm;滚动体直径  $d=15$  mm;滚动体个数  $z=18$ ;接触角  $\beta=0^\circ$ 。计算得外圈故障特征频率为 128.558 Hz,特征周期为 0.007 778 s。实际测得的滚动轴承振动信号如图 4 所示,故障脉冲完全被噪声湮没,无法识别故障特征。

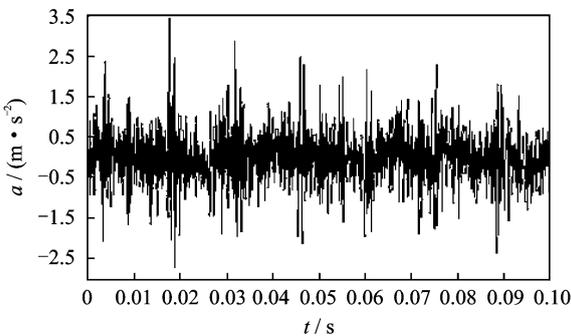
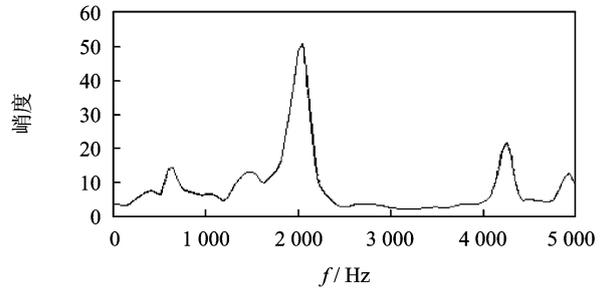


图 4 滚动轴承故障振动信号

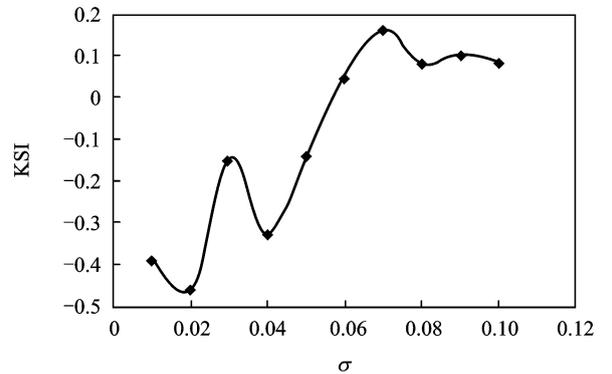
Fig. 4 The measured vibration signal of rolling bearing

为提取故障特征,对故障信号进行相关匹配。首先确定原子参数,计算故障信号的谱峭度,得到图 5(a)。谱峭度峰值对应频率 2 040 Hz。根据 3.2 节所述,确定谐振频率  $\omega_d=2 040$  Hz,选择初始阻尼  $\sigma=0.01$ ,并以 0.01 为步长递增,分别计算不同  $\sigma$  下的峭度和平滑系数,得到图 5(b) KSI 曲线,其最大值对应 0.07。根据 3.3 节所述,确定阻尼系数  $\sigma=0.07$ ,使用优化的  $\omega_d$  和  $\sigma$  建立母原子,并计算与振动信号的匹配系数,得到相关系数谱如图 5(c) 所

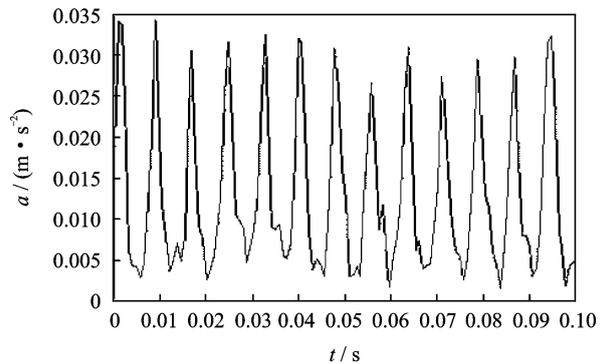
示。图 5(c) 脉冲特性明显,噪声信号得到有效抑制。根据 3.1 节所述,相关系数谱峰值间隔与故障冲击时间间隔相同,但外圈故障随轴转动,故障冲击会受到主轴振动调制,以及其他低频分量影响,故图 5(c) 中两次冲击之间的时间间隔不完全相等,这不利于特征周期提取及故障定位。根据 3.4 节,计算不同  $T'$  下的相近系数,确定与最大相近系数关联的冲击周期为 0.007 756 s,这与计算的特征周期 0.007 778 s 非常接近。



(a) 谱峭度图  
(a) Spectrum kurtosis



(b) KSI 曲线  
(b) Curve for KSI



(c) 相关系数谱  
(c) Correlation spectrum

图 5 故障信号相关处理

Fig. 5 Related process of faulty vibration

原子参数确定后即可建立原子库,使用该原子库对振动信号进行匹配追踪,得到重建的冲击信号

如图6所示。重建的信号不包含结构共振和环境噪声,故障冲击在时间轴上均匀分布,故可以准确得到轴承故障特征周期和冲击能量。由于故障冲击力与故障尺寸宽度的平方成正比,故重建信号的能量可用于指示轴承故障的严重程度。

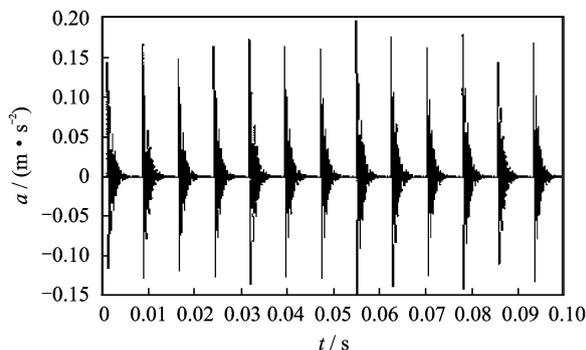


图6 重建的故障冲击信号

Fig. 6 Reconstructed faulty impulse

## 5 结束语

笔者提出的基于相关匹配的轴承故障诊断方法,使用滚动轴承故障冲击模型作为匹配母原子,并依据谱峭度、峭度、平滑系数和相关系数对其进行了参数优化。该方法在一维时间域上以周期性的脉冲模型对轴承振动信号中的故障脉冲进行逼近,不仅解决了传统匹配追踪法的欠分解或过分解的问题,并有效地提取出了不同故障时间产生的故障脉冲,为轴承故障的定量分析提供了依据。试验和仿真结果证明相关匹配法可有效诊断轴承故障。然而,在变速工况下,故障冲击的周期不是恒定值,故相关匹配法不能得出有效的诊断结果。

### 参 考 文 献

- [1] 何正嘉,陈进,王太勇,等. 机械故障诊断理论及应用[M]. 北京:高等教育出版社,2010:351-354.
- [2] 杨龙兴,贾民平,王强峰. 轴承故障交叉项时频诊断方法的研究[J]. 振动工程学报,2008,21(1):66-69.  
Yang Longxing, Jia Minping, Wang Qiangfeng. Diagnosis of bearing faults based on cross-terms time-frequency method[J]. Journal of Vibration Engineering, 2008,21(1):66-69. (in Chinese)

- [3] Antonia J, Bonnardot F, Raad Cyclostationary A. Modeling of rotating machine vibration signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004,18(6):1285-1314.
- [4] Wang Shibin, Huang Weiguo, Zhu Z K. Transient modelling and parameter identification based on wavelet and correlation filtering for rotating machine fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011,25:1299-1320.
- [5] 陶新民,徐晶,刘兴丽,等. 基于最大小波奇异谱的轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断,2010,30(1):78-82.  
Tao Xinmin, Xu Jing, Liu Xingli, et al. Fault diagnosis of bearing using maximum wavelet singular spectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010,30(1):78-82. (in Chinese)
- [6] Luo Guangyu, Qsyiw D, Irle M. On line vibration analysis with last continuous wavelet algorithm for condition monitoring of bearing[J]. Journal of Vibration and Control, 2003,9:931-947.
- [7] Li Zhen, He Zhengjia, Zi Yanyang, et al. Customized wavelet denoising using intra-and inter-scale dependency for bearing fault detection[J]. Journal of Sound and Vibration, 2008,313:342-359.
- [8] Mallat S, Zhang Zhifeng. Matching pursuit with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993,41:3397-3415.
- [9] Antoni J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006,20:282-307.
- [10] Bozchalooi S I, Liang Ming. A smoothness index-guided approach to wavelet parameter selection in signal de-noising and fault detection[J]. Journal of Sound and Vibration, 2007,308:246-267.



**第一作者简介:**柏林,男,1972年11月生,教授。主要研究方向为机械测试理论及方法、虚拟仪器、动态测试及故障诊断。曾发表《Measurement system for wind turbines noises assessment based on LabVIEW》(《Measurement》2011, Vol. 44, No. 2)等论文。

E-mail: bolin0001@aliyun.com

