

贝叶斯改进阈值超声图像去噪方法*

郭海涛¹ 刘星洁^{2†} 石建宏³

(1 东北电力大学电气工程学院 吉林 132012)
(2 东北电力大学自动化工程学院 吉林 132012)
(3 东北电力大学校医院 吉林 132012)

摘要 针对超声图像散斑噪声,提出一种贝叶斯改进阈值超声图像去噪方法。超声图像质量下降的主要原因是乘性噪声的污染,采用Jain提出的噪声模型,完成对数化后的小波变换,假设小波系数服从广义高斯分布,估计各尺度的贝叶斯阈值,利用改进的阈值函数处理各小波系数。所用改进阈值函数较软阈值函数有更好的连续性且不易丢失小波系数。处理医学超声图像和声纳超声图像的结果表明,较之以往的去噪方法,该方法在去除噪声的同时能较好的保留边缘及细节特征。

关键词 超声图像,去噪,小波变换,贝叶斯阈值,阈值函数

中图分类号: O429/TP391.4

文献标识码: B

文章编号: 1000-310X(2012)06-0468-06

Denoising ultrasound imagings based on an improved BayesShrink threshold method

GUO Haitao¹ LIU Xingjie² SHI Jianhong³

(1 Department of Electric Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012)
(2 Department of Automation Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012)
(3 College hospital, Northeast Dianli University, Jilin 132012)

Abstract To solve speckle noise in ultrasound imagings, a denoising method was proposed based on an improved BayesShrink threshold. The main reason for ultrasound imaging degeneration is speckle noise. We adopted Jain's speckle noise model to carry out our scheme. Wavelet transform coefficients are acquired on coefficients of logarithmically transformed ultrasound imaging. Under the assumption that the statistics of wavelet coefficients is Generalized Gaussian Distribution(GGD), BayesShrink threshold is calculated for each high frequency subband, and wavelet coefficients are modified using improved threshold method. The improved threshold method is better than soft threshold method in preserving wavelet coefficients owing to its continuity. The results of the experiments show that the method proposed is better than previous ones in preserving edges and details.

Key words Ultrasound imagings, Denoising, Wavelet transform, BayesShrink, Threshold function

2012-05-21 收稿; 2012-09-03 定稿

*国家自然科学基金(41076060), 东北电力大学博士科研启动基金(BSJXM-201001), 东北电力大学 2011 年度研究生创新基金(15)

作者简介: 郭海涛 (1965-), 男, 黑龙江安达人, 教授, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向: 图像处理、模式识别、信号处理。

刘星洁 (1988-), 女, 硕士研究生。

石建宏 (1967-), 女, 副主任医师。

†通讯作者: 刘星洁, E-mail: flowfire_200811@163.com

1 引言

超声成像在海洋探测、现代海战、医学诊断、工业无损检测等诸多领域均有广泛且不可替代的重要应用。但因成像机制及环境影响,在超声图像中形成了特有的散斑噪声^[1],降低了图像质量,严重影响了图像的人工判读和自动识别。

经典的超声图像去噪技术包括均值滤波、中值滤波、同态 Wiener 滤波^[2]等,由于超声图像散斑噪声为乘性噪声以及滤波的非自适应性,经典去噪技术在滤除斑点噪声的同时,易丢失图像中部分细节,造成图像模糊。为此,人们研究了基于斑点噪声统计特性的空域自适应滤波算法,如 Lee 滤波器^[3], Kuan 滤波器^[4], Frost 滤波器和自适应加权中值滤波^[5]等。这类滤波器的效果主要依赖于滤波窗口大小和方向的选择。在同质区域能有效抑制相干斑,但在异质区域往往伴随着边缘和线状目标的模糊等缺点。

基于各向异性扩散方程^[6]的噪声抑制方法,在实际计算时需要转化为差分格式进行迭代求解,当噪声梯度和边缘梯度相似时,由于其无法区分噪声和边界,从而导致无法去噪的病态问题。且为达到一定的精度,必须有较大的迭代次数,致使算法的运行时间较长。尽管后期有较多的改进,但都是以增加计算量或牺牲处理效果为代价的。

近年来,小波变换因其多分辨率特性而在超声图像处理领域有了广泛应用。其中,贝叶斯软阈值去噪算法^[7]是较有效且简便的算法。软阈值函数连续性好,但小波系数的减少易引起边界模糊等失真现象。文献[8-9]对软阈值函数改进,文献[8]提出的非线性滤波器,在阈值点处上升过快且曲线不够平滑,仍会导致图像出现振铃现象;文献[9]克服了文献[8]的缺点,但其阈值函数中参数值固定不具有自适应性。

针对以上缺陷,本文提出一种贝叶斯改进阈值的超声图像去噪方法,该方法用改进的阈值函数处理图像变换后的小波系数,克服了之前阈值函数的缺点,且能更多的保留小波系数。目的是去除图像噪声的同时更好的保持边缘细节。以下详细论述本论文工作。

2 超声图像噪声的统计模型及小波变换

散斑噪声污染是超声图像质量下降的主要原因,散斑噪声是一种乘性噪声^[10]。超声图像散斑噪声抑制,首先要建立斑点噪声模型,本文采用 Jain^[2]提出的如下模型描述:

$$f(i, j) = g(i, j)\eta_m(i, j) + \eta_a(i, j), \quad (1)$$

式中, i 和 j 分别表示图像的行和列; $f(i, j)$ 为观测到的待处理的图像; $g(i, j)$ 为需要恢复的未被噪声污染的图像; $\eta_m(i, j)$ 为图像的乘性噪声; $\eta_a(i, j)$ 为图像的加性噪声。通常加性噪声对超声图像的影响很小,可以忽略 η_a , 式(1)可以改为:

$$f(i, j) = g(i, j)\eta_m(i, j). \quad (2)$$

为了从原始图像中分离出噪声,使用对数变换将乘性噪声转化为加性噪声^[11],就可以用处理加性噪声的方法来处理斑点噪声。

$$\lg(f(i, j)) = \lg(g(i, j)) + \lg(\eta_m(i, j)), \quad (3)$$

对式(3)做小波变换:

$$y_d^j(k) = x_d^j(k) + n_d^j(k), \quad (4)$$

其中, y 、 x 、 n 是小波变换后所得的小波系数; k 、 j 、 d 分别表示小波系数的空间位置,分辨率尺度,图像的细节方向。

3 广义高斯模型和贝叶斯萎缩阈值

在小波去噪领域,广义高斯分布^[12](GGD)经常被用来描述小波子带中的系数分布。其表达如下:

$$GG_{\sigma_x, \beta}(x) = C(\sigma_x, \beta) \cdot \exp\{-[\alpha(\sigma_x, \beta)|x|]^\beta\}, \quad (5)$$

其中:

$$\alpha(\sigma_x, \beta) = \sigma_x^{-1} \left[\frac{\Gamma(3/\beta)}{\Gamma(1/\beta)} \right]^{1/2}, \quad (6)$$

$$C(\sigma_x, \beta) = \frac{\beta \cdot \alpha(\sigma_x, \beta)}{2\Gamma(1/\beta)}, \quad (7)$$

$C(\sigma_x, \beta)$ 为归一化因子, β 为形状参数, σ_x 子带系

数的标准差, $\Gamma(t) = \int_0^{\infty} e^{-u} u^{t-1} du$ 为 Γ 函数。

Chang^[7]等人将 GGD 引入到小波系数的先验模型中, 在贝叶斯框架下, 提出了具有最小风险的近似阈值, 即 BayesShrink 阈值:

$$T(\sigma_x) = \frac{\sigma_n^2}{\sigma_x}, \quad (8)$$

其中, σ_n^2 为噪声方差, σ_x 为子带系数的标准差。

Chang 等人认为自然图像子带中 β 的典型范围在 [0.5, 1], 这个范围内阈值对 β 不敏感, 阈值估计中忽略了形状参数 β , 最佳阈值得以简化。但是, 对于本文的超声图像需先取对数, 这样, 对数变换使图像数据的动态范围变小, 效果相当于从整体上把数据的分布朝 0 的方向挤压, 在经小波变换后, 其子带图像的小波系数概率密度应当是 β 值比较小 (小于 0.5) 的广义高斯分布^[13], 则上述阈值不够准确。为此, 对式 (8) 做如下改进^[14]:

$$T(\sigma_x) = k \cdot \frac{\sigma_n^2}{\sigma_x}, \quad (k \geq 1) \quad (9)$$

式中 k 值与图像质量有关, 需要经过试凑方可得到最优阈值。这里参考文献[14], 取 $k = \sqrt{\log_2(L)}$, L 为子带长度。

依照式 (9) 计算 BayesShrink 阈值时, 需已知子带系数的标准差 σ_x 及噪声方差 σ_n^2 。依据式 (4) 模型, 得: $\sigma_y^2 = \sigma_x^2 + \sigma_n^2$ 。观测子带的方差 σ_y^2 依据下式估计:

$$\hat{\sigma}_y^2 = \frac{1}{M_j} \sum_{k=1}^{M_j} y^2(k), \quad (10)$$

其中, M_j 为第 j 个子带中系数个数。

噪声方差 σ_n^2 常用 Donoho 提出的鲁棒中值估计^[15]:

$$\hat{\sigma}_n = \frac{\text{median}(|y(k)|)}{0.6745}, \quad y(k) \in \mathbf{HH}_1 \quad (11)$$

对于声纳图像, 因噪声污染严重, 上述的噪声方差比实际偏小^[16], 本文采用 \mathbf{HH}_1 子带的标准差作为噪声方差^[17]。

子带系数标准差 σ_x 可由下式求得:

$$\hat{\sigma}_x = \sqrt{\max(\hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}_n^2, 0)}. \quad (12)$$

4 改进的阈值函数

以往的小波贝叶斯阈值去噪, 常选用软阈值函数, 尽管软阈值函数处理所得图像会相对平滑, 避免了硬阈值函数处理出现的振铃、伪吉布斯效应等, 但随着小波系数的减少会出现边界模糊等失真现象。式(13)和式(14)分别是硬阈值函数和软阈值函数。根据以上缺陷文献[18]中提出的半软阈值函数, 表达式为式(15)。

$$\omega' = \begin{cases} \omega, & |\omega| \geq \delta \\ 0, & |\omega| < \delta \end{cases} \quad (13)$$

$$\omega' = \begin{cases} \text{sgn}(\omega)(|\omega| - \delta), & |\omega| \geq \delta \\ 0, & |\omega| < \delta \end{cases} \quad (14)$$

$$\omega' = \begin{cases} \text{sgn}(\omega)(|\omega| - \alpha \cdot \delta), & |\omega| \geq \delta \\ 0, & |\omega| < \delta \end{cases} \quad (15)$$

其中, δ 为阈值, ω 小波系数, ω' 为阈值处理后的的小波系数, α 是范围在 (0, 1) 的系数。

半软阈值介于软、硬阈值方法之间, 尽管避免了软硬阈值的弊端, 但是其中的参数 α 在运用中取固定值, 不具有自适应性, 因此仍然存在固有偏差和不连续性。故此, 本文将采用文献[19]提出的一种具有自适应特点的新阈值函数:

$$\omega' = \begin{cases} \text{sgn}(\omega) \left(|\omega| - \frac{\exp(\beta \cdot \delta)}{\exp(\beta \cdot |\omega|)} \delta \right), & |\omega| \geq \delta \\ 0, & |\omega| < \delta \end{cases} \quad (16)$$

其中, β 为非负数, β 取 0 和无穷大使函数转化为软阈值函数和硬阈值函数两个极端。因此, 在实际的应用中 β 需要取一个适中的值, 当 β 值确定之后, 该函数可以根据小波系数 ω 的大小进行不同的处理, 当 $|\omega|$ 的值较小时, 具有软阈值函数特点, 当 $|\omega|$ 的值较大时, 具有硬阈值函数特点。

图 1 给出了改进阈值函数与传统阈值函数的比较。

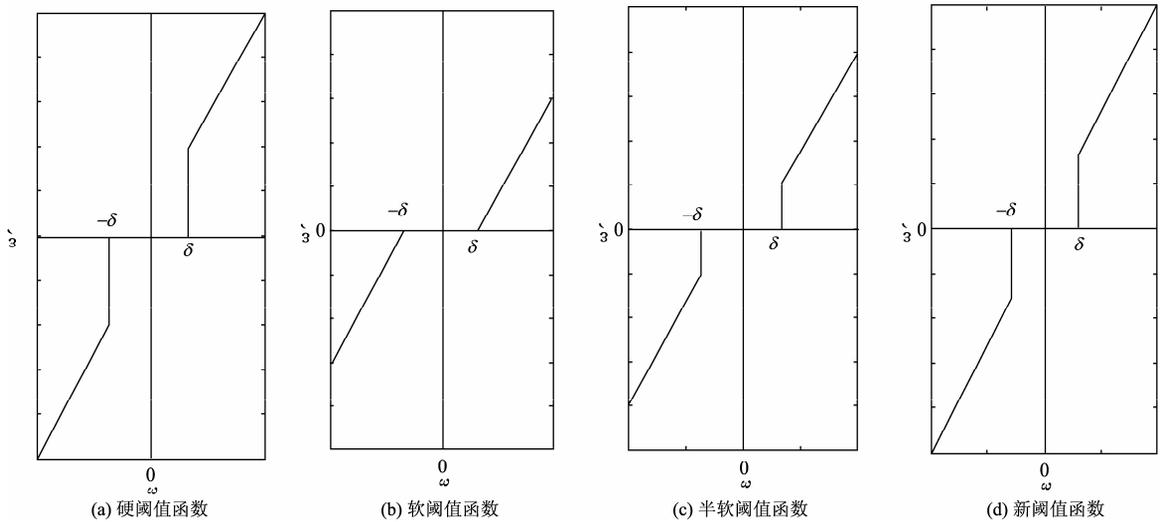


图 1 阈值函数比较

由图 1 可见该阈值函数输入-输出曲线连续、平滑且信号的小波系数基本保持不变^[19]。

5 去噪算法步骤

- (1) 对超声图像做对数变换；
- (2) 对对数图像做小波分解；
- (3) 根据式(11)估计噪声标准差；
- (4) 保留低频小波系数，对各高频细节子带做如下处理：
 - ① 根据式(10)和式(12)估计每个子带的信号标准差 σ_x ；
 - ② 由式(9)计算各子带的自适应阈值；
 - ③ 对每个子带中小波系数用新阈值函数处理；
- (5) 对处理得到的各高频小波系数和低频未处理的小波系数进行小波逆变换；
- (6) 做指数变换，得去噪图像。

6 实验结果与分析

6.1 去斑算法评价指标

图像质量除了从视觉上判断之外还可以通过一些客观的指标来评价，本文选用以下三个客观指标来衡量去斑算法的质量^[20]。

- (1) 峰值信噪比(PSNR)

$$PSNR = 10 \lg \left(\frac{M^2}{\frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1, j=1}^{m-n} [S(i, j) - \hat{S}(i, j)]^2} \right), \quad (17)$$

其中， M 为图像像素的最大值。

PSNR 越大，表示图像质量越好， $S(i, j)$ 为原图像各像素值， $\hat{S}(i, j)$ 为去噪后图像的像素值。

- (2) 等效视数 (ENL)

$$ENL = \mu^2 / \sigma^2, \quad (18)$$

其中， μ 表示图像的灰度值均值； σ^2 表示图像方差。ENL 越大，表明相干斑噪声程度越弱。

- (3) 边缘保持度(β)

$$\beta = \frac{\Gamma(\Delta S - \Delta \bar{S}, \Delta \hat{S} - \Delta \bar{\hat{S}})}{\sqrt{\Gamma(\Delta S - \Delta \bar{S}, \Delta S - \Delta \bar{S}) \cdot \Gamma(\Delta \hat{S} - \Delta \bar{\hat{S}}, \Delta \hat{S} - \Delta \bar{\hat{S}})}}, \quad (19)$$

$$\Gamma(S_1, S_2) = \sum_{i=1, j=1}^{m-n} S_1(i, j) \cdot S_2(i, j), \quad (20)$$

其中， $\Delta S, \Delta \hat{S}$ 是分别对 $S(i, j)$ 和 $\hat{S}(i, j)$ 用 3×3 的 Laplacian 算子做高通滤波的结果。 β 是用来衡量算法对边缘的保持程度， β 应该接近于 1。

6.2 本文算法与其它去噪算法的比较分析

实验 1：以患有血管瘤的人体肝部医学超声图

像(图中十字范围以内是病变组织)为研究对象,利用中值滤波、同态 Wiener 滤波、贝叶斯软阈值和本文算法进行去噪。其中小波处理时,采用 sym4 小波为 5 层, (16)式中 β 取 6。

图 2 为肝脏超声原始图像及四种算法处理后的图像,从图中可以看出:中值滤波和均值滤波处理后的图像,部分轮廓模糊且小的孤立细节丢失,传统的贝叶斯软阈值去噪效果明显较好,主观视觉

较大改善,贝叶斯改进阈值处理的结果更为理想,在保证去噪效果的同时很好的保留了十字花内图像信息及其他细节信息。

实验 2:以实际声纳图像(图中白色半月形为目标亮区)为研究对象,图像等效视数为 2.4543。利用中值滤波、同态 Wiener 滤波、贝叶斯软阈值和本文算法进行去噪。其中小波处理时,采用 sym4 小波为 3 层, (16)式中 β 取 4。

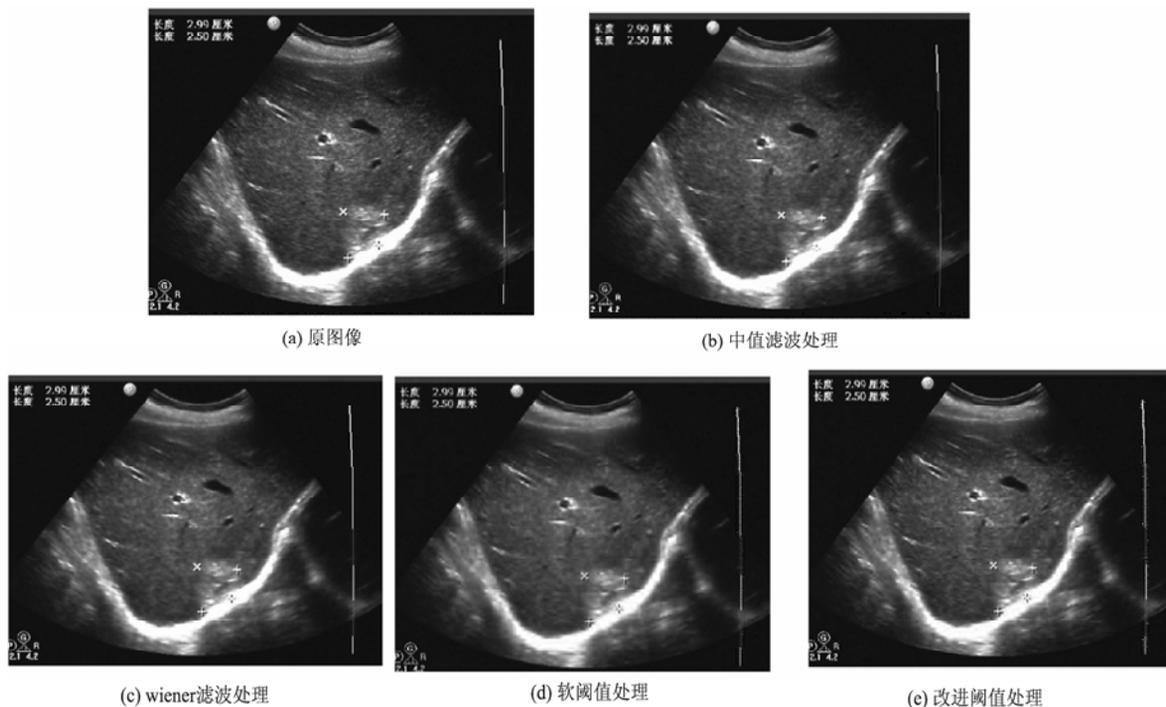


图 2 肝脏 B 超图像去噪效果比较

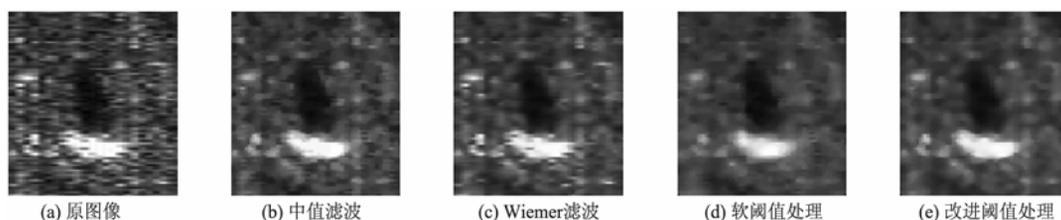


图 3 声纳图像去噪效果比较

图 3 为声纳图像原始图像及四种算法处理后的图像,从图中看出,中值滤波和 Wiener 滤波未能很好的去除噪声且造成边缘模糊,贝叶斯软阈值虽然去噪效果很好,但造成目标物边缘模糊,贝叶斯改进阈值去噪在保边缘的同时保留了部分有效细节信息,去噪效果较前三种好。

表 1 为实验 1 原始图像与去噪后的图像峰值信

噪比和边缘保持度,表 1 结果显示:本文所用的贝叶斯改进阈值方法和贝叶斯软阈值方法处理效果较中值滤波和 Wiener 峰值信噪比高,但贝叶斯改进阈值能更好的保持边缘。

表 2 为实验 2 原始图像与去噪后的图像等效视数和边缘保持度,表 2 结果显示:本文所用的贝叶斯改进阈值方法处理后的图像在等效视数和边缘

保持度较以往算法有所提高。

表 1 实验 1 图像去噪后的评价指标

	中值滤波	Wiener 滤波	贝叶斯软阈 值滤波	贝叶斯改进 阈值滤波
峰值信噪比 (PSNR)	25.7503	31.0922	34.2029	34.2029
边缘保持度 (β)	0.9065	0.9378	0.9698	0.9781

表 2 实验 2 图像去噪后的评价指标

	中值滤波	Wiener 滤波	贝叶斯软阈 值滤波	贝叶斯改进 阈值滤波
等效视数 (ENL)	2.9800	3.0728	3.1650	3.2874
边缘保持度 (β)	0.9549	0.9809	0.9642	0.9878

7 结论

本文将传统的贝叶斯软阈值加以改造, 研究了贝叶斯改进阈值图像去噪方法。实验结果表明, 该方法具有较好的超声图像的去噪能力, 较之中值滤波、Wiener 滤波及贝叶斯软阈值滤波有较好的视觉效果及较好的客观评价指标。虽然本文方法去斑效果有所提高, 但仍然有少量小细节丢失现象需进一步改进和研究。

参 考 文 献

[1] GOODMAN J W. Some fundamental properties of speckle[J]. Journal of the Optical Society of America, 1976, 66(11): 1305-1310.
 [2] JAIN A K. Fundamentals of digital image processing[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1989.
 [3] LEE J S. Refined filtering of image noise using local statistics[J]. Computer Graphic and Image Processing, 1981, 15(1): 380-389.
 [4] KUAN D, Swatches A, Strand T, et al. Adaptive noise smoothing filter for images with signal dependent noise[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(2): 165-177.

[5] BARALDI A, PARMIGGIANI F. A refined Gamma MAP SAR speckle filter with improved geometrical adaptivity[J]. Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(5): 1245-1257.
 [6] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. Pattern Analysis Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
 [7] CHANG S G, YU B, VETTERLI M. Adaptive wavelet thresholding for images denoising and compression[J]. IEEE Trans Image Processing, 2000, 9(9): 1532-1546.
 [8] SAHRAEIAN S M, MARVASTI F, SADATI N. Wavelet image denoising based on Improved thresholding neural network and cycle spinning[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007, 1: 585-588.
 [9] 沙俊名, 刘泽乾, 庞帅, 等. 改进的小波阈值算法在红外图像去噪中的应用[J]. 弹箭与制导学报, 2012, 32(3): 35-38.
 [10] ZONG X, EDWARD A G, ANDREW F L. Homomorphic wavelet shrinkage and feature emphasis for speckle reduction and enhancement of echocardiographic images[C]. Proceedings of SPIE, 1996, 2710: 658-667.
 [11] ASERNAUT H, APRIL G. Properties of speckle integrated with a finite aperture and logarithmically transform[J]. Journal of the Optical Society of America, 1976, 66(11): 1160-1163.
 [12] KHALED Z A, YOUSSEF M K, KADAH Y M. Realtime speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2002, 49(9): 997-1014.
 [13] 万晟聪, 杨新. 基于自适应小波阈值的 SAR 图像降噪[J]. 信号处理, 2009, 25(6): 874-881.
 [14] 刘春明, 张相芬. 基于小波的医学超声图像斑点噪声抑制方法[J]. 中国医学物理学杂志, 2006, 23(5): 364-394.
 [15] DONOHO D L. Denoising by soft-thresholding[J]. IEEE Transaction Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
 [16] YUAN X, BUCKLES B. Subband noise estimation for adaptive wavelet shrinkage[C]. Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004, (4): 885-888.
 [17] GUO H, UDEGARD M. Wavelet based speckle reduction with application to SAR based ATD/R [C]. IEEE Proceedings of 1st International Conference on Image Processing, 1994, (1): 75-79.
 [18] 李迎春, 孙继平, 付兴建. 基于小波变换的红外图像去噪[J]. 激光与红外, 2006, 36(10): 988-991.
 [19] 杨恢先, 王绪四, 谢鹏鹤, 等. 改进阈值与尺度间相关的小波红外图像去噪[J]. 自动化学报, 2011, 37(10): 1167-1174.
 [20] GUPTA S, KAUR L, CHAUHAN R C. A versatile technique for visual enhancement of medical ultrasound images[J]. Digital Signal Processing, 2007, 17(3): 542-560.