

基于小波的超声斑纹噪声抑制与对比度增强^{*}

周秦武 卞正中 张大龙

(西安交通大学生命科学与技术学院 710049 西安)

2001 年 1 月 28 日收到

2002 年 5 月 20 日定稿

摘要 提出了一种基于小波变换的降低超声图像斑纹噪声, 同时完成对比度增强的非线性处理新方法。斑纹噪声属于乘性噪声, 是造成超声图像质量退化的主要原因, 采用 Jain 提出的斑纹噪声模型, 完成对数化处理后的超声图像的小波变换, 然后在最细分辨率上完成小波变换系数的软阈值方法处理, 而在中间分辨率上采用硬阈值方法处理, 并采用 GAG 特性曲线对图像细节特征进行增强。算法在预处理阶段还采用了平滑滤波器对最粗分辨率的平滑小波系数进行滤波, 以减少脉冲能量对处理结果的干扰。对多幅超声图象的实验结果显示, 相对于现有的去噪方法, 该方法可以同时实现降噪与局部特征增强的两重目的, 具有更佳的适用性。

PACS 数: 43.35, 43.50

Denoising and contrast enhancement of ultrasound speckle image based on wavelet

ZHOU Qinwu BIAN Zhengzhong ZHANG Ddlong

(School of Life Science and Technology, Xi'an Jiaotong University Xi'an 710049)

Received Jan. 28, 2001

Revised May 20, 2002

Abstract This paper present a new nonlinear algorithm for speckle reduction and contrast enhancement of ultrasound image based on wavelet. Speckle is multiplicative noise and the main reason to cause ultrasonic image degenerate. We adopt Jain's speckle noise model to carry out our scheme. Shrinkage of wavelet coefficients via soft thresholding within finer levels of scale is carried out on coefficients of logarithmically transformed ultrasonic image. Enhancement of image features is accomplished via nonlinear stretching according to GAG feature curve followed by hard thresholding of wavelet coefficients within midrange levels of scales. A spatially weighted averaging operation is done to smooth wavelet approximation coefficients at first level in order to avoid effect of pulse energy. The results of our some experiments show that this algorithm produced superior results of denoising and enhancement at the same time when compared to results obtained from existing denoising methods alone.

引言

在超声图像信息形成过程中, 大量随机散射子会造成像素点灰度的随机起伏, 就形成了斑纹噪声。斑纹噪声的存在, 掩盖了图像灰度级之间本来的差别, 降低了图像分辨率, 消除或降低斑纹噪声是超声成像领域中的一个重要研究课题。

早期抑制斑纹的方法包括暂态平均法^[1,2]、中值

滤波法和同态维纳滤波^[3]等方法。Procello 等人^[4]把图像分解为多个不同频率和角度的不相干图像, 然后进行求和平均以减少 SAR 图像的斑纹噪声, Hokland^[5]采用谐波分析的方法去除斑纹, Moulin^[6]采用基于最大似然率的小波分析的方法处理 SAR 图像。基于小波的去除斑纹的方法首先由 Guo^[7]等人提出, 它是把图像对数化处理后, 采用小波单阈值非线性处理的方法来减少 SAR 图像斑纹。

^{*} 国家自然科学基金资助项目 (60071029)

图像去噪和特征增强是两个相互矛盾的问题, 噪声主要存在于高频带, 而图像特征信号细节也处于高频段, 两者的主要差别在于特征比噪声占用更宽的频带范围。传统的基于频域和空域滤波的去噪方法常以模糊特征为代价, 而单分辨级对比度增强又会放大噪声, 因此单分辨级(时域和频域)进行噪声与信号的分割都不能取得理想效果。本文采用的方法, 是在多分辨级小波框架下对小波系数进行非线性参数化处理, 得到去噪和特征增强的两重目的。

1 算法实现

1.1 离散小波变换

给定小波和分辨级函数 $\psi(t)$, $\phi(t)$, 图像信号 $f(x, y)$ 对于最大为 M 级的离散小波分解(DWT)可以表示为:

$$f(m, n) = \sum_{k,l} [(A_M^d f)_{k,l} \phi_{M,k}(m) \phi_{M,l}(n)] + \sum_{j=1}^M \sum_{k,l} [(D_j^H f)_{k,l} \phi_{j,k}(m) \psi_{j,l}(n)] + \sum_{j=1}^M \sum_{k,l} [(D_j^V f)_{k,l} \psi_{j,k}(m) \phi_{j,l}(n)] + \sum_{j=1}^M \sum_{k,l} [(D_j^D f)_{k,l} \psi_{j,k}(m) \psi_{j,l}(n)]. \quad (1)$$

这里小波系数 $(A_M^d f)_{k,l}$, $(D_j^H f)_{k,l}$, $(D_j^V f)_{k,l}$, $(D_j^D f)_{k,l}$ 是图像 $f(m, n)$ 的二维离散小波变换系数, 其中 $(A_M^d f)_{k,l}$ 是 M 分辨级上的离散平滑系数, 后 3 个分别是水平、垂直、对角线上的离散细节系数。

1.2 近似斑纹噪声模型

斑纹噪声属于乘性噪声, 要有效减少斑纹噪声, 就必须建立精确的斑纹噪声模型, 我们采用 Jain^[3] 提出的乘性和加性噪声组合的噪声模型:

$$f(x, y) = g(x, y) \eta_m(x, y) + \eta_a(x, y). \quad (2)$$

这里 $g(x, y)$ 是不含噪声的图像, 也就是要恢复的信号, $f(x, y)$ 是信号在噪声中的观察, $\eta_m(x, y)$, $\eta_a(x, y)$ 分别是乘性和加性噪声, 因为在超声图像中加性噪声(如换能器噪声)的作用相对于乘性噪声(相干干扰)很小, 即 $\|\eta_a(x, y)\|^2 \ll \|g(x, y) \eta_m(x, y)\|^2$, 因此可以忽略加性噪声的影响, 对(1)式离散化后取对数, 就得到了包含乘性噪声的噪声模型为:

$$\log(f(m, n)) = \log(g(m, n)) + \log(\eta_m(m, n)), \quad (3)$$

上式简记为: $f^l(m, n) = g^l(m, n) + \eta_m^l(m, n)$, 对其进行 DWT 后就得到:

$$W[f^l(m, n)] = W[g^l(m, n)] + W[\eta_m^l(m, n)]. \quad (4)$$

由分解式(1)可知, 上式中右边两项分别包括一项平滑分量和三项细节分量, 一般地, 最多用到 4 级的小波分解就可以把噪声能量平滑掉, 既对各分辨级上的小波系数的阈值化处理就可以把(4)式中的噪声细节分量减小到零, 由于斑纹噪声总是位于信号高频段, 通过有限次平滑滤波就可以把噪声分量的平滑分量减小到零, 因此, 通过对总体信号小波分解系数的平滑分量的平滑滤波和细节分量的阈值化处理, 再通过 GAG 特性曲线作用小波系数实现图像细节特征的增强, 就有希望在小波域中恢复出 $W[g^l(m, n)]$, 再通过小波重建和指数变换, 最后得到真正的图像信号。

1.3 小波阈值处理和特征增强

要实现有效去噪和特征增强两个目的, 就必须做到: (1) 噪声与特征有效分离, (2) 良好的算法分别实现去噪和特征增强。

小波阈值处理的方法主要有两种: 软阈值法和硬阈值法, 软阈值的优点在于平滑性, 而硬阈值保留了特征量。这里提出的算法的思路是: 通过前边的对数同态处理后, 把乘性噪声转化为加性噪声, 并对小波系数在最细的分辨级上应用软阈值处理, 在中间级上用硬阈值处理, 从而达到去噪的目的, 而通过非线性对比度增强的方法在小波分解的中间级上对图像的特征量进行增强。

1.3.1 小波系数阈值处理

软阈值计算可以表示为:

$$u = T_s(\nu, t) = \text{sign}(\nu)(|\nu| - t)_+, \quad (5)$$

其中: 对于 $|\nu| > t$ 则 $(|\nu| - t)_+ = |\nu| - t$, 而其他 $|\nu|$ 则 $(|\nu| - t)_+$ 为零。

硬阈值计算方法为:

$$u = T_h(\nu, t) = \begin{cases} \nu & |\nu| > t \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

DWT 系数去噪的阈值化处理就可以表示为:

$$\begin{cases} W_j^{T*}[f(m, n)] = T_h(W_j^T[f(m, n)], t_j^\tau), \\ W_j^{T*}[f(m, n)] = T_s(W_j^T[f(m, n)], t_j^\tau), \end{cases} \quad (7)$$

其中 τ 是水平、垂直、对角线三分量, $j = 1, 2, \dots, k$, $k \leq M$ 。(7)式中的阈值 t_j^τ 与噪声级的大小、位置、分辨级等因素有关, 本文根据 DWT 下噪声系数随分辨级由细到粗衰减的思路, 提出了基于系数矩阵标准方差 σ_j^τ 的随分辨级由大到小的阈值选取方法。

$$t_j^\tau = \begin{cases} [T_{\max} - \alpha(j-1)] \sigma_j^\tau, & T_{\max} - \alpha(j-1) > T_{\min}, \\ T_{\min} \sigma_j^\tau, & \text{其他.} \end{cases} \quad (8)$$

α 是两分辨级之间的衰减因子, $T_{\max}$ 是在 σ_j^τ 下的最大放大倍数, $T_{\min}$ 是最小倍数, j 是分辨级, 按 (8) 式就可以计算得到各分辨级细节分量用于阈值化处理的阈值量。

1.3.2 自适应特征增强

本文采用自适应增益算子与硬阈值方法结合用于小波分解的中间分辨级上, 可以有效防止放大噪声, 并能够移去很小的噪声扰动, 自适应增益 (GAG) 算子定义为:

$$E_{GAG}(\nu) = \begin{cases} 0, & |\nu| < T_1, \\ \text{sign}(\nu)T_2 + \bar{u} & T_2 \leq |\nu| \leq T_3, \\ v & \text{其他.} \end{cases} \quad (9)$$

其中 $E_{GAG}(\nu)$ 是增强算子, $\bar{u} = a(T_3 - T_2)[\text{sigm}(c(u - b)) - \text{sigm}(-c(u + b))]$, $\nu \in [-1, 1]$, $0 \leq T_1 \leq T_2 \leq T_3 \leq 1$, $u = \text{sign}(\nu)(|\nu| - T_2)/(T_3 - T_2)$, $a = 1/[\text{sigm}(c(1 - b)) - \text{sigm}(-c(1 + b))]$, $b \in (0, 1)$, c 是增益因子, $\text{sigm}(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 。间隔 $[T_2, T_3]$ 实际上是特征选取的滑动窗口, 它可以进行调整以增强不同范围内的特征。通过选择增益、窗口和其他一些参数, 从而得到清晰的增强, 图 2 中给出了几种不同取值的特性增强曲线。通过这种非线性增强算子, DWT 系数就被处理为:

$$D_j^*[f(m, n)] = M_j^T E_{GAG} \left[\frac{(D_j^T f)_{k,l}}{M_j^T} \right], \quad (10)$$

其中 $M_j^T = \max_{k,l} |(D_j^T f)_{k,l}|$, $(D_j^T f)_{k,l}$ 就是 (1) 式中 DWT 定义的 j 分辨级上的 3 个小波细节分量。

总结上述算法, 基于小波的多分辨级斑纹抑制和对比度增强的完整算法可以用下面的公式简单表示为:

$$(g^*(m, n)) = \exp(DWT^{-1}(E_{GAG}(T_s(DWT(\log(f(m, n))))))). \quad (11)$$

2 实验结果讨论

实验图像包括胎儿脸部图像 (图 3(a)) 和胃部图像 (图 4(a)) 两种超声图像, 图像都是 128×128 像素的, 采用上节所述方法首先比较了不同取值增强特性曲线对图像的增强效果 (如图 1 和图 2 所示), 图 2

是 4 种不同的增强曲线, 分别与图 1 的 4 幅增强图像对应, 曲线参数如表 1 所示。可以看到, 在小波系数数值很小时增强不能太大, 否则就会引起失真 (如图 1(c) 和图 1(d)), 而图 1(a) 和图 1(b) 就有比较好的增强效果, 通过调整 GAG 参数, 针对不同图像就可以方便地实现有选择的增强了。

表 1 去噪与特征增强参数列表

	$T_{\max}$	$T_{\min}$	α	T1	T2	T3	b	c
图 1(a)	1.5	0	0.35	0.05	0.15	0.7	0.2	10
图 1(b)	1.5	0	0.35	0	0.1	0.7	0.2	10
图 1(c)	1.5	0	0.35	0	0	0.7	0.1	10
图 1(d)	1.5	0	0.35	0	0	0.9	0.4	12
图 3(d)	1.5	0	0.35	0.05	0.15	0.7	0.2	10
图 4(d)	1.8	0	0.45	0	0.1	0.7	0.2	10

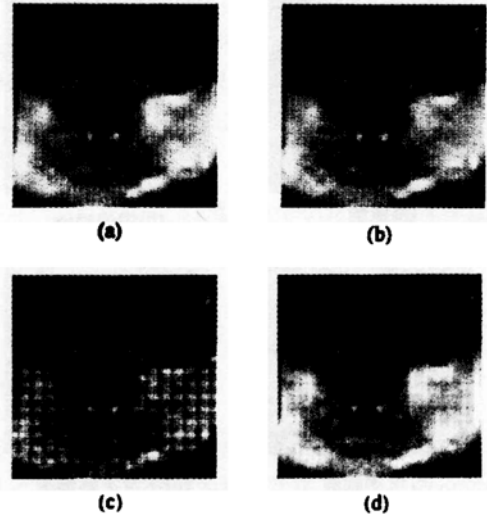


图 1 图像特征增强效果比较

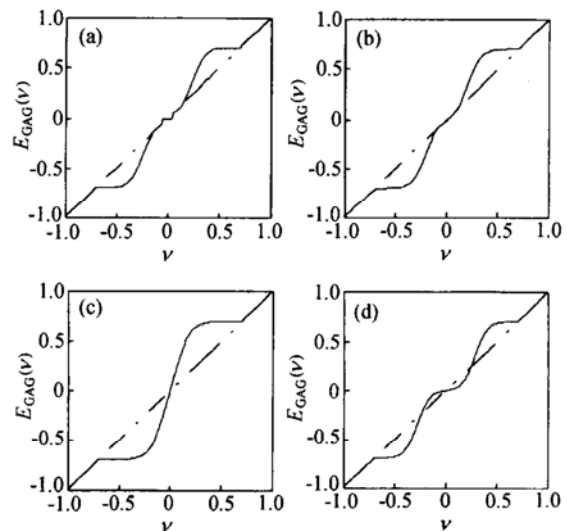


图 2 与图 1 对应的增强特性曲线

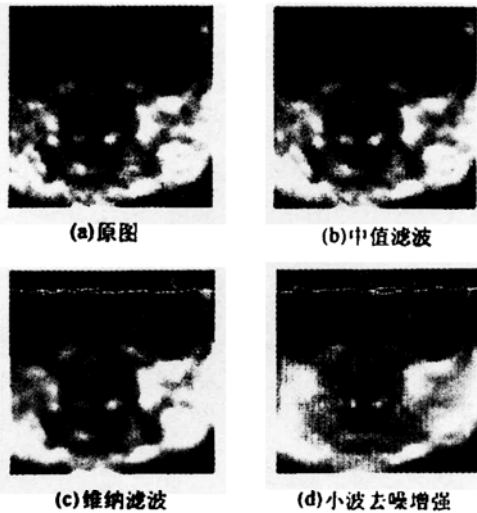


图 3 胎儿脸部图像去噪效果比较

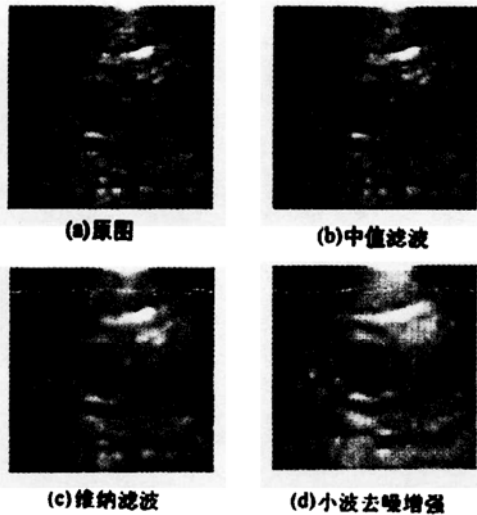


图 4 胃部超声图像去噪效果比较

基于单分辨级的方法抑制斑纹噪声不能达到较理想的目标, 作为对比, 我们采用了中值滤波 (图 3(b), 图 4(b)) 和维纳滤波 (图 3(c), 图 4(c)) 方法分别和本文方法进行了对比实验, 从 3 种不同方法的处理结果可以看出, 基于小波的噪声抑制和特征增强算法使图像更加柔和, 斑纹噪声已经大大降低, 同时, 图像细节方面并没有受到损失。

总之, 我们采用的基于多分辨级的斑纹噪声抑制方法, 采用小波系数阈值化处理抑制斑纹噪声, 同时保留图像细节信息, 采用非线性 GAG 特性曲线处理以增强局部结构和边缘的对比度, 实验显示可以减少斑纹, 有选择地增强重要特征信息。

参 考 文 献

- 1 Goodman J W. Some fundamental properties of speckle. *J. Opt. Soc. Amer.*, 1976; **66**(11): 1145—1150
- 2 Abbott J G, Thurstone F L. Acoustic speckle: Theory and experimental analysis. *Ultrason. Image.*, 1979; **1**(3): 303—324
- 3 Jain A K. Fundamentals of digital image processing. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989
- 4 Porcello LG *et al.* Speckle reduction in synthetic-aperture radars. *J. Opt. Soc. Amer.*, 1976; **66**(11): 1305—1311
- 5 Hokland J H, Takt T. Ultrasound speckle reduction using harmonic oscillator models. *IEEE Trans. Ultrason., Ferroelect., Freq. Contr.*, 1994; **41**(2): 215—224
- 6 Moulin. A wavelet regularization method for diffuse radar-target imaging and speckle-noise reduction. *J. Math. Imag., Vision*, 1993; **3**(1): 123—134
- 7 Guo H *et al.* Wavelet based speckle reduction with application to SAR based ATD/R. in Proc. ICIP, 1994; **1**: 75—79
- 8 Donoho D L. De-noising by soft-thresholding. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 1995; **41**(3): 613—627