

基于小波熵的矿用齿轮箱振动信号相关去噪法

刘强¹, 苏荣华²

1. 辽宁工程技术大学机械工程学院, 辽宁阜新 123000
2. 辽宁工程技术大学力学与工程学院, 辽宁阜新 123000

摘要 利用真实信号小波系数相邻层间相关性强的特性,将基于小波熵的相关去噪法应用于矿用齿轮箱振动信号的处理,进行有用系数和噪声系数的划分,并对有用的小波系数进行重构,恢复原有真实信号,去噪过程中采用小波熵自适应设定阈值。为比较小波自适应相关去噪和硬阈值与传统相关性去噪的性能,分别对仿真信号和齿轮箱实测振动信号进行去噪处理,通过3种去噪方法的重构波形对比和信噪比与标准差的定量评价,以及实测信号的功率谱分析,表明小波熵相关去噪法有效提高了矿用齿轮箱振动信号的可信度。

关键词 小波熵; 矿用齿轮箱; 相关性; 去噪

中图分类号 TD538

文献标识码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2011.21.005

De-noising Method of Vibration Signal for Mine Gearbox Based on Adaptive Wavelet Correlation Analysis

LIU Qiang¹, SU Ronghua²

1. College of Mechanical Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, Liaoning Province, China
2. School of Mechanics and Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, Liaoning Province, China

Abstract A de-noising method based on Adaptive Wavelet Correlation Analysis (AWCA) is attempted to be applied to the vibration signal for mine gearbox using characteristics of strongly correlative between adjacent layers of the wavelet coefficients of real signal. The wavelet coefficients can be divided into available coefficients and noise coefficients, and adaptive threshold method based on wavelet entropy is applied, the available coefficients are reconstructed to restore the original real signal after de-noising process. The method is applied to the simulated signal and vibration signal of mine gearbox respectively and is compared with methods of wavelet hard threshold and traditional correlation de-noising in the reconstructed waveforms, SNR and standard deviation, and the measured signal power spectral chart. The results indicate that the de-noising method based on AWCA can effectively remove noise and reserve available signal and can effectively improve the reliability of mine gearbox vibration signal.

Keywords wavelet entropy; mine gearbox; correlation analysis; de-noising

0 引言

矿用齿轮箱是工矿企业安全生产的重要动力传递设备,如在提升机、皮带机等大型关键设备运行中,齿轮箱运行工况恶劣,短时超载严重,冲击大,轮齿处于边界润滑状态,需对其进行实时的状态分析与故障诊断,以免发生故障甚至重大的安全事故。而齿轮箱运行过程中的振动信号是进行其状

态分析的重要科学依据,其可靠性和准确性直接影响到故障诊断的评判结果。当齿轮箱发生故障时,其振动信号一般表现为较强的非线性、非平稳性,且其运行过程中噪声强度大,与故障诊断有关的状态特征信号被背景噪声污染或淹没。因此,要准确分析这类信号,必须去除噪声产生的高频成分,保留振动信号中的故障特征信息。小波分析是近年来出现的一

收稿日期: 2011-06-10;修回日期: 2011-07-18

基金项目: 辽宁省教育厅高等学校创新团队项目(LT2010049);中国煤炭工业科技计划项目(MTKJ2009-279)

作者简介: 刘强,博士研究生,研究方向为机械设备故障诊断与工程信号处理,电子信箱: lq750205@163.com

种信号时-频域局部化分析方法,它具有多分辨率分析的特点,而且在时-频域都具有表征信号局部特征的能力,是处理非平稳信号的有效方法^[1-4]。

目前,矿用齿轮箱振动信号的处理一般采用传统的傅氏变换去噪或者不做去噪直接处理,这直接影响了故障诊断的准确率,因为傅氏变换去噪明显不适用于处理非平稳信号;而有效一些的则采用能够处理非平稳信号的基于传统的相关性或小波阈值去噪,但它们都有其局限性,其中基于传统的相关性去噪需要经验设置相关性去噪的噪声方差,去噪效果差别很大,而硬阈值法重构的信号会产生一些振荡,而且对于低信噪比信号的去噪会产生失真^[5]。本文结合矿用齿轮箱振动信号的特点,探索了基于小波熵的自适应相关性去噪方法,分析小波自适应相关性去噪的优势,充分挖掘了振动信号所包含的特征信息,以期将其更好地用于矿用齿轮箱故障诊断。

1 小波熵相关性去噪方法

小波相关性去噪方法的基本思想是根据含噪信号小波分解后各层小波系数中有用信号与噪声系数相关性的不同,保留相邻两层相关性大的小波系数,作为有用信号的系数,去除相关性小的噪声系数,重构剩余小波系数,恢复信号中原有的特征信号。而小波自适应相关性去噪方法是在传统的相关性去噪方法基础上应用基于小波熵理论的自适应噪声方差估计来代替经验设置^[6-15]。

1.1 二进小波变换

二进小波变换可以有效地将信号分解成尺度系数和小波系数,其中尺度系数集中了信号的轮廓信息,小波系数集中了信号的细节信息。设 $L^2(R)$ 是实直线上平方可积 Hilbert 函数空间,信号 $f(t) \in L^2(R)$ 连续小波变换定义为^[14-15]

$$W_f(a) = \left| a \right|^{-\frac{1}{2}} \int_R f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

其中, $\psi(t)$ 为小波函数, a 为尺度因子, b 为位移, $b, a \in \mathbf{R}$ 。

在实际应用中,由于计算需要,信号必须实现离散化,信号 $f(t) \in L^2(R)$ 的二进离散小波变换定义为

$$W_f^k(b) = W_f(2^{-k}, b) = \int_R f(t) \psi_{(2^{-k}, b)}(t) dt \quad (2)$$

其中,

$$\psi_{(2^{-k}, b)}(t) = 2^{k/2} \psi[2^k(t-b)] \quad (3)$$

这相当于尺度因子 a 取二进离散数值 $a_k = 2^{-k}$, 位移 b 取连续值时连续小波变换 $W_f(a, b)$ 的取值,这时,二进小波变换反演公式为

$$f(t) = \sum_R 2^k \int_R W_f(b) \psi'_{(2^{-k}, b)}(t) db \quad (4)$$

式中函数 $\psi'(t)$ 满足:

$$\sum_R \psi(2^k \omega) \psi'(2^k \omega) = 1 \quad (5)$$

1.2 小波系数尺度间相关性

Mallat 和 Hwang 指出,对于含有正态白噪声的信号来说,其在尺度 $j+1$ 上的局部模极大值点的平均数目为尺度 j 上的一半^[10-15]。也就是说,信号经小波变换之后,其小波系数在各尺度上具有较强的相关性,尤其是在信号的突变点附近,其相关性更加明显,而噪声对应的小波系数在尺度间却没有这种明显的相关性。这样就可以将小波系数划分有用系数和噪声系数。具体实现如下。

设小波分解的最大尺度为 J , $W_f(j+i, n)$ 表示尺度上位置 n 处含噪信号 f 的二进小波变换,定义相邻尺度相关性为

$$A_{corr_k}(j, n) = \prod_{i=0}^{k-1} W_f(j+i, n) \quad (6)$$

其中, k 为参与相关计算的数据点数, j 为小于 $J-k+1$ 的自然数; $A_{corr_k}(j, n)$ 为尺度 j 上点 n 处的相关系数。

由于信号突变部分的宽度随着尺度的增大而增大,而且相邻的突变点在粗尺度上会相互影响,因此,一般取 $k=2$, 则

$$A_{corr_2}(j, n) = W_f(j, n) \cdot W_f(j+1, n) \quad (7)$$

为使相关系数与小波系数具有可比性,定义归一化系数 $A'_{corr_2}(j, n)$:

$$A'_{corr_2}(j, n) = A_{corr_2}(j, n) \sqrt{P_w(j)/P_{corr_2}(j)} \quad (8)$$

其中, $n=1, 2, \dots, N$, (N 为采样点数), $P_{corr_2}(j) = \sum_{n=1}^N A_{corr_2}(j, n)^2$,

$$P_w(j) = \sum_{n=1}^N W_f(j, n)^2。$$

通过比较 $A'_{corr_2}(j, n)$ 与 $W_f(j, n)$ 绝对值的大小划分有用系数和噪声系数,即当 $|A'_{corr_2}(j, n)| > |W_f(j, n)|$ 时,认为该点系数属于有用系数,存储 $W_f(j, n)$ 的位置;反之,属于噪声系数。返回重新计算(8)式,直到 $P_w(j, n)$ 满足一个与噪声能量水平有关的方差时为止。在这一过程中,能量的归一化,数值的比较以及边缘信息的提取是一个迭代的步骤,直到 $W_f(j, n)$ 中未抽取点的能量接近于一个参考噪声为止。在上面具体算法中,需要对参考噪声进行估计,传统的小波相关性去噪方法中常采用经验设置相关性去噪的阈值,去噪不稳定,无法保证去噪效果。本文引入小波熵理论自适应估计噪声方差作为阈值。

1.3 小波熵自适应阈值算法

在信息论中,shannon 熵表示每个符号所提供的平均信息量和信源平均不确定性,它能提供关于信号潜在动态过程的有用信息。信号熵值的大小反映了概率分布的均匀性。如果小波变换后得到的各个尺度小波系数处理成一个概率分布序列,由它计算得到的熵值就反映了这个系数矩阵的稀疏程度,也就是信号概率分布的有序程度,信号概率分布越接近于无序分布,其熵值越大,这种熵就称作小波熵。

在自适应阈值算法中对信号进行 J 个尺度的小波分解,把每个尺度 j 上小波系数都看成是一个单独的信号源,将每

层小波系数分成 s 个相等的小区间, 计算各个小区间的小波熵。令第 j 层上的小波系数矢量为 $\mathbf{w}_j$, 采样点数为 m , 则第 k 个子区间的小波系数对应的能量为

$$E_{j,k} = \sum_{i=1}^{m/s} |\mathbf{w}_j(k)|^2 \quad (9)$$

第 j 层上的小波系数的总能量为

$$E_j = \sum_{k=1}^s E_{j,k} \quad (10)$$

则第 k 个子区间中信号的能量在尺度 j 的总能量中存在的概率为

$$P_{j,k} = E_{j,k} / E_j \quad (11)$$

则定义第 j 层对应的信号小波熵为

$$S_j = - \sum_{k=1}^s P_{j,k} \cdot \ln P_{j,k} \quad (12)$$

由式(12)定义的小波熵体现了尺度 j 上信号能量分布的均匀程度, 描述了尺度 j 上信号的复杂程度。利用小波熵值可以发现信号中微小而短促的异常, 同时可利用噪声的分解系数呈均匀分布的特点, 采用小波熵来找到小波系数分布最均匀的区间, 认为此区间主要为噪声主导的区间, 并用此区间的方差作为噪声估计方差, 进而确定去噪阈值。通用阈值的选取为 $\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N}$, 其中 N 为噪声长度, σ 为利用小波熵估计的噪声方差, 可在噪声区间确定后用 matlab 的方差函数直接求得。

2 仿真信号的消噪处理

矿用齿轮箱发生故障时振动信号为非线性、非平稳信号, 会形成被故障零件所在轴转频或其高次倍频调制的调制信号, 因此, 对调幅调频信号进行仿真分析能够验证上述方法的有效性。设 $x(t)$ 表示仿真原始理想信号:

$$x(t) = \{1 + \cos[2\pi \cdot (2t^3 + 3t^2 + 12t + 4)]\} \cdot \cos[2\pi \cdot 14 \cdot (2t^3 + 3t^2 + 12t + 4)] \quad (13)$$

仿真信号的转频为 $f_i = 6t^2 + 6t + 12$, 模拟故障齿轮齿数为 14, 设 $s(t)$ 表示测得的含噪污染信号, $n(t)$ 为噪声, 则基本噪声模型可表示为

$$s(t) = x(t) + \sigma \cdot n(t) \quad (14)$$

其中 σ 为噪声强度, 取 $\sigma = 1.0$ 。

为验证本文基于小波熵的自适应相关性去噪方法的效果, 对含噪信号 $s(t)$ 进行消噪处理后, 分别与硬阈值和传统的相关性小波去噪进行了比较, 分析小波自适应相关性去噪方法的优越性。仿真中 $s(t)$ 为一加噪的调幅调频信号, 采样点数为 1024, 采样频率 3kHz, 对 $s(t)$ 进行二进小波变换, 分解级数为 4, 小波函数为 DB7 小波, 分解后各级细节系数 (d_1, d_2, d_3, d_4) 和最大尺度近似系数 (a_4) 曲线如图 1 所示, 仿真的原始理想信号和含噪信号分别如图 2(a)、2(b) 所示, 采用小波自适应相关性去噪、硬阈值和传统的相关性去噪方法重构的信号分别如图 2(c)、2(d)、2(e) 所示。

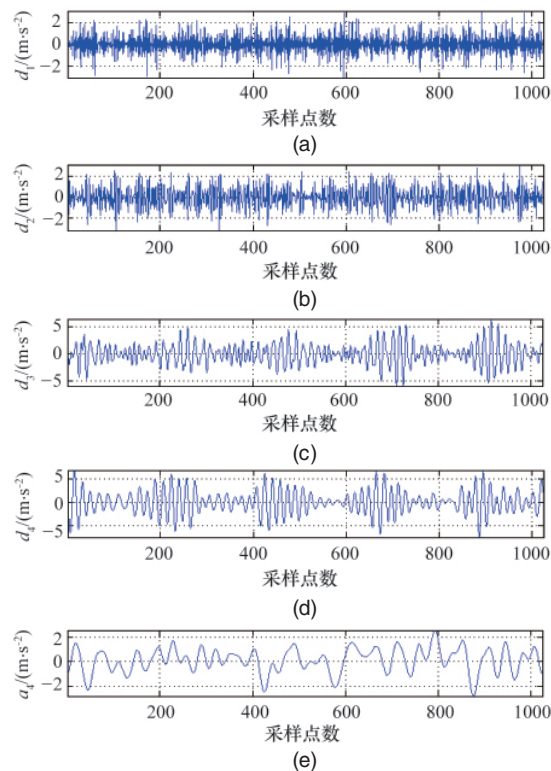


图 1 模拟信号去噪前小波分解

Fig. 1 Wavelet decomposition of simulated signal with noise

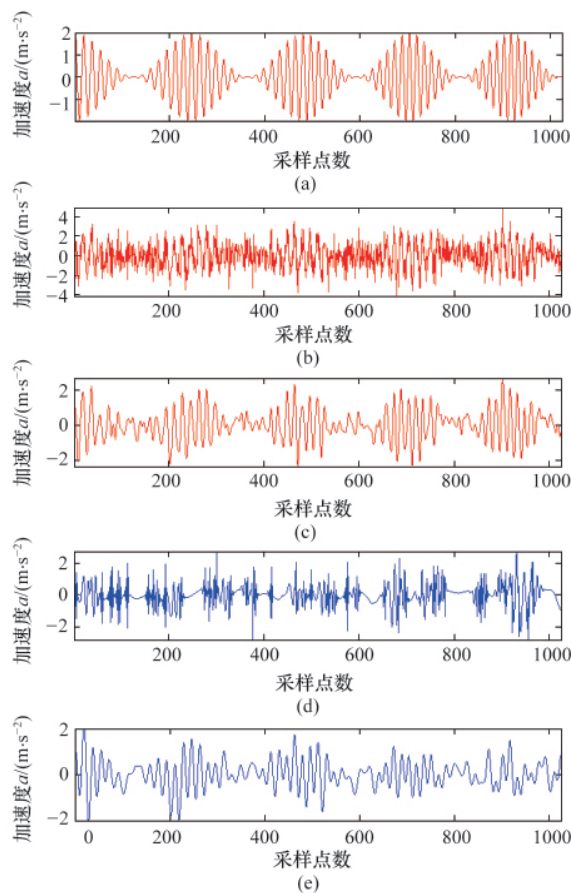


图 2 去噪前后模拟信号对比

Fig. 2 Comparison of reconstructed signal after wavelet

由图 1 可以看出,噪声主要集中在 1、2 两级,在 1、2 两级细节信息中噪声占主要部分。由图 2 可知,含噪信号噪声污染强度大,真实信号被淹没于噪声中,已很难看出原来的调制波形,在这种大强度的噪声污染下,3 种去噪方法中,小波自适应相关性去噪的波形最好,失真小,重构的信号去除了大部分噪声,信号完整平滑,去噪效果好;其次是传统的基于经验设置阈值的相关性去噪;而硬阈值小波去噪效果最差,波形失真较大,重构信号不光滑并且有一定的振荡。

为了能客观评价去噪效果,分别计算了采用 3 种方法消噪后信号的信噪比 SNR 和标准差,如表 1 所示,其中信噪比 SNR 定义为

$$SNR=10\lg(P_s/P_N) \quad (15)$$

其中, P_s 和 P_N 分别为有用信号和噪声的功率。信噪比越大表示消噪后信号含有更多的有用成分和更少的噪声;而标准差越小表示重构信号质量越好。由表 1 可以看出,在仿真信号中加入强噪声($\sigma=1.0$)的情况下,采用小波自适应相关性去噪后重构的信号信噪比最大,标准差最小,并且信噪比和标准差都明显好于含噪的仿真信号,提高了信号的可信度,在 3 种方法中消噪效果最好。

表 1 各消噪方法性能指标比较

Table 1 Comparison of signal performance indexes based on different de-noising methods

序号	信号名称	信噪比	标准差
1	含噪仿真信号	-0.9579	0.9662
2	小波自适应相关性去噪	6.4700	0.4108
3	传统相关性小波去噪	3.5705	0.5736
4	硬阈值小波去噪	-1.2603	1.0004

3 应用实例

某矿用齿轮箱 ZHD2R-140G,速比为 11.2,输入轴小齿轮齿数 14,监测采样频率为 3kHz,在实测振动加速度信号中取连续的 1024 点信号,该提升机减速箱入轴侧垂向实测振动信号如图 3(a)所示。对实测信号进行二进小波变换,分解级数为 4,小波函数为 DB7 小波,分解后各级细节系数(d_1 、 d_2 、 d_3 、 d_4)和最大尺度近似系数(a_4)曲线如图 3 所示,去噪前实测信号功率谱如图 4(a)所示,采用自适应相关去噪、硬阈值和传统的相关性去噪后的功率谱分别如图 4(b)、4(c)、4(d)所示。

由图 3 可知,噪声主要集中在第 1 级,在第 1 级细节信息中噪声占主要部分。由于强噪声影响,很难看出有用信息。观察图 4(b)的自适应相关去噪后功率谱,170.7,186,350,430,518,690,835 和 870Hz 处比较突出,与该矿用齿轮箱特征频率比对,其中 170.7Hz 和 518Hz 接近减速箱入轴齿轮啮合频率 173.1Hz 及其 3 倍频,而 186Hz 为啮合频率的边频;350Hz 接近被输入轴转频调制的轴承外圈转频;430Hz 接近被输入

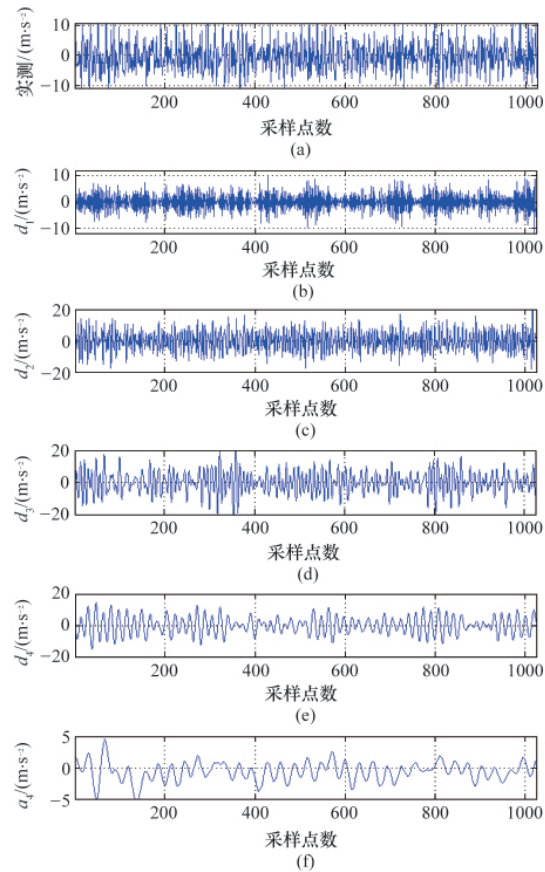


图 3 实测信号去噪前小波分解
Fig. 3 Wavelet decomposition of the original measured signal

轴转频调制的 8 倍输入轴轴承滚动体转频;690Hz 接近被输入轴转频调制的 2 倍轴承内圈转频;835Hz 轴承外圈转频 3 倍频,870Hz 为其边频。由以上数据可判断该箱齿轮磨损严重,齿面粗糙,轴承内圈和外圈有缺陷,结果与现场实际相符,因此,基于小波熵的自适应相关去噪效果良好,既大幅度抑制了噪声,又保留了特征信息,大大提高了信噪比;硬阈值小波去噪虽然去除了部分噪声,但不能很好地区分信号与噪声,特征频率不明显,并且有特征频率丢失的情况;传统的相关性去噪虽然去除了大部分噪声,但特征频率丢失情况严重,没有达到提取特征信息的目的。

4 结论

本文将基于小波熵的自适应相关性去噪方法应用于矿用齿轮箱振动信号的处理,以小波多尺度分解为基础,利用小波相邻层间真实信号和噪声小波系数相关性的不同,分离真实信号与噪声信号,去噪过程中采用小波熵自适应设定阈值。通过对仿真信号和矿用齿轮箱实测振动数据进行去噪处理,通过 3 种消噪方法重构波形的对比和性能指标的定量评价,以及实测信号的功率谱分析,表明基于小波熵的自适应相关性去噪不但有效抑制了噪声的干扰,而且很好地保留了原信号中的特征信息,消噪后信号失真小,消噪效果好。信号模拟和应用实例表明,小波自适应相关性去噪是一种有效的

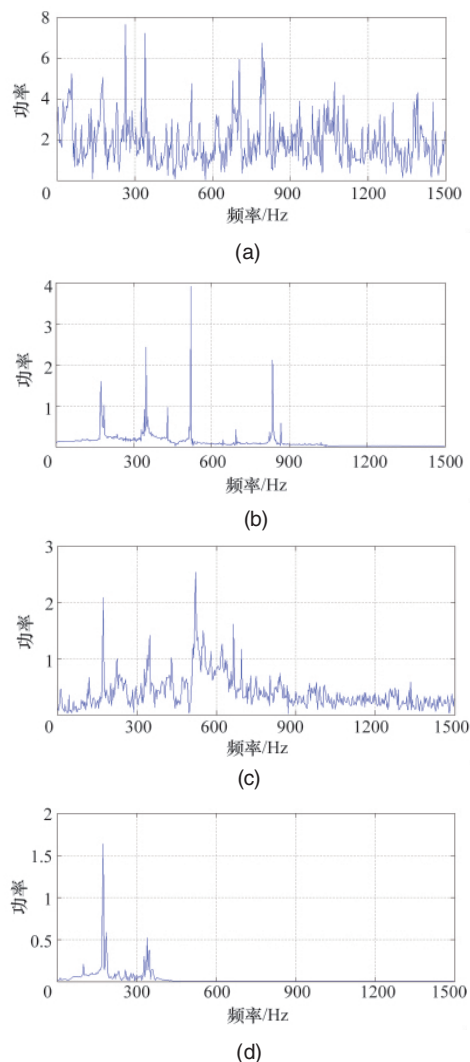


图4 去噪前后功率谱对比

Fig. 4 Comparison of power spectrum chart after de-noising

矿用齿轮箱振动信号去噪方法,为后续的信号特征提取与故障诊断提供了保障。

参考文献(References)

- [1] 梁桂兰, 徐卫亚, 谈小龙, 等. 岩石高边坡安全监测数据的小波变换去噪处理[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(9): 1837-1844.
Liang Guilan, Xu Weiya, Tan Xiaolong, et al. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2008, 27(9): 1837-1844.
- [2] Yang J Y, Zhang Y Y, Zhu Y S. Intelligent fault diagnosis of rolling element bearing based on SVMs and fractal dimension [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(5): 2012-2024.
- [3] 蒋克荣, 唐向清, 朱德泉. 基于改进阈值小波算法的汽车轮速信号处理[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(4): 736-740.
Jiang Kerong, Tang Xiangqing, Zhu Dequan. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2010, 31(4): 736-740.
- [4] 边海龙, 陈光, 李林, 等. 测试系统中非平稳信号的时频优化小波包检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(3): 498-502.
Bian Hailong, Chen Guang, Li Lin, et al. *Chinese Journal of Scientific*

Instrument, 2009, 30(3): 498-502.

- [5] 杨建国. 小波分析及其工程应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.
Yang Jianguo. *Wavelet analysis and its engineering application* [M]. Beijing: China Machine Press, 2005.
- [6] 李肃义, 林君. 一种综合小波变换的心电信号消噪算法 [J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(4): 689-693.
Li Suyi, Lin Jun. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(4): 689-693.
- [7] 曾庆虎, 邱静, 刘冠军. 小波相关特征尺度熵和隐半马尔可夫模型在设备退化状态识别中的应用 [J]. 机械工程学报, 2008, 44 (11): 236-241.
Zeng Qinghu, Qiu Jing, Liu Guanjin. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2008, 44(11): 236-241.
- [8] 张志刚, 周晓军, 杨富春, 等. 基于小波系数相关性和局部拉普拉斯模型降噪方法[J]. 振动与冲击, 2008, 27(11): 32-36.
Zhang Zhigang, Zhou Xiaojun, Yang Fuchun, et al. *Journal of Vibration and Shock*, 2008, 27(11): 32-36.
- [9] 侯宏花, 桂志国. 基于小波熵的心电信号去噪处理 [J]. 中国生物医学工程学报, 2010, 29(1): 22-28.
Hou Honghua, Gui Zhiguo. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2010, 29(1): 22-28.
- [10] Salwani M D, Jasmy Y. Relative wavelet energy as a tool to select suitable wavelet for artifact removal in EEG [C]. 1st Conference on Computers, Communication, and Signal Processing, Kuala Lumpur, November 14-16, 2005.
- [11] Ren W X, Sun Z S. Structural damage identification by using wavelet entropy[J]. *Engineering Structures*, 2008, 30(10): 2840-2849.
- [12] Rosso O A, Martin M T, Figliola A, et al. EEG analysis using wavelet-based information tools[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2006, 153 (2): 163-182.
- [13] Vapnik V. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer, 1995.
- [14] 徐晨, 赵瑞珍, 甘小冰. 小波分析应用算法 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.
Xu Chen, Zhao Ruizhen, Gan Xiaobing. *The wavelet analysis and application algorithm*[M]. Beijing: Science Press, 2004.
- [15] 梁学章, 何甲兴, 王新民, 等. 小波分析 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
Liang Xuezhong, He Jiaxing, Wang Xinmin, et al. *Wavelet analysis*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2005.

(责任编辑 代丽)

《科技导报》“研究论文”栏目征稿

“研究论文”栏目专门发表自然科学、工程技术领域具有创新性的研究论文, 要求学术价值显著、实验数据完整、具有原始性和创造性, 同时应重点突出、文字精炼、引证及数据准确、图表清晰, 并附中、英文摘要以及作者姓名、所在单位、通信地址、关键词等信息。在线投稿: www.kjdb.org。