

基于SaS分布参数估计的系统鲁棒故障检测

张正道, 张卫华

ZHANG Zheng-dao, ZHANG Wei-hua

江南大学 通信与控制工程学院, 江苏 无锡 214122

School of Communication and Control Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

E-mail: wxzdzd@hotmail.com

ZHANG Zheng-dao, ZHANG Wei-hua. Robust fault detection of system based on parameters estimation of Symmetric Alpha-Stable distributions. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(19): 234-237.

Abstract: For the complex control systems, it is too hard to model precisely, so model-based fault detection methods are not efficacious in application. A fault detection method based on parameter estimation of Symmetric Alpha-Stable distributions for a class of model-unknown nonlinear system is proposed. Firstly, the output series is predicted, and the prediction error signal with obvious abrupt impulses is obtained. Then the value of parameter alpha can be estimated through the method of parameter estimation of Symmetric Alpha-Stable distributions. Therefore, the curse of parameter alpha is established. It is explicit to detect system fault on the basis of this curse. The proposed method still has good robustness for signals corrupted by large amplitude colored noise. The proposed method is applied to fault detection of bearing system. The fault state of bearing can be detected exactly. The simulation result indicates that the method mentioned above is effective and feasible.

Key words: fault detection; model-unknown; nonlinear system; Symmetric Alpha-Stable distributions; robustness

摘 要: 因为复杂系统难以建立精确的数学模型, 基于模型的故障检测方法在实际复杂控制系统中应用时往往难以获得很好的效果。针对这类数学模型未知的非线性系统, 提出了一种基于SaS分布参数估计的系统故障检测方法。首先应用预测方法对系统输出序列进行预测建模, 利用预测误差放大信号的脉冲突变, 然后利用SaS分布的参数估计方法对预测误差序列的参数 α 进行估计, 获得 α 的变化曲线, 根据 α 的变化可以直观地判断出故障的发生。该方法对大幅值的有色噪声污染的信号仍然有很好的检测鲁棒性。以轴承系统的故障检测为例进行仿真实验, 通过分析轴承振动信号故障条件下 α 曲线的变化情况, 判断轴承的故障状态。仿真结果证实了该方法有效且可行。

关键词: 故障检测; 模型未知; 非线性系统; SaS分布; 鲁棒性

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.19.068 文章编号: 1002-8331(2010)19-0234-04 文献标识码: A 中图分类号: TP18

1 引言

随着人们对控制系统设备的安全性、可靠性和有效性的要求越来越高, 故障检测技术成为国际自控界的热点研究方向之一。故障检测方法一般分为两大类: 基于系统数学模型的方法和基于信号分析的方法。

目前对于线性系统的故障检测研究, 已经取得了大量的成果。由于实际工程系统通常都是非线性系统, 加之存在测量噪声、外部扰动等不确定性的影响, 因此, 非线性系统的鲁棒故障检测与诊断日益受到国内外学者的广泛关注。文献[1]提出了一种基于非线性观测器的非线性系统故障检测方法, 仿真结果验证了该方法在检测故障信号时具有良好的灵敏度与鲁棒性。文献[2]研究了一类具有不确定扰动的非线性系统的鲁棒故障检测与分离问题, 利用非线性自适应逼近策略对系统的突变和早期故障模式进行在线故障检测。文献[3]针对

一类含有模型不确定和未知输入的非线性系统, 基于鲁棒和滑模观测器设计, 获得了该类非线性系统基于模型的鲁棒故障检测与辨识的结果。对于系统数学模型未知或者系统建模不精确的情况。文献[4]利用径向基神经网络的非线性映射能力, 提出了一种非线性系统的故障检测与诊断方法, 取得了不错的诊断效果。文献[5]给出了一种基于小波变换和粗糙集理论相结合的非线性系统故障检测方法。

基于系统数学模型的故障检测方法要求得到精确的系统模型, 但在实际工程中系统精确的数学模型往往难以建立, 这就限制了此类故障检测方法在实际中的应用。而对于模型不精确甚至无法建立数学模型的情况, 基于信号分析的故障检测方法是有效的, 因为这种方法回避了抽取对象的数学模型的难点, 而直接利用信号模型, 如相关函数、高阶统计量、频谱、自回归滑动平均过程、小波技术等, 提取方差、均值、幅

基金项目: 中国博士后基金项目(No.20080431067); 江苏省博士后基金项目(No.07C2008)。

作者简介: 张正道(1977-), 男, 博士, 副教授, 研究方向: 网络安全, 故障诊断等; 张卫华(1982-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 故障检测, 神经网络。

收稿日期: 2008-12-25 修回日期: 2009-03-06

值、相位、频谱等特征值, 对这些特征值分析, 从而实现故障检测。但是, 现有研究工作大都是在假设噪声为白噪声的前提下进行的, 这只是一理想的情况。对有色噪声干扰下的鲁棒故障检测问题, 无论是基于模型的方法或者基于信号分析的方法都没有好的解决办法。此外, 在现有的鲁棒故障检测与诊断方法中, 检测的鲁棒性和灵敏度成为一对不可调和的矛盾, 往往鲁棒性好的故障检测与诊断方法其对于微小故障的检测、诊断能力就很差。如何缓解这对矛盾, 现在还没有好的方法。

α 稳定分布是一种符合广义中心极限定理的随机信号模型。与传统高斯分布相比, 具有不对称和大拖尾的特点, 更适合于含脉冲、尖峰的故障信号建模。本文提出了一种基于 α 稳定分布的鲁棒故障检测方法。在低信噪比的情况下, 该方法对大幅值有色噪声仍然具有较强的检测鲁棒性。该算法首先应用时间序列建模方法对系统输出序列进行预测建模, 利用建模预测误差信号放大信号的脉冲突变并且以此构造反映故障信息的残差信号, 然后利用SaS分布的参数估计方法对残差信号的参数 α 进行估计, 获得 α 的变化曲线, 根据 α 的变化可以判断故障是否发生, 从而实现对系统的在线故障检测。

2 对称稳定分布

α 稳定分布是一类适用范围很宽并得到广泛应用的随机信号模型, 它比高斯分布有着更广泛的适用性。在传统的信号处理中, 高斯模型一直占据着主导地位。许多情况下, 高斯假设是合理的, 而且高斯模型符合中心极限定理, 这使信号的分析更容易。但在实际应用中, 仍有许多信号和噪声都是非高斯分布的, 如水声信号、低频大气噪声及生物医学信号等。实际中所遇到的大量的非高斯信号现象是具有冲激性的。这种情况下的信号和噪声, 比高斯分布的信号有更多的尖峰或偶然脉冲。它们的密度函数在拖尾上的衰减比高斯分布密度函数更慢。 α 稳定分布为这类信号和噪声提供了非常有用的理论工具。

对称稳定分布, 简称SaS分布, 是 α 稳定分布的一种特殊情况, 它没有封闭的概率密度函数, 通常用其特征函数来描述:

$$\varphi(t) = \exp\{j\mu t - \gamma|t|^\alpha\} \quad (1)$$

式中, α 为特征指数, 取值范围为 $0 < \alpha \leq 2$, 它确定了SaS分布的形状, 表示其概率密度函数拖尾的厚度, α 值越小, 其拖尾就越厚, 意味着远离分布中心位置的随机变量的概率越大。 γ 为分散系数, 取值范围为 $\gamma > 0$, 表示SaS分布的分散程度, 其值反映了概率密度函数偏离 μ 的程度, 其作用相当于二阶过程的方差。 μ 为位置参数, 取值范围为 $-\infty < \mu < +\infty$, 它是SaS分布的概率密度函数的对称点, 当 $1 < \alpha \leq 2$ 时, μ 是其概率密度函数的均值, 当 $0 < \alpha \leq 1$ 时, SaS分布没有无限的均值, 此时的 μ 是它的中值。因此, 这三个参数完全描述了SaS分布。为简单起见, 不妨设 $\mu = 0$, 则SaS分布的概率密度函数为:

$$f_\alpha(\gamma, x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-\gamma|w|^\alpha) e^{-jw x} dw \quad (2)$$

当 $\gamma = 1$ 时, 几种SaS分布的概率密度函数如图1所示。当 $\alpha = 2$ 时, 与均值为 α 、方差为 $2\delta^2$ 的高斯分布相同, 即高斯分布是 α 稳定分布的特例; 当 $\alpha = 1$ 时, 对应柯西分布; 当 $\alpha = 0.5$ 时, 对应泊松分布。从图1中可以看出, SaS分布的概率密度函数保留了许多高斯分布的特征: 光滑、单峰分布、关于中值对称、钟

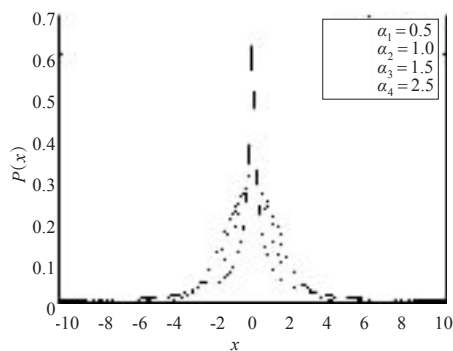


图1 SaS分布概率密度函数

形。与高斯分布不同的是, SaS分布的概率密度函数有着比高斯分布更厚重的拖尾, α 值越小, 其概率密度函数的拖尾就越大, 冲击性就越强。

3 对称稳定分布的参数估计方法

对于估计SaS分布中的参数 α 和 γ 已经有了很多的估计方法, 这里选择基于对数参数估计的滑动窗口块法^[10]对这两个参数进行估计。假设预测误差信号服从SaS分布, 定义信号 $Z(i) = \ln|x(i)|$, 参数 α 和 γ 的更新采用了滑动窗口块的方法, 其中滑动窗口大小为 N 块, 每一块的样本长度为 M , 则滑动窗口总的样本长度为 $M \times N$, 则当前 k 块样本的均值可得:

$$\hat{\mu}_z(k) = \frac{1}{NM} \sum_{i=(k-N)M+1}^{kM} z(i) = \hat{\mu}_z(k-1) - \frac{1}{NM} \sum_{i=(k-N)M+1}^{(k-N)M} z(i) + \frac{1}{NM} \sum_{i=(k-1)M+1}^{kM} z(i), \quad k \geq N \quad (3)$$

类似地, 可以得到当前 k 块样本的方差:

$$\hat{\sigma}_z^2(k) = \frac{1}{NM} \sum_{i=(k-N)M+1}^{kM} (z(i) - \hat{\mu}_z(k))^2 = \hat{\sigma}_z^2(k-1) - \frac{1}{N} \left(\sum_{i=(k-N)M+1}^{(k-N)M} z^2(i) - \sum_{i=(k-1)M+1}^{kM} z^2(i) \right) + \hat{\mu}_z^2(k-1) - \hat{\mu}_z^2(k), \quad k \geq N \quad (4)$$

因此, 结合SaS分布的对数参数估计方法, 参数 α 和 γ 的估计值为:

$$\alpha(k) = \left(\frac{6}{\pi^2} \hat{\sigma}_z^2(k) - \frac{1}{2} \right)^{-1/2} \quad (5)$$

$$\gamma(k) = \exp\left(\left(\hat{\mu}_z(k) - \left(-\frac{1}{\alpha(k)}\right) C_e\right) \alpha(k)\right) \quad (6)$$

其中, C_e 为欧拉常数, 其值为0.577 215 66。 $\alpha(k)$ 是特征指数, $\gamma(k)$ 是分散系数。首先计算 $\hat{\mu}_z(k)$ 的值, 代入式(4)得 $\hat{\sigma}_z^2(k)$, 然后利用式(5)可以得到参数 α 的估计值。最后将参数 α 的估计值代入式(6), 便可得到参数 γ 的估计值。

4 基于SaS分布参数估计的故障检测方法

控制系统在运行过程中可能发生的故障是多种多样的, 根据故障的性质, 系统故障可以大致分为两类: 突变故障和缓变故障。其中突变故障往往反映为系统输出信号的突变, 而缓变故障则更多反映为系统输出的平稳变化。由于 α 稳定分布更适合对有非常显著的脉冲特性的信号进行建模, 因此对于缓变故障的信号需要事先对其进行预处理以放大信号变化的突变成分。这种预处理可以采用时间序列预测的方法来实现。由于预测误差中包含了检测系统故障所需要的信息, 因

此,预测误差可以作为故障检测所需要的残差信号。但是由于建模不精确以及噪声等因素的影响,预测误差往往呈现出一种伪随机特性,而现有的残差评价方法又难以对此实现故障检测。因此,本文利用SaS分布的参数估计方法实现故障检测,该方法对预测误差信号中包含的故障状态信息进行提取、处理并加以分类,从而推断出系统的运行状态。

时间序列分析是对有序的随机数据进行统计学意义上的处理和分析研究的一种数学方法。AR模型是时间序列分析方法中最简单、实际应用最广的时间序列预测模型。简单起见,首先利用AR预测模型对系统输出信号时间序列进行预测建模,获得一步预测误差信号,这种误差信号含有丰富的脉冲突变成分,符合 α 稳定分布。根据参数估计的要求对预测误差信号零均值化。

然后根据对称稳定分布的参数估计法,由式(4)和(6)计算可得参数 α 的值,得到信号对应的 α 值的变化曲线。通过分析 α 曲线的变化实现故障的在线检测。

在故障检测中,根据仿真获得的 α 的变化曲线,定义 T 时刻 α 曲线的最大值和最小值之差为:

$$m(T) = \max \alpha(t) - \min \alpha(t) \quad T - \tau \leq t \leq T \quad (7)$$

其中, τ 为滞后区间的宽度。

设定故障检测策略为:

$$\begin{cases} m(t) \leq \mu_1, & \text{正常} \\ m(t) > \mu_2, & \text{故障} \end{cases} \quad (8)$$

式中, μ_1, μ_2 为设定的故障检测阈值。当 $m(t) \leq \mu_1$ 时,判定系统处于正常工作状态,当 $m(t) > \mu_2$ 时,认为系统发生了故障。

5 仿真示例

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,其运行状态对整台机器的安全影响最大。滚动轴承在运行中发生的故障,一般分为两类,一类是渐变性的磨损故障,另一类是轴承元件表面损伤性故障。当轴承元件滚过表面损伤点时,即会产生突变的冲击脉冲力,这是损伤类故障的特点。损伤类故障是一种突发性强又很危险、早期症状较难识别的一类故障,此类故障的检测一直是研究的热点。

这里以滚动轴承的损伤故障作为研究示例,实验数据来自美国 Case Western Reserve University Bearing Data Center Website。测试的风扇端止轴承是型号为SKF的深沟球轴承6203-2RS。点蚀故障点是通过电火花机在轴承内、外环滚道中央位置以及滚动体上加工微小凹坑来模拟的,故障点直径为0.007英寸,深度为0.011英寸。在轴承测试过程中,电动机转速为1750 r/min,采样频率为 $f_s = 12$ kHz,利用加速度传感器对轴承振动信号进行采样。轴承在正常情况、内环故障、外环故障和滚动体故障四种状态时,测得的时域振动波形如图2所示。

由于轴承振动信号是通过安装在轴承座上的加速度传感器测取,而不是直接在测试对象表面测取的,故受传输路径与设备中其他部件振动的影响,所测的振动信号中常常混有噪声。研究表明,实测振动原始信号当中的噪声往往是包含着有色噪声和高斯白噪声的混合噪声,而且噪声的幅值往往比较大,因此文中设置混合噪声的时域波形如图3所示。

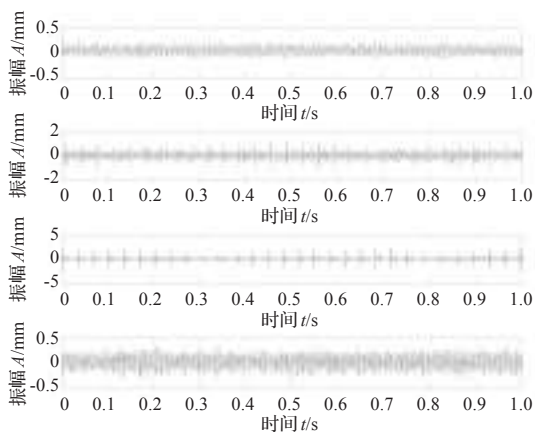


图2 四种状态轴承振动信号

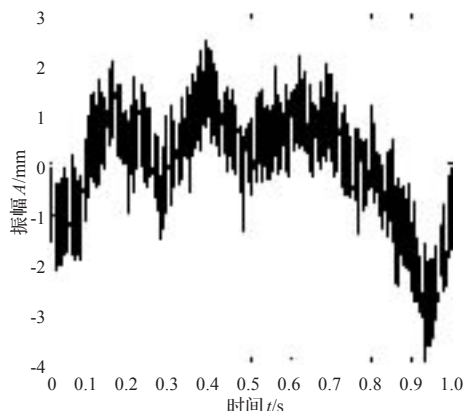


图3 设置的振动信号中的混合噪声

上述有色噪声信号对正常轴承振动信号的信噪比约为-53 dB;对内环故障轴承振动信号的信噪比约为-30 dB;对外环故障轴承振动信号的信噪比约为-22 dB;对滚动体故障轴承振动信号的信噪比约为-43 dB。假设在这种混合噪声的背景下,分别设置风扇端止轴承在 $t=10$ s时发生内环故障,在 $t=12$ s时发生外环故障,在 $t=16$ s发生滚动体故障。则三个轴承故障过程的振动信号时域波形如图4所示。

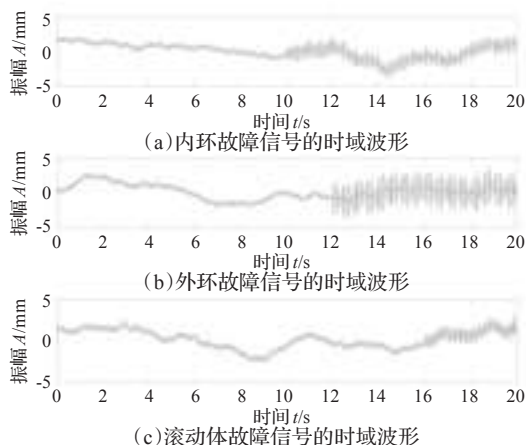
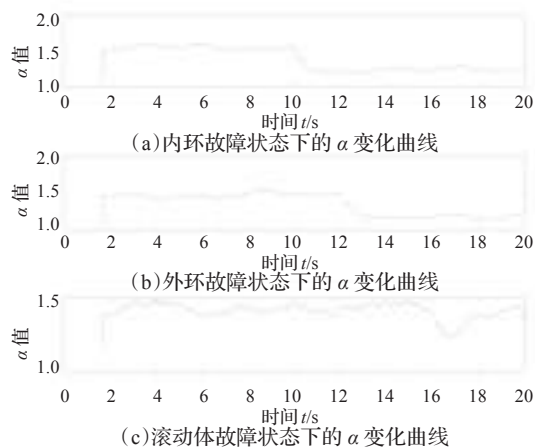


图4 三个轴承故障过程的振动信号时域波形

为了验证故障检测方法的可行性,首先对图4所示的振动信号时间序列进行数据的预处理。为了简化计算,文中采用AR模型进行预测建模,并得到具有脉冲突变的预测误差信号。然后根据SaS分布的参数估计方法估计参数 α 的值,令 $N=50, M=400$,得到过程相应的参数 α 的变化曲线分别如图5(a)~5(c)所示。

图5 α 变化曲线

从图5可以明显看出,当风扇端止轴承处于正常工作状态时, α 的变化曲线是平稳的,而当轴承出现故障时, α 值发生跳跃性的变化。

故障检测阈值的选取是否适当将直接影响到故障检测系统的可靠性,经过比较,本例中阈值 μ_1 、 μ_2 分别为 $\mu_1=0.29$, $\mu_2=0.41$ 。根据这种判决准则,对仿真得到的 α 的变化曲线进行分析和处理,结果表明,过程1中,轴承内环故障发生在 $t=11.07$ s处;过程2中,外环故障发生在 $t=13.23$ s处;过程3中,滚动体故障发生在 $t=16.55$ s处。在轴承正常工作时未发生误检。仿真实例证明,在大幅值混合噪声的背景下,该算法具有很好的鲁棒性。结合设置的故障程度可知,方法的检测灵敏度仍保持较好水平。

6 结语

针对数学模型未知的复杂非线性系统鲁棒故障检测问题,提出了一种基于SaaS分布参数估计的故障检测方法。在大幅值混合噪声的作用下,该方法仍具有很好的鲁棒性,能够有效地检测出故障的发生。仿真结果表明,该方法是有可行性的。

参考文献:

- [1] Preston G J, Shields D N, Daley S. Application of a robust nonlinear fault detection observer to a hydraulic system[C]//Proceedings of UKACC International Conference on Control (Control'96), 1996, 2: 1484-1489.
- [2] Zhang X D, Polycarpou M M, Parisini T. A robust detection and isolation scheme for abrupt and incipient faults in nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002, 47(4): 576-592.
- [3] Jiang B, Staroswiecki M, Cocquempot V. Fault estimation in nonlinear uncertain systems using robust/sliding-mode observers[J]. IEEE Control Theory and Applications, 2004, 151(1): 29-37.
- [4] Cotelani M, Fort A. Fault diagnosis of electronic analog circuits using a radical basis function network classifier[J]. Journal of the International Measurement Confederation, 2000, 28(3): 147-158.
- [5] Li C, Song Z H, Li P. Bearing fault detection via wavelet packet transform and rough set theory[C]//Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2004, 2: 1663-1666.
- [6] Tsihrantzis G A, Nikias C L. Fast estimation of the parameters of alpha-stable impulsive interference[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(6): 1492-1503.
- [7] Bondenschatz J B, Nikias C L. Maximum-likelihood symmetric alpha-stable parameter estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(5): 1382-1385.
- [8] Huang X, Madoc A C. Maximum likelihood for Bayesian estimator based on alpha-stable for image[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), 2002, 1: 709-712.
- [9] Bodenschatz J S, Nikas C L. Symmetric alpha-stable filter theory[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(9): 2301-2306.
- [10] Kidmose P. Alpha-stable distributions in signal processing of audio signals[C]//Proceedings of 41st Conference on Simulation and Modeling, Scandinavian Simulation Society (SIMS2000), 2000: 87-94.
- [11] Belge M, Lmiller E. A sliding window RLS-Like adaptive algorithm for filtering alpha-stable noise[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2000, 7(4): 86-89.
- [12] Nikias C L, Shao M. Signal processing with alpha-stable distributions and applications[M]. New York: John Wiley and Sons Inc, 1995.
- [13] Swami A, Sadler B. Parameter estimation for linear alpha-stable processes[J]. IEEE Signal Processing Letters, 1998, 5(2): 48-50.
- [14] Huang X, Madoc A C. Image noises removal on alpha-stable via Bayesian estimator[C]//Proceedings of IEEE 7th International Symposium on Signal Processing and its Applications, 2003, 2: 165-168.
- [15] 王欣, 庞云阶. 基于多小波收缩与子带增强的图像去噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2004, 25(3): 380-383.
- [16] 陈苏婷, 吴钦章. 基于多小波变换及综合阈值的图像去噪方法[J]. 红外与激光工程, 2007, 36(1): 140-143.
- [17] 费佩燕, 郭宝龙. 单小波去噪方法在多小波去噪中的应用研究[J]. 信号处理, 2004, 20(6): 659-663.
- [18] 邹海林, 宁书年. 基于多小波变换的GPR图像去噪方法研究[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(4): 855-859.
- [19] Bacchelli S, Papi S. Statistically based multiwavelet denoising[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2007, 210: 47-55.
- [20] Bala E, Ertuzun A. A multiwavelet thresholding technique for image denoising using multiwavelet[J]. Eurasip Journal on Applied Signal Processing, 2005(8): 1205-1211.
- [21] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing second edition[M]. 2nd ed. [S.l.]: Prentice Hall, 2002.
- [22] Donoho D L. De-noising by soft thresholding[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [23] Li Qingwu, He Chunyuan. Application of wavelet threshold to image de-noising[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Innovative Computing, Information and Control, 2006: 693-696.
- [24] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [25] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2000(9): 1522-1531.

(上接206页)

- [4] Bacchelli S, Papi S. Statistically based multiwavelet denoising[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2007, 210: 47-55.
- [5] Bala E, Ertuzun A. A multiwavelet thresholding technique for image denoising using multiwavelet[J]. Eurasip Journal on Applied Signal Processing, 2005(8): 1205-1211.
- [6] 邹海林, 宁书年. 基于多小波变换的GPR图像去噪方法研究[J]. 系

(上接233页)

- [7] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing second edition[M]. 2nd ed. [S.l.]: Prentice Hall, 2002.
- [8] Donoho D L. De-noising by soft thresholding[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [9] Li Qingwu, He Chunyuan. Application of wavelet threshold to im-