

基于多小波分析的超声斑纹噪声抑制方法研究*

刘立庄⁺, 卞正中, 周秦武

(西安交通大学 生命科学与技术学院, 陕西 西安 710049)

Study of Reduction Speckle of Ultrasound Image Based on Multiwavelet Analysis

LIU Li-Zhuang⁺, BIAN Zheng-Zhong, ZHOU Qin-Wu

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

+Corresponding author: Phn: 86-29-2663810, E-mail: ll_zhuang@sina.com

<http://www.xjtu.edu.cn>

Received 2002-09-24; Accepted 2002-11-06

Liu LZ, Bian ZZ, Zhou QW. Study of reduction speckle of ultrasound image based on multiwavelet analysis.

***Journal of Software*, 2003,14(9):1551~1557.**

<http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/1551.htm>

Abstract: Multiwavelets is a new development to the body of wavelet theory. Multiwavelets simultaneously offers orthogonality, symmetry, and short support, which is not possible with scalar two-channel wavelet systems. A new theory and algorithm for speckle reduction of ultrasound (US) image with multiwavelets multiple resolution analysis (MRA) are presented and investigated in this paper. The decomposition ratio and reconstruction error of two kinds of multiwavelets are evaluated and the optimum pre-filters suitable for the two kinds of multiwavelets are obtained. Fully and clearly analytic expression of multiwavelet transformation is given. The experiment of speckle reduction to US image is implemented by choosing local error as threshold. Results show that multiwavelet transformation is useful for speckle reduction and there have little noise and reserve important image features such as boundary when compared to results obtained from existing the denoising methods alone.

Key words: multiwavelet transformation; ultrasound imaging; speckle noise; pre-filter

摘要: 多小波是对小波理论的一个新发展,它可以同时满足正交性、对称性、短支撑等良好特性要求,而标量小波不能同时达到这些要求.提出了一种新的基于多小波、多分辨率分析抑制超声斑纹噪声的理论和方法,通过评价两种多小波的分解与重构,得到了两种可以分别适用于这两类多小波的最佳预处理方法,给出了多小波变换的解析表达式.在二维图像阵列的应用方面,通过采用局部方差作为阈值,对超声斑纹图像进行阈值化去噪处理的实验结果表明,多小波变换在有效抑制斑纹噪声的同时,相对于其他方法还能更好地保留原图像的边界等重要特征信息.

关键词: 多小波变换;超声成像;斑纹噪声;预滤波

中图法分类号: TP391

文献标识码: A

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60071029 (国家自然科学基金)

第一作者简介: 刘立庄(1973—),男,河北定州人,博士生,主要研究领域为三维超声成像,三维数据场可视化技术.

在超声图像形成的过程中,大量随机散射子会造成像素点灰度的随机起伏,由此便形成了斑纹噪声.斑纹噪声属于乘性噪声,它的存在会掩盖图像灰度级之间本来的差别,降低图像的分辨率,消除或降低斑纹噪声是超声成像领域中的一个重要的研究课题.

早期的抑制、减少斑纹噪声的方法主要包括暂态平均法^[1]、中值滤波法、同态维纳滤波方法等,后者的原理是把乘性噪声转化为加性噪声,再用维纳低通滤波器去除噪声.

多小波是近年来才发展起来的矢量小波理论.与标量小波不同,矢量小波可以构造多小波基,使它同时具有正交性、对称性、短支撑和较大的消失矩等多个良好特性.第 1 个多小波是由 Alpert^[2]给出的,Geronimo,Hardin 和 Massopust 使用不规则插值法构造了含有两项的多尺度函数^[3].Vasily Strela 讨论了多小波在图像压缩处理方面的应用^[4],给出了比标量小波更优越的压缩结果.

本文中,我们采用多小波作为超声斑纹去噪的工具,在多分辨率分析的框架下,通过对对数变换后的超声图像在不同分辨率级上的变换系数阈值化处理而达到有效抑制斑纹噪声的目的,同时还保留了图像的重要特征信息.

1 多小波理论

1.1 多尺度和多小波函数

类似于标量小波,根据多分辨率分析的思想,由多尺度函数和多小波函数在尺度 j 和位移 k 上的扩展构成了两个互补的函数子空间: $V_j = span\{2^{-j/2} \phi_i(2^{-j} \cdot -k): 1 \leq i \leq r, k \in Z\}$ 和 $W_j = span\{2^{-j/2} \psi_i(2^{-j} \cdot -k): 1 \leq i \leq r, k \in Z\}$, 其中 ϕ_i 和 ψ_i 分别是多小波和多尺度矢量的第 i 个分量,因此这里的尺度和小波都是有如 $\phi = [\phi_1, \dots, \phi_r]^T$ 和 $\psi = [\psi_1, \dots, \psi_r]^T$ 形式的矢量,当 $r=2$ 时,这些函数由下面的二尺度关系方程来确定:

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} \phi_1(x) \\ \phi_2(x) \end{pmatrix} = \sum_{k \in Z} \begin{pmatrix} h_{11}^k & h_{12}^k \\ h_{21}^k & h_{22}^k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \phi_1(2x-k) \\ \phi_2(2x-k) \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} \psi_1(x) \\ \psi_2(x) \end{pmatrix} = \sum_{k \in Z} \begin{pmatrix} g_{11}^k & g_{12}^k \\ g_{21}^k & g_{22}^k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \phi_1(2x-k) \\ \phi_2(2x-k) \end{pmatrix} \end{cases} \quad (1)$$

这里的 h_{ij}^k, g_{ij}^k 分别是低通滤波系数和高通滤波系数.本文中我们采用 GHM 多小波以及我们根据多小波正交性和对称性等性质计算的 Smooth 多小波作为基函数,完成对二维图像信号的多分辨率分析.Smooth 多小波滤波系数为

$$\begin{aligned} h_{11}^k &= (+a_0, +a_1, +a_1, +a_0), & h_{12}^k &= (+b_0, +b_1, -b_1, -b_0), \\ h_{21}^k &= (-a_0, +a_1, -a_1, +a_0), & h_{22}^k &= (+b_0, -b_1, -b_1, +b_0), \\ g_{11}^k &= (+b_0, -b_1, -b_1, +b_0), & g_{12}^k &= (-a_0, +a_1, -a_1, +a_0), \\ g_{21}^k &= (+b_0, +b_1, -b_1, -b_0), & g_{22}^k &= (+a_0, +a_1, +a_1, +a_0), \end{aligned}$$

其中 $a_0 = +0.009977, a_1 = +0.697129, b_0 = -0.083399, b_1 = -0.083399$.

图 1 和图 2 分别是迭代 10 次计算得到的 GHM 以及 Smooth 多尺度和多小波函数图形,它们都具有短支撑、对称、正交等性质及二阶的消失矩,而 Smooth 多小波由于比较光滑,使得它在多小波重构时有望得到更加精确的结果.本文采用这两种多小波对超声图像中的斑纹噪声进行抑制.

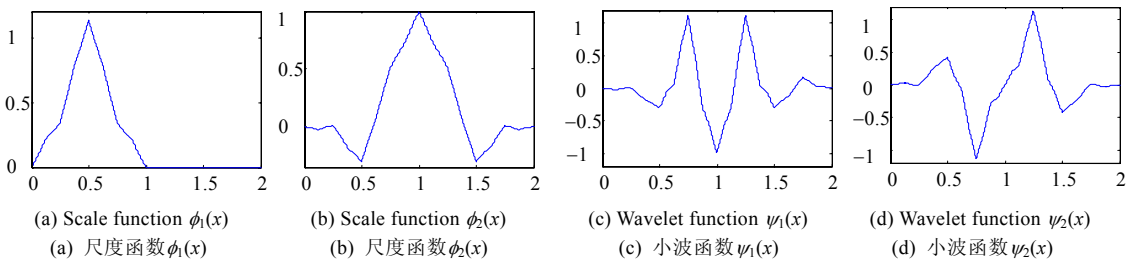


Fig.1 GHM multiwavelets function

图 1 GHM 多小波函数

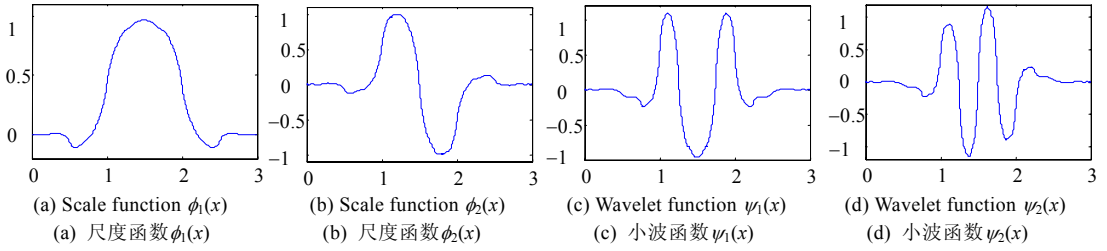


Fig.2 Smooth multiwavelets function
图 2 光滑多小波函数

1.2 小波多分辨率分析

给定一个函数 $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$, 类似于标量情况, 由多小波系数就可以给出函数的多分辨率分析(MRA). 设 $f = f_0 \in V_0$, 由正交多尺度函数和正交多小波函数的性质, 有

$$V_0 = V_1 \oplus W_1 = V_2 \oplus W_2 \oplus W_1 = \dots = V_L \oplus W_L \oplus W_{L-1} \oplus \dots \oplus W_1, \tag{2}$$

而与这些函数子空间相应的空间中的函数就可以写为不同的分辨率表示:

$$f_0 = f_1 \oplus g_1 = f_2 \oplus g_2 \oplus g_1 = \dots = f_L \oplus g_L \oplus g_{L-1} \oplus \dots \oplus g_1. \tag{3}$$

这里, f_j 和 g_j 分别是函数 f 在空间 V_j 和 W_j 的投影:

$$\begin{cases} f_j(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_1^{k,j} \phi_1(2^{-j}x - k) + c_2^{k,j} \phi_2(2^{-j}x - k), \\ g_j(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_1^{k,j} \psi_1(2^{-j}x - k) + d_2^{k,j} \psi_2(2^{-j}x - k). \end{cases} \tag{4}$$

因而 $f_0 \in V_0$ 就可以表示为下面的多小波扩展形式:

$$f_0(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_1^{k,0} \phi_1(x - k) + c_2^{k,0} \phi_2(x - k) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_1^{k,L} \phi_1(2^{-L}x - k) + c_2^{k,L} \phi_2(2^{-L}x - k) + \sum_{k \in \mathbb{Z}} \sum_{j=L}^1 d_1^{k,j} \psi_1(2^{-j}x - k) + d_2^{k,j} \psi_2(2^{-j}x - k). \tag{5}$$

这里的系数 $d_1^{k,L}, \dots, d_i^{k,L}, c_i^{k,L}$ 完全刻画了函数 f 在空间 W_1, \dots, W_L, V_L 的投影, 这样就可以通过函数和每一个空间的基分量的内积计算出函数的投影. 系数的计算由多小波分解与重构的 Mallat 快速算法给出, 即对于给定的滤波器系数 h_{ij}^k, g_{ij}^k , 分解方程为

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} c_1^{k,j+1} \\ c_2^{k,j+1} \end{pmatrix} = \sum_{l \in \mathbb{Z}} \begin{pmatrix} h_{11}^l & h_{12}^l \\ h_{21}^l & h_{22}^l \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_1^{l+2k,j} \\ c_2^{l+2k,j} \end{pmatrix}, \\ \begin{pmatrix} d_1^{k,j+1} \\ d_2^{k,j+1} \end{pmatrix} = \sum_{l \in \mathbb{Z}} \begin{pmatrix} g_{11}^l & g_{12}^l \\ g_{21}^l & g_{22}^l \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_1^{l+2k,j} \\ c_2^{l+2k,j} \end{pmatrix}. \end{cases} \tag{6}$$

相应的重构方程为

$$\begin{pmatrix} c_1^{k,j-1} \\ c_2^{k,j-1} \end{pmatrix} = \sum_{l \in \mathbb{Z}} \begin{pmatrix} h_{11}^l & h_{12}^l \\ h_{21}^l & h_{22}^l \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} c_1^{(k-l)/2,j} \\ c_2^{(k-l)/2,j} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} g_{11}^l & g_{12}^l \\ g_{21}^l & g_{22}^l \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} d_1^{(k-l)/2,j} \\ d_2^{(k-l)/2,j} \end{pmatrix}. \tag{7}$$

上述计算公式与标量小波的原理相似, 当采用滤波器组回归计算时, 初始的近似系数 $c_1^{k,0}$ 和 $c_2^{k,0}$ 分别与低通滤波器 h 和高通滤波器 g 卷积, 再完成降阶采样, 就可以得到下一级分解系数. 但是在多小波 MRA 分析中, 若初始近似系数选取不当, 往往会带来很大的重建误差.

1.3 多小波变换的预处理问题

在实际应用中, 必须使给定的离散函数信号与一个尺度空间相联系^[3,5], 完成对数据的初始化处理, 这是基于多小波方法的信号处理中的一个基本问题.

给定一个信号 $f \in L^2(\mathbb{R})$ 和它的初始近似 $f_0 \in V_0$, 可以由式(5)对 f_0 进行扩展, 而系数由式(6)、式(7)计算, 因此, 多小波分解算法的一个关键问题就是如何从函数 f 的离散值得到初始的近似 f_0 , 这可以看做是离散近似问题, 目的就是要计算近似系数 $c_i^{k,0}$, 或等效地, 从输入的 n 个采样点数据 $\{y_1, \dots, y_n\}$ 表示的函数 f 中计算 r 个初始系

数序列 $\{c_i^{k,0}\}_{k \in \mathbb{Z}, i=1, \dots, r}$.

在标量小波情况下,通常取近似: $c_k^0 \sim f(k) = y_k, k=1, \dots, n$, 就可以得到满意的结果.而在多小波处理中,则必须处理 r 个函数,因此,给定 $n = rm$ 个采样点 y_1, \dots, y_n , 并假设它等于函数在这些点列 $\{k/r, k=1, \dots, n\}$ 上的函数值,即 $y_k = f(k/r), k=1, \dots, n$. 必须找到合适的方法,计算出 r 组,每组 m 个样本值的初始系数序列.文献[6,7]提出采用两个优化准则来优化预处理的过程,用泰勒级数逼近预滤波器和最小能量压缩比的方法来确定预滤波器,我们提出采用分解系数比 P 和重建误差 E 两个指标作为评价不同预滤波方法的标准,两个参数定义如下:

$$\left. \begin{aligned} P &= \frac{\sum_{m,n=1}^{N/2} \left[(d_H^1(m,n))^2 + (d_V^1(m,n))^2 + (d_D^1(m,n))^2 \right]}{\sum_{m,n=1}^{N/2} (c^1(m,n))^2} \\ E &= \frac{\sum_{m,n=1}^N (f(m,n) - \hat{f}(m,n))^2}{\sum_{m,n=1}^N (f(m,n))^2} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中 c^1, d_H^1, d_V^1, d_D^1 分别是分辨率为 $j=1$ 时的小波近似系数和水平、垂直、对角这 3 个方向的细节系数 f 和 \hat{f} 分别是原始图像和重建后的图像信号.分解比 P 反映了解析图像能量集中的程度,而我们总是希望信号能量尽量集中于近似系数,通过对几幅不同图像重建质量的比较计算(见表 1),可以得到,对于 GHM 多小波预处理 GHM int 方法可以得到最佳的重建质量,Smooth 多小波预处理用 Haar 方法最佳,而且它比 GHM 多小波的分解比和重建误差都要小得多,两种预处理算法复杂性比较,Haar 方法也更简单,因此 Smooth 多小波采用 Haar 预处理方法的综合性能要比 GHM 多小波采用 GHM int 预处理更好.表 1 中采用的 4 种基于 $r=2$ 的数据预滤波方法^[7]分别是:

(1) ODD/EVEN 法.分别进行奇数和偶数采样,即估计的初始系数为

$$\begin{cases} c_1^{k,0} = y_{2k} \\ c_2^{k,0} = y_{2k-1} \end{cases}, \quad k=1, \dots, m.$$

(2) GHM int 法.由多尺度函数进行多项式插值得到 GHM 初始系数:

$$\begin{cases} c_1^{k,0} = [\phi_2(1)y_{2k-1} - \phi_1(1/2)(y_{2k-2} + y_{2k})]/[\phi_2(1)\phi_1(1/2)] \\ c_2^{k,0} = y_{2k}/\phi_2(1) \end{cases}, \quad k=1, \dots, m.$$

(3) Haar 滤波法.选择基于 2×2 的 Haar 滤波器的预滤波方法,具有简单、正交和对称的优点,系数估计为

$$\begin{cases} c_1^{k,0} = (y_{2k} + y_{2k-1})/\sqrt{2} \\ c_2^{k,0} = (y_{2k} - y_{2k-1})/\sqrt{2} \end{cases}, \quad k=1, \dots, m.$$

(4) MOD-Haar 法.对 Haar 滤波器方法进行修正后的处理方法,系数估计为

$$\begin{cases} c_1^{k,0} = (y_{2k} + y_{2k-1})/\sqrt{2} \\ c_2^{k,0} = (y_{2k})/\sqrt{2} \end{cases}, \quad k=1, \dots, m.$$

Table 1 Multiwavelets decomposed ratio and reconstruction error under different prefilter methods

表 1 不同预滤波方法得到的多小波分解比和重建误差

Image		Lena image		Face image		Gastric image	
Method		Ratio (P)	Square error (E)	Ratio (P)	Square error (E)	Ratio (P)	Square error (E)
GHM	ODD/EVEN	0.563 6	$0.442 1 \times 10^{-2}$	0.565 2	$1.975 6 \times 10^{-2}$	0.591 7	$1.414 6 \times 10^{-2}$
	GHM int	0.506 1	$0.423 0 \times 10^{-2}$	0.509 4	$1.861 7 \times 10^{-2}$	0.530 7	$1.342 2 \times 10^{-2}$
	Haar	1.120 0	$0.301 0 \times 10^{-2}$	1.139 3	$1.348 9 \times 10^{-2}$	1.167 8	$0.956 9 \times 10^{-2}$
	MOD-Haar	0.526 9	$0.871 4 \times 10^{-2}$	0.532 3	$4.042 8 \times 10^{-2}$	0.551 2	$2.629 0 \times 10^{-2}$
Smooth	ODD/EVEN	1.007 1	$0.198 5 \times 10^{-7}$	1.022 4	$0.697 5 \times 10^{-7}$	1.023 7	$0.579 7 \times 10^{-7}$
	GHM int	0.505 0	$4.153 5 \times 10^{-7}$	0.522 3	$20.01 2 \times 10^{-7}$	0.513 8	$7.983 3 \times 10^{-7}$
	Haar	0.004 4	$0.401 6 \times 10^{-7}$	0.016 4	$1.412 5 \times 10^{-7}$	0.012 5	$1.199 3 \times 10^{-7}$
	MOD-Haar	0.254 2	$1.173 9 \times 10^{-7}$	0.267 4	$4.954 8 \times 10^{-7}$	0.260 2	$3.182 2 \times 10^{-7}$

以上是一维信号的情况,而我们这里要处理的都是二维图像阵列信号,因此对一维算法作矢量积,就可用于二维信号处理.具体做法为:对 $N \times N$ 矩阵表示的二维数据为 c_0 , 首先对每一行作预处理,将结果存于 $N \times N/2$ 的 c_1 和 c_2 , 使得 c_1 对应于 ϕ_1 , 而 c_2 对应于 ϕ_2 . 然后分别对 c_1 和 c_2 的每一列进行预处理,得到 $N/2 \times N/2$ 的阵列 c_{11}, c_{21} 和 c_{12}, c_{22} , 使得 c_{11}, c_{12} 与 ϕ_1 对应, c_{21}, c_{22} 与 ϕ_2 对应最后得到如下的 4 个子阵列作为多小波分解的初始输入:

$$\begin{pmatrix} c_{11}^{m,n,0} & c_{12}^{m,n,0} \\ c_{21}^{m,n,0} & c_{22}^{m,n,0} \end{pmatrix}, \quad m, n = 1, \dots, N/2. \tag{9}$$

把这个分块矩阵带入式(6)就可以进行多小波分解了,对于重建后的分块子矩阵,再进行上述计算的逆过程,就可以完成算法的后处理.

2 超声斑纹噪声抑制方法

图像噪声主要位于高频段,而特征在频域中也位于高频段,两者的主要差别在于特征比噪声占用更宽的频段范围.这样,当信号细节被噪声污染时,要进行区分就很困难了.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,我们采用多小波多分辨率的方法,把图像在尺度空间展开,对各个分辨级上的小波系数使用不同的阈值进行阈值化处理,这样就有望在抑制噪声的同时,较好地保留图像特征信息.对于超声图像而言,斑纹噪声是主要的噪声来源,斑纹噪声属于乘性噪声.若要有效地减少斑纹噪声,就必须建立精确的斑纹噪声模型,我们采用乘性和加性噪声组合的噪声模型:

$$f(x, y) = g(x, y)\eta_m(x, y) + \eta_a(x, y). \tag{10}$$

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(如传感器噪声)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,离散情况下的噪声模型就可以简化为

$$f(m, n) = g(m, n)\eta_m(m, n). \tag{11}$$

要把噪声与原信号中分开,对上式进行对数变换:

$$\log(f(m, n)) = \log(g(m, n)) + \log(\eta_m(m, n)), \tag{12}$$

简记为

$$f^l(m, n) = g^l(m, n) + \eta^l_m(m, n),$$

对其进行 $L=3$ 的多小波变换后就得到

$$MW[f^l(m, n)] = MW[g^l(m, n)] + MW[\eta^l_m(m, n)]. \tag{13}$$

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 $MW(\eta^l_m)$ 减小到 0. 因此,通过对总体信号的平滑预滤波后的小波分解系数处理以后,就有希望在小波域中恢复出 $MW[g^l(m, n)]$, 再通过小波重建和指数变换,最后得到真正的信号图像.

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,而硬阈值则保留了特征量.

软阈值计算可以表示为

$$u = T_s(v, t) = \text{sign}(v)(|v| - t)_+, \tag{14}$$

其中当 $|v| > t$ 时, $(|v| - t)_+ = |v| - t$, 当 $|v| < t$ 时, $(|v| - t)_+ = 0$.

硬阈值计算方法为

$$u = T_h(v, t) = \begin{cases} v, & \text{if } |v| > t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \tag{15}$$

一般的阈值 t_j^l 与噪声级的大小、位置、尺度等因素有关,我们采用 $t = k\sigma$ 作为阈值, k 是一个适当的系数,并随着尺度的增加而减小, σ 是各个系数分量矩阵的方差,通过软阈值或硬阈值处理以后,斑纹噪声就有望得到很大程度上的抑制,使图像信噪比得到一定的提高.

最后,我们给出基于离散多小波变换(DMWT)方法的超声图像斑纹噪声抑制的计算步骤:

- (1) 对所选择的超声图像进行对数变换处理;
- (2) 对图像数据作先行后列的预滤波处理,产生供 DMWT 作为初始输入的数列;
- (3) 采用式(6)分解方程,先行后列依次进行 1 级~3 级的 DMWT;
- (4) 变换系数作软阈值或硬阈值处理;
- (5) 处理结果作逆 DMWT;
- (6) 指数变换.

3 实验结果讨论

按照前面的多小波初始化和分解方法,我们对 Lena 图像进行了分解重构实验(如图 3 所示),图 3(a)是采用 Haar 初始化方法产生的供分解计算的 4 幅初始图像阵列,按照式(6)、式(9)用这 4 个阵列作为输入,完成一级的分解就可以分别得到 4 组多小波系数:平滑逼近、水平、垂直、对角线细节系数,每组又包含 4 个子阵列图像(如图 3(b)所示),而要完成多级分解,就可以用 4 个平滑逼近系数作为输入进行下一级分解.经过处理后的图像重建则是此过程的逆,即经过逆离散多小波变换(IDMWT),逐级完成多小波重建,并经过后处理得到最终的处理后图像.

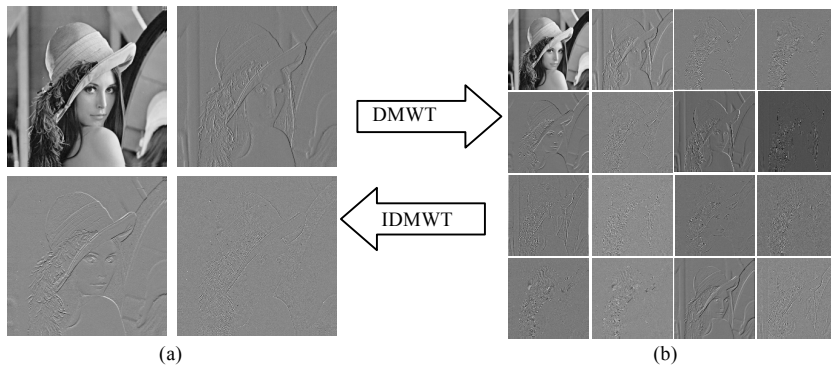


Fig.3 Image multiwavelets composition process
图 3 图像多小波分解过程

斑纹噪声的存在降低了超声图像的分辨率,在本文中,我们采用多小波的多分辨率思想,在 $j=1,2,3$ 这三个分辨率级上对超声图像中严重的斑纹噪声抑制问题进行研究,采用的图像是 256×256 像素的 lena 加噪图像(噪声模型按照式(11)来确定)和母体中 6 个月胎儿的超声图像,图 4(a)为未加噪声的原 Lena 图像,图 4(b)为人为增加乘性噪声后的 Lena 图像,按照第 2 节中的软阈值/硬阈值方法,我们采用 Smooth 多小波及 Haar 预处理方法,就可以得到完全软阈值处理的结果,如图 4(c)所示,用完全硬阈值处理的结果如图 4(d)所示.从图 4 的处理结果可以看出,用软、硬阈值处理多小波分解系数,都可以取得较好的抑制斑纹噪声的目的,而用硬阈值处理的结果较之软阈值则更多地保留了图像的细节信息.

抑制斑纹噪声等乘性噪声的一般方法是采用对数同态处理以后,再采用中值滤波和维纳滤波的方法.本文对这两种方法与多小波多分辨率处理的方法进行了比较实验.图 5(a)是原始的胎儿超声图像.图 5(b)和图 5(c)分别是同态中值滤波和同态维纳滤波处理的结果.图 5(d)是采用 GHM 多小波,并综合了软/硬阈值的优点,在 $j=3$ 分辨级上采用了软阈值处理,其他分辨级上采用硬阈值处理的结果,由于边界的小波变换系数很大,不会被阈值化处理,因此多小波系数阈值化处理对图像边界没有任何影响,可以很好地保留图像边界特征.图 5(c)的维纳滤波法已经使图像变得模糊了,采用多小波处理的图 5(d)与中值滤波的结果在边界处类似,胎儿身体各部分特征信息都保留下来了.但是,中值滤波法虽然保留了特征,但对各组织成分中的斑纹噪声的抑制效果不佳,维纳滤波法则使图像产生了很大的模糊,在原始尺寸大小的图像中这种现象是很清楚的.

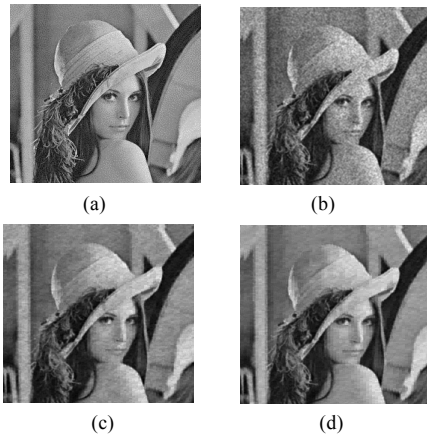


Fig.4 Comparison of threshold denoising
图4 阈值化去噪效果比较

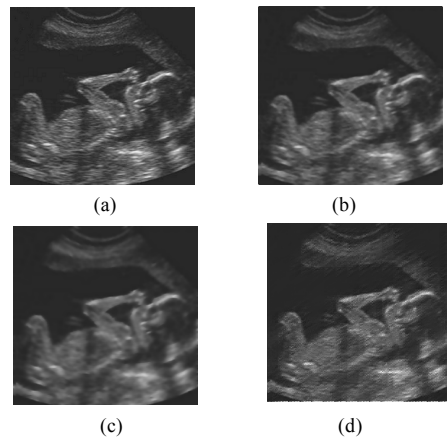


Fig.5 Comparison of three denoising methods
图5 3种去噪方法比较

4 结 论

在本文中,我们采用多小波多分辨率的方法分析和处理了超声斑纹噪声的抑制问题,利用多小波具有正交性、对称性等特点,准确地把图像分解到不同分辨率上,然后在不同分辨率水平上对图像采用基于子图像方差的阈值化处理方法抑制斑纹噪声,通过软、硬阈值化方法比较以及与中值滤波法和维纳滤波法的比较,可以得出,采用软、硬阈值结合的基于多小波多分辨率分析的方法处理超声图像既可以有效地抑制斑纹噪声,又很好地保留了图像的主要特征信息,因此这种多小波处理的结果是较好的。

References:

- [1] Zong XL, Geiser EA, Laine AF, Wilson DC. Homomorphic wavelet shrinkage and feature emphasis for speckle reduction and enhancement of echocardiographic images. *Proceedings of the SPIE*, 1996,2710:658~667.
- [2] Alpert BK. *Wavelets: A Tutorial in Theory and Applications*. New York: Academic Press, 1992. 181~216.
- [3] Rieder P, Gotze J, Nossek JA. Multiwavelet transforms based on several scaling functions. In: *Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis'94*. 1994. 393~396. <http://ieeexplore.ieee.org/iel2/3248/9799/00467330.pdf>.
- [4] Strela V, Heller PN, Strang G, Topiwala P, Heil C. The application of multiwavelet filterbanks to image processing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999,8(4):548~563.
- [5] Cotronei M, Montefusco LB, Puccio L. Multiwavelet analysis and signal processing. *IEEE Transactions on Circuits and Systems—II*, 1998,45(8):970~987.
- [6] Attakitmongcol K, Hardin DP, Wilkes DM. Multiwavelet prefilters—II: Optimal orthogonal prefilters. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001,10(10):1476~1487.
- [7] Hardin DP, Roach DW. Multiwavelet prefilters—I: Orthogonal prefilters preserving approximation order $p \leq 2$. *IEEE Transactions on Circuits and Systems—II*, 1998,45(8):1106~1112.