

# 基于冗余小波变换的医学超声图像去斑噪算法

鄢 薇<sup>1</sup>,侯建华<sup>2</sup>

YAN Wei<sup>1</sup>,HOU Jian-hua<sup>2</sup>

1.湖北省中医学院附属医院 超声波室,武汉 430061

2.中南民族大学 电子信息工程学院,武汉 430074

1.Department of Ultrasonic,Hubei College of Traditional Chinese Medicine,Wuhan 430061,China

2.School of Electronic Information Engineering,South-Central University for Nationalities,Wuhan 430074,China

**YAN Wei,HOU Jian-hua.Speckle reduction algorithm for medical ultrasound images based on redundant wavelet transform.Computer Engineering and Applications,2008,44(26):174-176.**

**Abstract:** The inherent speckle noise in ultrasound(US) images severely degrades the image interpretation and affects the following-up image processing tasks.A speckle reduction algorithm is proposed for medical ultrasound images based on Redundant Wavelet Transform(RWT).At first,logarithmical transform is performed to original speckled US image to transform multiplicative noise into additive ones.Secondly,redundant wavelet transform is carried out to the transformed image.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 in the subband are modified via soft-thresholding rule.Experiment results show that the presented algorithm yields better despeckling performance than traditional spatial filterings and thresholding denoising algorithms based on Discrete Wavelet Transform(DWT).

**Key words:** medical ultrasound images;speckle noise;Redundant Wavelet Transform(RWT);Generalized Gaussian Distribution(GGD);BayesShrink thresholding

**摘 要:**医学超声图像中固有的斑点噪声严重降低了图像的可解释程度,影响了后续的图像分析和诊断。提出了一种基于冗余小波变换的超声图像去斑算法,首先对含斑图像进行对数变换,将乘性噪声变成加性噪声;再对转换后图像做冗余小波分解;在小波系数服从广义高斯分布的前提下,计算每个小波高频子带的贝叶斯萎缩阈值,利用软阈值方法修正小波系数。实验结果表明,该算法去斑性能优于传统的空间域滤波和正交小波阈值去噪方法。

**关键词:**医学超声图像;斑点噪声;冗余小波变换;广义高斯分布;贝叶斯萎缩阈值

**DOI:**10.3778/j.issn.1002-8331.2008.26.053 **文章编号:**1002-8331(2008)26-0174-03 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP391.4

在超声图像中,当人体组织的结构尺寸与入射超声波波长相近或小于波长时,超声波束发生散射,不同相位的散射回波相互干涉,产生斑点噪声。超声图像中这种固有的斑点噪声大大降低了超声图像的质量,使得对图像细节的识别与分析更加困难。因此,抑制相干斑噪声一直是医学超声图像预处理中一个关键性的问题<sup>[1]</sup>。

在过去的20多年中,出现了许多超声图像相干斑抑制算法。早期的去斑技术包括均值滤波、中值滤波、同态 Wiener 滤波<sup>[2]</sup>等。随后,又提出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<sup>[3]</sup>,Kuan 滤波器<sup>[4]</sup>等。以上这些噪声方法属于采用单一尺度的低通滤波器,在滤除斑点噪声的同时,容易丢失图像中的细节,造成了图像模糊。

近年来,小波变换在超声图像去噪中获得了成功的应用。

图像经小波变换后,大部分能量集中在少数的小波系数上,而大多数系数能量很小;同时,小波变换的多分辨率特性使其能够较好地刻画信号时频局部化特征。因此,小波域中的信、噪分离较之传统的去噪方法具有独特的优越性<sup>[5]</sup>。由于超声图像中斑点噪声的乘性特点,通常先把原始图像进行对数变换,将乘性噪声转变为加性噪声后,再利用小波阈值或萎缩去噪技术<sup>[6-7]</sup>对小波系数进行修正。

本文在对数变换和冗余小波变换框架下,通过广义高斯分布(GGD)来描述子带中小波系数的统计特性,计算每个子带的自适应贝叶斯萎缩阈值,利用软阈值方法达到去斑的目的。

## 1 超声图像对数变换及冗余小波变换

观测到的超声图像一般用乘性模型描述:

**基金项目:**湖北省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Hubei Province of China under Grant No.2007ABA106)。

**作者简介:**鄢薇(1974-),女,主管技师,主要研究方向:超声医学图像分析与诊断;侯建华(1964-),男,通讯作者,博士,教授,主要研究方向:小波理论及应用、图像处理。

**收稿日期:**2007-11-05 **修回日期:**2008-01-09

$$g=fu \tag{1}$$

其中  $g, f$  为观察到的含斑信号、后向散射信号(待恢复的真实信号),  $u$  为斑点噪声随机变量。通过对数变换,把乘性噪声转变为加性噪声:

$$\log(g)=\log(f)+\log(u) \tag{2}$$

对上式做小波变换:

$$y_d^j(k)=x_d^j(k)+n_d^j(k) \tag{3}$$

其中  $k, j, d$  分别表示小波系数的空间位置、分辨率尺度、图像细节方向。为了简单,以下忽略尺度和方向标记  $j, d$ , 因此有:

$$y(k)=x(k)+n(k) \tag{4}$$

小波变换有正交和冗余变换两种方式。正交离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)具有变换后图像冗余度为零、算法复杂度低的特点,但不具备平移不变性。即当输入信号存在一个小的位移时,将会导致在不同尺度上小波系数能量分布的大的变化,因此使得最后得到的去噪版本出现失真,主要表现为振铃效应和伪 Gibbs 效应。冗余小波变换(Redundant Wavelet Transform, RWT)能够克服这一缺陷。虽然算法的计算量有所增加,但能够显著提高图像去噪质量<sup>[8]</sup>。因此,本研究采用冗余小波变换。

## 2 广义高斯模型和贝叶斯基收缩阈值

大量的研究已证实了图像小波系数的统计特性不服从高斯分布,在小波去噪领域,广义高斯分布(GGD)经常被用来描述小波子带中系数的分布<sup>[7,9]</sup>。其定义如下:

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

其中

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

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

$C(\sigma_x, \beta)$  为归一化因子,  $\Gamma(t)=\int_0^\infty e^{-u} u^{t-1} du$  为  $\Gamma$  函数。该分布有两个参数:  $\sigma_x$  为信号  $X$  的方差,控制密度函数的扩散程度;  $\beta$  为形状参数,决定了 GGD 密度函数的衰减速度。拉普拉斯分布、高斯分布分别对应于  $\beta=1, \beta=2$  时的广义高斯分布。GGD 模型的参数估计详见文献<sup>[7]</sup>。

图 1 为标准方差为 10 时,不同的  $\beta$  值所描述的分函数;图 2 是 Lena 512x512 图像小波分解后尺度 2 中 3 个细节子带的直方图(实线部分)和相应的 GGD 分布曲线(虚线部分),其

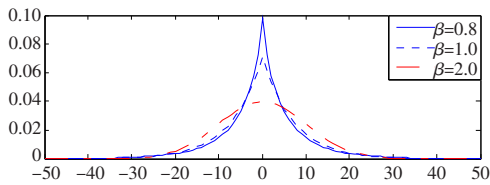


图 1  $\sigma_x=10, \beta=0.8, \beta=1, \beta=2$  对应的广义高斯分布

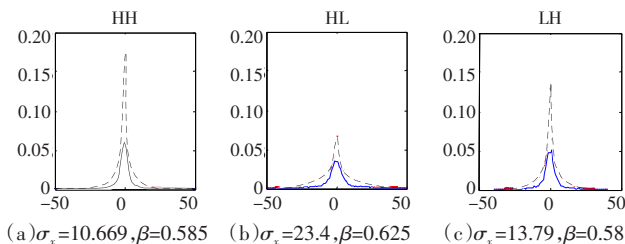


图 2 Lena 图像小波子带直方图(实线)和对应的 GGD 分布(虚线)

中每个子带的 GGD 参数估计方法详见文献<sup>[7]</sup>。由此可见,广义高斯函数能够较好地描述子带小波系数的分布。

Chang 等将 GGD 引入到小波系数的先验模型中,在贝叶斯框架下通过最小化 Bayes 风险,给出了一个在最小 Bayes 风险意义上的近似最优公式,即 BayesShrink 阈值<sup>[7]</sup>:

$$T_B(\sigma_x)=\frac{\sigma^2}{\sigma_x} \tag{8}$$

要注意的是该阈值没有考虑形状参数  $\beta$ , 因为图像子带  $\beta$  的典型范围在  $[0.5, 1]$ , 而在这个区间中阈值对  $\beta$  并不敏感,正是利用这一点最佳阈值才得以简化。由于不同尺度、不同方向的图像子带标准差  $\sigma_x$  不同,故阈值也不相同,即阈值是随子带自适应调整的。

按照式(8)计算 BayesShrink 阈值时,需要已知子带的信号标准差  $\sigma_x$ 。设第  $j$  个子带中系数个数为  $M_j$ , 则:

$$\hat{\sigma}_y^2 = \frac{1}{M_j} \sum_{k=1}^{M_j} y(k)^2 \tag{9}$$

$$\hat{\sigma}_x = \sqrt{\max(\hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}^2, 0)} \tag{10}$$

即先估计子带观测数据的方差  $\hat{\sigma}_y^2$ , 再得到信号标准差  $\sigma_x$  的估计。而噪声标准差采用 Donoho 提出的鲁棒性中值估计<sup>[6]</sup>:

$$\hat{\sigma} = \text{median}(|y(k)|) / 0.674 \quad y(k) \in \text{HH}_1 \tag{11}$$

## 3 去斑噪算法步骤

本文提出的小波域超声图像去斑算法步骤如下:

- (1)对含斑图像做对数变换;
- (2)对对数图像做冗余小波分解(RWT);
- (3)根据式(11)估计噪声标准差;
- (4)除近似系数子带外,对每一个高频细节子带:
  - ①根据式(9)、式(10)估计每个子带的信号标准差  $\hat{\sigma}_x$ ;
  - ②由式(8)计算子带自适应阈值;
  - ③对子带中的每一个小波系数做软阈值处理;
  - (5)做冗余小波反变换(IRWT);
  - (6)做指数变换,得到去斑后的恢复图像。

## 4 实验结果与分析

为了从客观上衡量去斑算法的性能,本文选用以下 3 个相干斑抑制指标<sup>[10]</sup>。

(1)信噪比 SNR(用  $R_{SNR}$  表示):定义为原始图像  $f$  的平均能量除以滤波后图像  $\hat{f}$  与原图像的均方误差 MSE(用  $R_{MSE}$  表示):

$$R_{SNR} = 10 \lg \left( \frac{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K f^2(i)}{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K [f(i) - \hat{f}(i)]^2} \right) = 10 \lg \left( \frac{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K f^2(i)}{R_{MSE}} \right) \tag{12}$$

这种 SNR 又称为信号-均方误差比  $S/R_{MSE}$ 。SNR 越大,表明图像质量越好。

(2)相关系数  $\rho$

$$\rho = \frac{\sum (f - \bar{f})(\hat{f} - \bar{\hat{f}})}{\sqrt{\sum (f - \bar{f})^2 (\hat{f} - \bar{\hat{f}})^2}} \tag{13}$$

其中  $\bar{f}, \bar{\hat{f}}$  代表原始图像、滤波后图像的均值。相关系数是原始图像与滤波后图像间的相似性测度,理想化滤波的相关系数为 1。

(3)边缘保持度  $\beta$

$$\beta = \frac{\Gamma(\Delta f - \overline{\Delta f}, \Delta \hat{f} - \overline{\Delta \hat{f}})}{\sqrt{\Gamma(\Delta f - \overline{\Delta f}, \Delta f - \overline{\Delta f}) \cdot \Gamma(\Delta \hat{f} - \overline{\Delta \hat{f}}, \Delta \hat{f} - \overline{\Delta \hat{f}})}} \quad (14)$$

$$\Gamma(f_1, f_2) = \sum_{i=1}^K f_1(i) \cdot f_2(i) \quad (15)$$

其中  $\Delta f$  和  $\Delta \hat{f}$  是  $f$  和  $\hat{f}$  通过  $3 \times 3$  标准 Laplacian 算子的高通滤波结果。边缘保持度用来衡量算法对边缘的保持情况对于理想的边缘保持,  $\beta$  应该接近于 1。

选用合成的无噪超声图像作为参考图像, 该图像取自 <http://telin.rug.ac.be/~sanja>, 通过如下仿真的方法得到加斑图像<sup>[10]</sup>。首先产生一个复高斯随机场, 其中每一个复随机变量的实部和虚部都是标准高斯变量; 该复高斯场乘以给定的噪声标准差, 再经过  $3 \times 3$  低通平滑滤波, 取滤波输出的幅度, 最后与参考图像相乘, 得到模拟的加斑图像。文献[10]指出, 这种仿真加斑图像可以较好地模拟实际的含斑超声图像。

将以下 6 种方法进行比较, 分别是: 均值滤波、中值滤波、Lee 滤波<sup>[9]</sup>、同态 Wiener 滤波<sup>[9]</sup>、基于正交小波分解的 BayesShrink 软阈值去噪算法(简称 BayesShrink-DWT)、基于冗余小波分解的 BayesShrink 软阈值去噪算法(即本文方法, 简称 BayesShrink-RWT)。

选用 harr 小波做 3 尺度分解, 滤波窗口  $3 \times 3$ 。表 1 给出了部分实验结果, 其中黑体部分代表同一条件下的最好结果。从表 1 可看出, 本文方法在信噪比 SNR、相关系数  $\rho$ 、边缘保持度  $\beta$  等客观评价指标上面均优于其它 5 种方法。

表 1 不同去噪算法在模拟加斑图像上的仿真实验结果

去斑算法	相干斑抑制指标		
	SNR/dB	$\rho$	$\beta$
加斑图像( $\sigma=0.3$ )	16.11	0.987 9	0.920 9
均值滤波	9.84	0.946 9	0.195 3
中值滤波	13.53	0.977 6	0.714 5
Lee 滤波	16.24	0.988 1	0.939 6
同态 Wiener 滤波	12.87	0.975 4	0.762 1
BayesShrink-DWT	16.88	0.989 8	0.939 4
BayesShrink-RWT	<b>17.77</b>	<b>0.991 6</b>	<b>0.952 9</b>
加斑图像( $\sigma=0.5$ )	11.67	0.967 2	0.816 3
均值滤波	9.301 9	0.939 5	0.179 0
中值滤波	12.10	0.968 7	0.689 7
Lee 滤波	13.79	0.978 9	0.896 1
同态 Wiener 滤波	11.75	0.967 0	0.725 0
BayesShrink-DWT	12.69	0.973 4	0.854 7
BayesShrink-RWT	<b>14.14</b>	<b>0.980 6</b>	<b>0.907 9</b>
加斑图像( $\sigma=0.7$ )	8.75	0.938 3	0.709 4
均值滤波	8.62	0.928 8	0.160 7
中值滤波	10.52	0.954 7	0.644 9
Lee 滤波	11.54	0.964 7	0.833 5
同态 Wiener 滤波	10.52	0.955 1	0.678 3
BayesShrink-DWT	9.96	0.951 1	0.757 6
BayesShrink-RWT	<b>11.86</b>	<b>0.967 3</b>	<b>0.861 8</b>

图 3 是噪声标准差为 0.5 时各种方法去斑图像的对比。从中可见前面 4 种空间域滤波方法在滤除斑点噪声的同时, 易丢失图像细节, 因此造成了图像模糊; 后面 2 种基于小波的方法则在主观视觉效果上得到了改善。从去斑与保细节折中角度看, 本文方法尤为出色。

图 4 是两幅真实的含斑超声图像以及经过本文算法处理后的图像对比, 从中可以看出本文方法在在滤除颗粒状斑点噪声的同时, 较好地保持了图像中主要的细节特征。

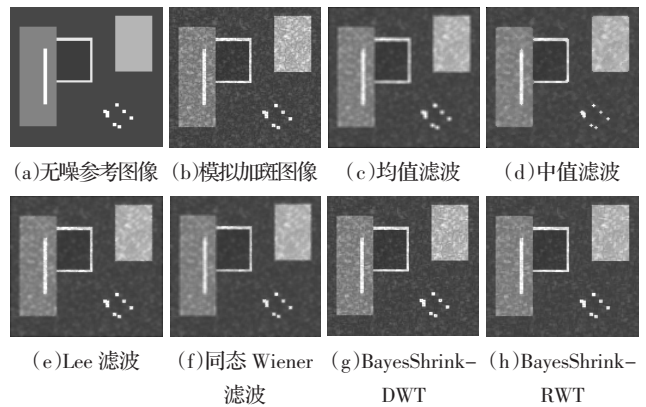


图 3 模拟加斑图像(噪声标准差为 0.6)上的各种方法去斑图像视觉效果对比

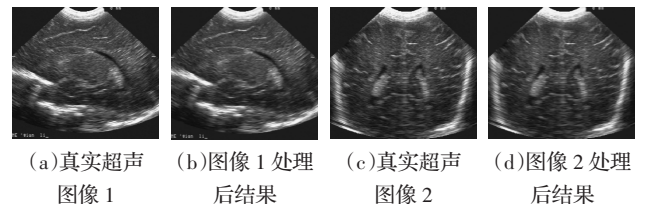


图 4 本文算法对真实超声图像处理后的视觉效果对比

## 5 结论

本文提出了一种基于冗余小波变换的超声图像去斑算法, 在对数变换和冗余小波变换框架下, 通过广义高斯分布来描述子带中小波系数的统计特性, 计算每个小波高频子带的自适应贝叶斯萎缩阈值, 利用软阈值方法去斑。通过对人工加斑图像的客观评价、真实含斑超声图像处理前后的主观视觉对比, 证明了该方法在去斑的同时能够保持图像细节, 具有较优异的性能。

## 参考文献:

- [1] Achim A, Bezerianos A, Tsakalides P. Novel Bayesian multiscale method for speckle removal in medical ultrasound images[J]. IEEE Trans Medical Imaging, 2001, 20(8): 772-783.
- [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 T, Swatches A A, Strand T C, et al. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(2): 165-177.
- [5] Mallat S. 信号处理的小波导引[M]. 杨力华, 译. 北京: 机械工业出版社, 2002.
- [6] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Trans Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [7] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Trans Image Processing, 2000, 9(9): 1532-1546.
- [8] Gnanadurai D, Sadasivam V. Undecimated wavelet based speckle reduction for SAR images [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(6): 793-800.
- [9] Argenti F, Bianchi T, Alparone L. Multiresolution MAP despeckling of SAR images based on locally adaptive generalized Gaussian pdf modeling[J]. IEEE Trans Image Processing, 2006, 15(11): 3385-3399.
- [10] Gupta S, Kaur L, Chauhan R C, et al. A versatile technique for visual enhancement of medical ultrasound images[J]. Digital Signal Processing, 2007, 17(3): 542-560.