

基于提升小波变换的雷达生命信号去噪技术

杨秀芳 张 伟 杨宇祥

(西安理工大学机械与精密仪器工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要 对于噪声干扰严重、非线性、非平稳、多奇异点的微弱雷达生命信号而言,去噪是对有用信号进行分析前的必要手段。基于多普勒效应原理和雷达噪声的统计特性,建立了雷达生命信号的模型,分别用传统小波变换和提升小波变换对强噪声干扰下的生命雷达信号进行了去噪处理,结果表明被强噪声污染的雷达生命信号可以用传统小波变换的方法和提升小波变换法对其有效去噪,提升小波变换去噪效果优于传统小波变换去噪效果,其信噪比(SNR)和均方误差(MSE)两个性能指标均高于传统小波去噪。对雷达生命信号进行去噪处理时,使用的小波基函数是 sym8,分解层数为3层。

关键词 信号处理;雷达生命信号去噪;提升小波变换;信噪比;均方误差

中图分类号 TP312 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201434.0328003

Denoising Technology of Radar Life Signal Based on Lifting Wavelet Transform

Yang Xiufang Zhang Wei Yang Yuxiang

(Faculty of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China)

Abstract For the nonlinear, non-stationary and weak radar life signal with serious noise interference and multiple singularity points, denoising is the essential means before analyzing the useful signal. The radar life signal model is established based on the principle of Doppler effect and the statistical characteristics of noise. Wavelet transform and lifting wavelet transform are applied respectively on the radar life signal under strong noise background for denoising. The results show that for radar life signal under strong noise pollution, it is an efficient denoising method to use wavelet transform or lifting wavelet transform. The lifting wavelet transform denoising effect is better than traditional denoising methods of wavelet transform. The signal-to-noise ratio (SNR) and mean square error (MSE) are higher than those of traditional wavelet denoising. In the radar life signal denoising, the wavelet basis function is sym8 and the number of decomposition layers is 3.

Key words signal processing; radar life signal denoising; lifting wavelet transform; signal-to-noise ratio; mean square error

OCIS codes 280.1415; 280.5600; 100.7410

1 引 言

生命信号是一种非线性、非平稳、多奇异点的微弱信号,一般正常人的呼吸和心跳频率分别为每分钟16~20次和60~100次。性别的差异、年龄的不同、运动加强与否等都会引起心跳和呼吸频率的变化,且这些信号在采集过程中容易受到仪器、人体活

动等干扰因素的影响而引入噪声^[1],给分析人体生理状态参数带来很大困难,因此信号去噪成为分析前的必要步骤,而小波去噪是最常用的方法。文献[2]介绍了小波分解与重构法去噪,指出该方法对于已知噪声频率范围,且噪声和信号的频带相互分离时非常有效,对实际中广泛存在的白噪声,去噪效果

收稿日期: 2013-09-24; **收到修改稿日期**: 2013-11-11

基金项目: 陕西省教育厅科学研究计划(自然科学专项)(12JK0527)

作者简介: 杨秀芳(1965—),女,副教授,硕士生导师,主要从事光电测试与信息提取方面的研究。

E-mail: yxf5078@163.com

则较差。文献[3]提出模极大值法去噪,它主要适用于信号中混有白噪声,且含有较多奇异点的情况,可以有效地保留信号奇异点的信息,去噪后的信号没有多余震荡,但小波分解尺度的选择对其非常重要,尺度小,会产生伪极值点,尺度大,会丢失某些重要的局部奇异性。文献[4]用小波变换的方法对光纤温度传感系统的测量信号实现了有效的降噪处理。文献[5-6]指出相关性去噪在分析信号的边界方面虽然去噪效果比较稳定,但其计算量较大,并且需要估计噪声方差。文献[7]提出小波阈值去噪主要适用于信号中混有白噪声的情况,原始信号的特征尖峰点可得到很好的保留,其中的软阈值去噪可使估计信号实现最大均方误差最小化,计算速度很快,但其去噪效果依赖于信噪比的大小和合适的阈值。文献[8]用平移不变法去噪,主要适用于信号中混有白噪声且含有若干个不连续点的情况,可以有效去除阈值法中产生的伪吉布斯现象,得到比阈值法更小的均方误差,信噪比也得到一定的提高,但计算速度没有阈值法快。上述的小波变换方法用于信号去噪时在自身构造及对信号进行时频域变换时都需要耗费大量系统资源^[9],文献[10]用自适应提升小波变换对心音信号进行了降噪处理,取得了不错的效果。文献[11-13]用提升小波变换分别对电极法测量的弱噪声干扰的生命信号、弱噪声干扰的 Cusp 信号、弱噪声干扰的 Heavisine 信号、弱噪声干扰的多普勒雷达信号实现了去噪处理,文献[14]分别用小波变换和提升小波变换对受到较大噪声污染的 X 射线脉冲星信号进行降噪处理,结果提升小波的降噪效果优于传统的小波变换。参考以上的文献,考虑到雷达生命信号本身的特点和各种小波去噪方法的计算速度,本文提出将提升小波变换用于雷达生命信号去噪处理,结果实现了强噪声干扰下的雷达生命信号的去噪处理,而且方法简单,计算量小。

2 雷达生命信号检测原理

雷达生命信号指生命探测雷达回波中包含的雷达发射载频信号、生命信号和杂波信号等,对雷达生命信号的检测就是将经人体表面微动反射后的雷达回波信号与雷达发射信号进行混频解调,得出与人体生理运动幅度成比例的呼吸和心跳信号的过程。该过程其实就是低速运动目标的检测过程,而低速运动目标的检测离不开多普勒效应。

图 1 为基于多普勒效应的雷达生命信号模型。现假设雷达的发射信号为

$$S_r(t) = A_r \cos(2\pi f_0 t + \theta_0), \quad (1)$$

式中 A_r 为发射信号的幅值, f_0 为发射信号的频率, θ_0 为发射信号的初相位。当发射信号照射到人体后,被人体表面反射,由于心跳和呼吸运动引起的多普勒效应将产生一种窄带调相反射波 $S(t)$:

$$S(t) = A \cos[2\pi f_0 t + \theta_0 + \theta' + \varphi(t)], \quad (2)$$

式中 A 为回波信号的幅值, θ' 为由被测对象与雷达间的距离所产生的相位, $\varphi(t)$ 为由多普勒效应产生的附加相移。由多普勒效应理论可知

$$\varphi(t) = 2\pi \times \frac{2X(t)}{\lambda}, \quad (3)$$

式中 $X(t)$ 为人体体动位移,其值围绕平均距离 $x(t)$ 上下波动,以 $\Delta x(t)$ 表示人体体动位移的波动幅度,则 $X(t) = x(t) + \Delta x(t)$, λ 为雷达波波长值。于是多普勒附加相移可以表示为

$$\varphi(t) = 2\pi \times \frac{2x(t)}{\lambda} + 2\pi \times \frac{2\Delta x(t)}{\lambda} = \varphi_0 + 2\pi f_d t, \quad (4)$$

式中 φ_0 为平均距离 $x(t)$ 引起的固定附加相位, f_d 为人体微动引起的多普勒效应频移。从而 $S(t)$ 表示为

$$S(t) = A \cos[2\pi(f_0 + f_d)t + \theta_0 + \theta' + \varphi_0] = A \cos[2\pi(f_0 + f_d)t + \theta]. \quad (5)$$

则 $S_r(t)$ 与 $S(t)$ 在混频器中混频:

$$S_0(t) = S_r(t) \times S(t) = A_r \cos(2\pi f_0 t + \theta_0) \times A \cos(2\pi(f_0 + f_d)t + \theta) = \frac{1}{2} A_r A \cos[2\pi(2f_0 + f_d)t + \theta_0 + \theta] + \frac{1}{2} A_r A \cos(2\pi f_d t + \theta' + \varphi_0). \quad (6)$$

经低通滤波器后获得测量信号 $S_0(t)$:

$$S_0(t) = \frac{1}{2} A_r A \cos(2\pi f_d t + \theta' + \varphi_0). \quad (7)$$

雷达回波中的噪声信号成分复杂,无法给出时域表达式,综合考虑认为其服从高斯分布且其功率谱密度函数也呈高斯状,则雷达生命信号的表达式为

$$S(t) = \frac{1}{2}A_r A_c \cos(2\pi f_d t + \theta' + \varphi_0) + c(t), \quad (8)$$

式中 $c(t)$ 为雷达生命信号中的噪声信号,其功率谱密度函数呈高斯状。设心跳幅度为 3 mm,呼吸幅度为 8 mm,心跳频率为 1.4 Hz,呼吸频率为 0.4 Hz。为了使心跳和呼吸信号淹没在噪声信号中,取杂波幅值为 8。则设雷达生命信号即所研究信号为

$$S(t) = 3\cos(2\pi \times 1.4t) + 8\cos(2\pi \times 0.4t) + 8\text{randn}[1, \text{length}(t)], \quad (9)$$

式中 $\text{randn}[1, \text{length}(t)]$ 为噪声信号。图 2(a)、(b) 分别是 $S(t)$ 不含噪声和含有噪声的波形图。

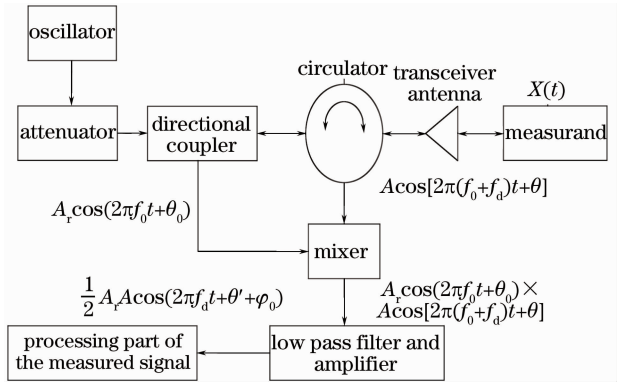
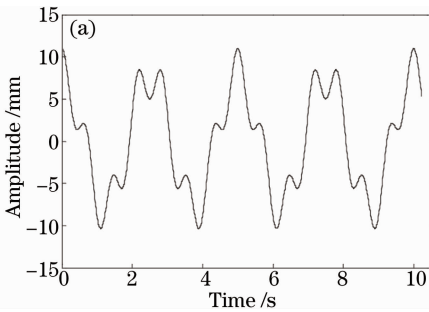


图 1 基于多普勒效应原理的雷达生命信号模型
Fig. 1 Radar life signal model based on principle of Doppler effect

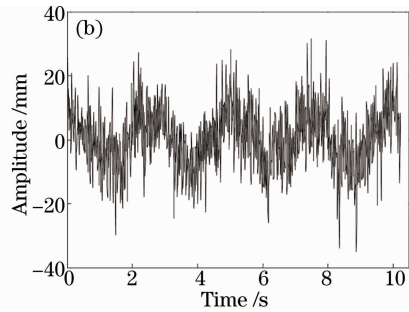


图 2 雷达生命信号波形图。(a)无噪声雷达生命信号；(b)含有噪声的雷达生命信号

Fig. 2 Radar life signal waveform. (a) Radar life signal without noise; (b) radar life signal with noise

3 小波变换的阈值去噪原理及生命信号的小波变换阈值去噪

3.1 小波变换的阈值去噪原理

基于小波变换理论基础的阈值去噪方法是一种实现简单、效果较好的小波去噪方法^[15]。小波阈值去噪原理框图如图 3 所示,带噪信号先经过预处理,利用有效信号的小波系数幅值较大、噪声的小波系数幅值小的特征,选用一个小波函数将带噪信号进行离散小波变换,信号被分解到多个尺度上,然后对小波分解后的各层系数进行阈值处理,保留大于阈值的小波系数,将小于阈值的小波系数置零,从而使信号中的噪声得到有效的抑制,最后进行反变换重构出去噪的信号。

小波阈值去噪最关键的部分是选取或者构造合适的阈值函数,如果阈值选取过小,就会有一部分的噪声小波变换系数不能被置零,从而在去噪后的信号中保留了部分噪声,使去噪的效果不太理想;如果阈值选得偏大,则会将一部分有用信号滤掉,使得信号去噪后出现失真的现象。传统的阈值函数主要有硬阈值函数和软阈值函数,其特性图见图 4,图中

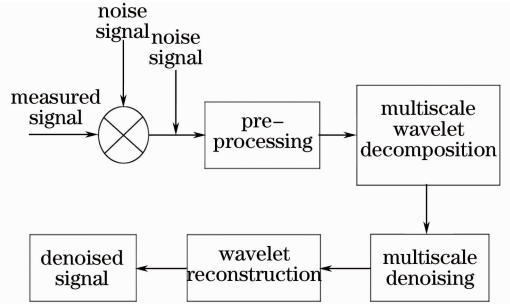


图 3 小波阈值去噪原理图

Fig. 3 Schematic diagram of wavelet threshold denoising
 $\eta(\omega)$ 表示阈值化后的小波系数, ω 是原始小波系数, $\text{sgn}(\omega)$ 是符号函数。硬阈值函数将大于阈值的小波系数保留原值,否则置零,软阈值函数将大于阈值的小波系数减去一恒定偏差,否则置零。显然,硬阈值函数虽然构造简单,但其在整个小波域内是不连续的,因此重构信号会产生振荡,当噪声水平较高时,这种现象尤为明显,容易出现伪吉布斯现象。软阈值函数虽然在小波域内整体连续性好,但是由于当小波系数较大时,处理过的系数与原系数之间总存在恒定的偏差,这将直接影响重构信号与真实信号的逼近程度,造成一定的高频信息损失,给重构信号带

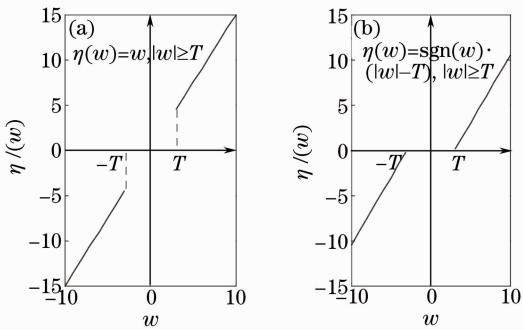


图 4 (a)硬阈值函数和(b)软阈值函数特性图

Fig. 4 Characteristic maps of (a) hard and (b) soft threshold functions

来不可避免的误差。阈值去噪的步骤主要有三步：

1) 小波分解,选择恰当的小波和分解尺度,进行分解计算；

2) 阈值量化,对各个分解尺度下的高频系数选取一个阈值进行阈值量化处理；

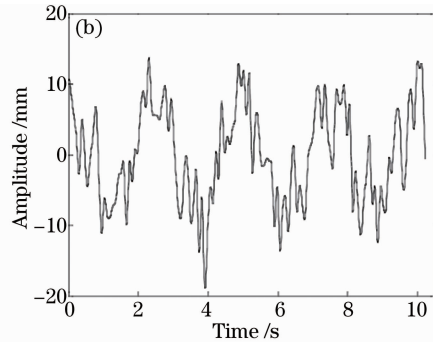
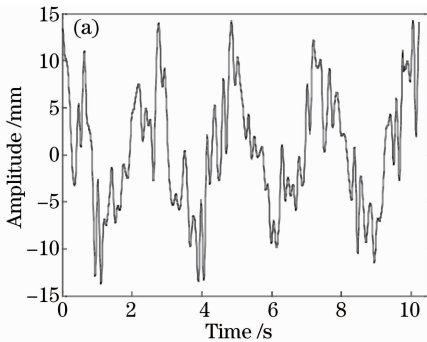


图 5 去噪效果图。(a)硬阈值去噪;(b)软阈值去噪

Fig. 5 Effects of (a) hard and (b) soft threshold denoising

4 提升小波变换原理及雷达生命信号的提升小波变换去噪

4.1 提升小波变换原理

提升小波变换由于其结构独特,分解(正变换)和重构(反变换)部分结构完全相同,可有效降低计算复杂度,减少运行时间,是一种快速的小波实现方法。其示意图如图 6 所示。

图 6 是提升小波变换的原理框图。图中左边部分的分解、预测和更新是提升算法的分解部分,右边部分的分解、预测和合并是提升小波变换的重构部分。在提升小波的分解部分,首先对被处理的信号数字序列 X_i 进行分解,分解的过程就是把信号 X_i 分为偶数抽样点 X_e 和奇数抽样点 X_o ,这也称为懒小波变换;然后是预测,预测的过程就是由 X_e 预测 X_o 。记为 $PRE(X_e)$,用预测误差代替 X_o ,即图中的

3) 小波重构,根据小波分解的最底层低频系数和各层高频系数进行小波重构。

3.2 雷达生命信号的小波变换阈值去噪

小波分析在工程应用中,一个十分重要的问题就是最优小波基的选择,小波基函数决定了小波变换的效果和效率,用不同的小波基分析同一个问题会产生不同的效果,提升小波变换也是如此。根据小波基函数的选择原则,对常用的几类小波进行分析发现:只有 Biorthogonal 小波系、Symlet 小波系、Coiflet 小波系和 Daubechies 小波系比较适合于处理生命信号,且各具优缺点。Coiflet 小波系的对称性比 Symlet 小波好些,但以支撑长度为代价,该类小波在生命信号的处理中不如 Symlet 小波^[16-17]。现用 sym8 小波基,对 $S(t)$ 进行 3 尺度分解,将分解得到的小波系数分别用软硬阈值函数去噪,结果如图 5 所示,图 5(a)是硬阈值消噪的结果,图 5(b)是软阈值消噪的结果。

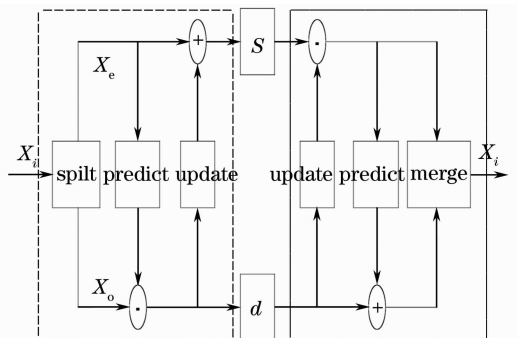


图 6 提升变换分解与重构原理框图

Fig. 6 Principle diagram of lifting transform decomposition and reconstruction

d , d 也称为细节信号, $d = X_o - PRE(X_e)$;最后是更新,更新是为了保持在变换中存在 X_e 处的某些频率成分,减少分裂产生的混叠效应,即用 X_e 更新 X_o ,则近似信号 s 为 $s = X_e + UP(d)$, $UP(\cdot)$ 表示对

细节信号 d 的提升。提升算法的分解过程可理解为通过预测算子,确定高频信息,并初步确定低频信息,然后通过更新算子,对初步确定的低频信息进行修正,从而确定低频信息。在提升小波的重构部分(图6中实线框内部分所示),先恢复分解过程中的更新,再恢复分解过程中的预测,最后合并奇、偶样本生成重构信号。

图7给出了用硬件实现提升小波变换的一种方案,图中的 X_{2i}, X_{2i+1} 分别对应图6中的偶数抽样点 X_e 和奇数抽样点 X_o ,图中的 Y_{2i}, Y_{2i+1} 分别对应图6中的近似信号 s 和细节信号 d ,图中 Z^{-1} 表示硬件的延时单元。相应的数学表达式为^[15]

$$Y_{2i+1} = \begin{cases} X_{2i+1} + \alpha(X_{2i} + X_{2i+2}), & i = 0, 1, \dots, k-2 \\ X_{2i+1} + \alpha(X_{2i} + X_{2i}), & i = k-1 \end{cases}, \quad (10)$$

$$Y_{2i} = \begin{cases} X_{2i} + \beta(Y_{2i+1} + Y_{2i+1} + 2), & i = 0 \\ X_{2i} + \beta(Y_{2i-1} + Y_{2i-1} + 2), & i = 1, 2, \dots, k-1 \end{cases}, \quad (11)$$

式中 k 为偶数, X_i 表示输入数据, X_{2i+1}, X_{2i} 分别表示奇数和偶数抽样点, Y_{2i+1}, Y_{2i} 分别表示变换后的高频成分 H 和低频成分 L , α, β 是系数,为便于计算,表示为2的幂次方,其值取决于进行整数运算还是浮点数运算,进行整数运算时 $\alpha = -1/2, \beta = -1/4$ 。

解后的小波系数进行软阈值去噪,结果如图8所示。

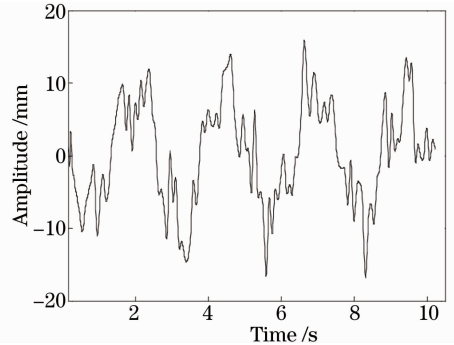
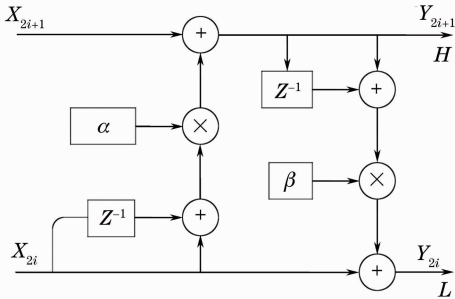


图7 提升小波变换实现方案

Fig.7 Lifting wavelet transform scheme

图8 提升小波变换的生命信号去噪图

Fig.8 Denoising life signal by lifting wavelet transform

4.2 雷达生命信号的提升小波变换去噪

用提升小波变换对雷达生命信号去噪时,选用的小波基与阈值法选用的小波基相同,为 sym8,对 sym8 小波基进行提升处理后,对给定的雷达生命信号 $S(t)$ 在 Matlab 软件中用提升小波变换,对3层分

5 去噪效果比对

从上面三种去噪结果时域图(图5、8)上看,不能很明确判断哪种方案更好,现用两个评价函数——信噪比(SNR)和均方误差(MSE)进行定量的比对(见表1),提升小波变换的软阈值去噪方法比传统小波变换的软、硬阈值去噪方法在 SNR 和 MSE 这两个性能指标上均有所提高。

表1 SNR 和 MSE 的比较

Table 1 Comparison of SNR and MSE

Evaluating indicator	Original signal	Traditional sym8 wavelet		Lifting wavelet soft threshold
		Hard threshold	Soft threshold	
SNR	0.8034	1.0652	1.2685	1.8170
MSE	1.1326	0.9203	0.8838	0.8679

6 结 论

介绍了软、硬阈值变换的原理以及提升小波变换的原理和步骤,分析了软、硬阈值去噪的优缺点,对构造的大噪声雷达生命信号分别用提升小波变换

和传统小波变换在 Matlab 环境下运用 sym8 小波基进行了3尺度分解和去噪处理,结果表明被强噪声污染的雷达生命信号可以用传统小波变换的方法和提升小波变换法对其有效去噪,提升小波变换去

噪效果优于传统小波变换去噪方法,其 SNR 和 MSE 两个性能指标均高于传统小波去噪。这改变了人们认为在时域内强噪声不能用小波变换或提升小波变换降噪的观点。

参 考 文 献

- 1 S C Sanxena, V Kumar, S T Hamde. Feature extraction from ECG signals using wavelet transforms for disease diagnostics [J]. *International J Systems Science*, 2002, 33(13): 1073–1085.
- 2 Pan Quan, Meng Jinli, Zhang Lei, *et al.*. Wavelet filtering method and its application [J]. *J Electronics & Information Technology*, 2007, 29(1): 236–242.
潘 泉, 孟晋丽, 张 磊, 等. 小波滤波方法及应用[J]. *电子与信息学报*, 2007, 29(1): 236–242.
- 3 H B Nugraha, A Z R Langi. A procedure for singularity measurement using wavelet [C]. 2002 Asia-Pacific Conf Circuits and Systems, 2002, 1: 407–410.
- 4 Liu Lei, Yu Miao, Yang Ruijuan, *et al.*. Wavelet denoising applied in optical fiber Raman temperature sensor system [J]. *Chinese J Lasers*, 2013, 40(6): 0605005.
刘 磊, 于 森, 杨瑞娟, 等. 小波去噪用于光纤拉曼温度传感系统[J]. *中国激光*, 2013, 40(6): 0605005.
- 5 G Y Chen, T D Bui. Multiwavelets denoising using neighboring coefficients [J]. *IEEE Signal Process Lett*, 2003, 10(7): 211–214.
- 6 G Fan, X G Xia. Improved hidden Markov models in the wavelet domain [J]. *IEEE Trans Signal Process*, 2001, 49(1): 115–120.
- 7 Carl Taswell. The what, how, and why of wavelet shrinkage denoising [J]. *Computing in Science & Engineering*, 2000, 2(3): 12–19.
- 8 L Zhang, P Bao, Q Pan. Threshold analysis in wavelet-based denoising [J]. *Electron Lett*, 2001, 37(24): 1485–1486.
- 9 Y Wu, Q Pan, H Zhang, *et al.*. Adaptive denoising based on lifting scheme [C]. 2004 7th Int Conf Signal Bocessing, 2004, 1: 352–355.
- 10 Gao Xingming, Wu Yuchun, Xiao Shouzhong. Application of adaptive lifting wavelet transform in pre-processing of heart sound signal [J]. *Chinese J Scientific Instrument*, 2009, 30(4): 802–806.
郭兴明, 吴玉春, 肖守中. 自适应提升小波变换在心音信号中的应用[J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(4): 802–806.
- 11 Ergun Ercelebi. Electrocardiogram signals de-noising using lifting-based discrete wavelet transform [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2004, 34(6): 479–493.
- 12 Wang Zhiwu, Ding Guoqing, Yan Guozheng, *et al.*. Adaptive lifting wavelet transform and signal denoise [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2002, 38(2): 28–30.
- 13 Cao Xiaoying, Zhang Zhijun, Xiang Jianjun. Method of radar signal de-noising based on lifting wavelet improved threshold [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(14): 143–147.
曹晓英, 张智军, 向建军. 基于提升小波改进阈值的雷达信号去噪方法[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(14): 143–147.
- 14 Liu Xiuping, Li Xiaoping, Sun Haifeng. X-ray pulsar signal denoising using lifting scheme wavelet [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(3): 0304002.
刘秀平, 李小平, 孙海峰. 提升小波的 X 射线脉冲星信号降噪 [J]. *光学学报*, 2013, 33(3): 0304002.
- 15 Koichi Kuzume, Koichi Nijima, Shigeru Takano. FPGA-based lifting wavelet processor for real-time signal detection [J]. *Signal Processing*, 2004, 84(10): 1931–1940.
- 16 He Jun, Ma Youliang. Quantitative study on the selection of wavelet functions for the denoising of ECG signal [J]. *Information and Electronic Engineering*, 2010, 8(3): 286–289.
何 俊, 马有良. 心电信号降噪小波函数选取的定量研究[J]. *信息与电子工程*, 2010, 8(3): 286–289.
- 17 Brij N Singh, Arvind K Tiwari. Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising [J]. *Digital Signal Processing*, 2006, 16(3): 275–287.

栏目编辑: 何卓铭