

一种新的线边界检测方法

郭圣文 罗立民

(东南大学生物科学与医学工程系 南京 210096)

摘 要 提出了一种超声图像的多尺度非线性抑噪的自适应线边界检测方法,首先对超声斑点图像进行多尺度分解,然后对高频部分应用非线性软阈值方法来抑制斑点噪声,再利用逆小波变换重建图像,最后采用基于“窄条”的线边界检测方法对降噪图像进行处理,以不同方向与大小的“窄条”来近似组织边界,其中“窄条”的大小由基于区域增长的局部统计特性决定.仿真实验与组织超声图像验证了此方法在抑制斑点噪声与增强边界方面具有良好的性能.

关键词 斑点;多尺度非线性阈值;边界检测;窄条;区域增长

中图法分类号 TP391

A Novel Line Boundary Detection Method

GUO Sheng-Wen LUO Li-Min

(Department of Biology and Biomedical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract An adaptive line boundary detection technique combining with multiscale nonlinear thresholding for speckle suppressing in medical ultrasonic image is presented. An origin image is transformed into a multiscale domain. The components of high frequency are then processed by a nonlinear soft thresholding method. It is reconstructed by inverse wavelet transform. Finally, it is processed by a line boundary detection technique based on sticks. Sticks which are varied in orientation and size are treated as tissue boundary. The size of sticks is decided by local statistics based on region growing technique. The results of the phantom and issue images show its prominent performance on suppressing speckle noise and enhancing issue boundary.

Keywords speckle; multiscale nonlinear thresholding; boundary detection; stick; region growing

1 引 言

在超声成像过程中,当连续发射源或非连续检测器投射到粗糙(相对于超声波长尺度)介质表面时,会产生一种结构性与破坏性的回波散射信号,从而在图像中出现一种被称为斑点(speckle)的噪声,它严重影响了图像的质量.这种斑点噪声源于组织或器官的不均匀性.特别是肝与肾等器官的深层组

织过小,具有一定波长超声波无法分辨时,斑点噪声更加明显^[1,2].

滤波是降噪的常用方法,如文献[1,4]提出的局部自适应滤波方法,它主要是根据图像的局部统计特性来进行滤波处理,能较好地抑制噪声,但不能有效保留小或微弱的边界.对于噪声图像的处理,一般要求在抑制噪声的同时,又能保留或增强图像的局部细节,如在医学超声图像中,异质组织之间边界常常是我们感兴趣的部分.大多数边缘检测方法是基

于边界为图像中像素点的不连续处的定义,边缘检测实际上是搜索像素点强度变化区域,一般采用微分法实现.然而,在超声图像中,由于在像素强度接近的区域往往出现亮条,因此常见的微分算子如 Robert、Sobel、Canny 算子均不能有效地检测出边界.文献[5,6]提出了一种“窄条(sticks)”边缘检测方法,以极短的线段来局部近似图像边界.文献[1]在此基础上,根据斑点噪声统计模型,讨论了优化与次优化的线检测方法.文献[7]进一步讨论了“窄条”大小与形状对边缘检测的影响.但“窄条”大小与形状是基于整个图像的,由于组织边界及局部细节结构的复杂性,如果对整个图像应用同样尺寸的“窄条”来近似图像边界,往往会丢失部分细节.

近年来,人们提出了小波降噪方法,其基本思想是将图像变换到小波域,舍去某些尺度部分,再进行逆小波变换,从而得到降噪图像.其中被舍弃的是小尺度部分,因为在小波域,小尺度对应高频率,而噪声往往在高频部分. Dohono 在 1995 年提出了一种可变阈值降噪方法^[8], Xiang 与 Zhang 将其应用到超声图像降噪处理中^[9], Zong 等人提出了一种多尺度非线性处理方法^[10], 文献[2]在 Dohono 与 Zong 等人的基础上提出了一种经过自适应权系数中值滤波预处理后的多尺度非线性阈值处理方法. 这些小波降噪方法对噪声的抑制能力较强,但在保留图像边缘与局部细节方面的性能并不理想.

本文提出了一种多尺度非线性阈值抑噪的自适应线边界检测方法(MSNLT-ALBD),首先对超声图像进行小波分解,然后对不同尺度的高频部分进行非线性阈值降噪处理,再利用逆小波变换得到降噪后的图像,根据降噪图像的局部统计特性,应用自适应线边界法对其进行处理,以保留与增强组织边界与局部细节.

2 基于小波分解的多尺度非线性阈值降噪方法

2.1 斑点噪声的统计模型

对斑点噪声统计特性的研究表明,常见的斑点噪声服从 Rayleigh 分布^[1,2],其均值与标准差成正比,这说明斑点噪声是乘性的.但由于超声成像过程中对信号进行了对数压缩、低通滤波与插补运算,从而改变了原始信号的统计特性,其均值不是与标准差成正比,而是与方差成正比^[4].

设 \mathbf{x} 为真实信号, \mathbf{n} 为与 \mathbf{x} 相互独立、均值为零

的噪声, \mathbf{y} 为观察信号,则斑点噪声模型可表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \sqrt{\mathbf{x}} \cdot \mathbf{n} \quad (1)$$

在均匀区域内, $\mathbf{x} = m$ 为常数,容易证明 \mathbf{y} 的方差 $\sigma^2 = m\sigma_n^2$,其中 σ_n^2 为噪声方差.

2.2 多尺度非线性阈值降噪方法

$$\psi_{j,n}(\bar{x}) = |A_0|^{-j} \psi[A_0^{-j}\bar{x} - \bar{n}] \quad (2)$$

$$\begin{aligned} WT_f(j, \bar{n}) &= \langle f(\bar{x}), \psi_{j,n}(\bar{x}) \rangle \\ &= |A_0|^{-j} \int_x f(\bar{x}) \psi[A_0^{-j}\bar{x} - \bar{n}] d\bar{x} \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $\psi_{j,n}(\bar{x})$ 为二维小波函数, A_0 是 2×2 的非奇异矩阵, WT_f 为 $f(x)$ 的二维小波变换, $f(x) \in L^2(\mathbb{R}^2)$.

应用 Daubechies 小波对图像进行分解,设尺度 j 的部分为

$$\begin{aligned} \hat{s}_j(k_1, k_2) &= WT\hat{s}(j, k_1, k_2) \\ &= \frac{1}{|A_0|^j} \sum_{x_1} \sum_{x_2} \hat{s}(x_1, x_2) \psi^*(A_0^{-j}\bar{x} - \bar{k}) \end{aligned} \quad (4)$$

其中 ψ^* 为 ψ 的复共轭.采用软阈值降噪方法,令尺度 j 的阈值为 T_j ,则小波系数为

$$\begin{cases} C\hat{s}_j(k_1, k_2) = \text{sign}[\hat{s}_j(k_1, k_2)] [|\hat{s}_j(k_1, k_2)| - T_j], \\ \hat{s}_j(k_1, k_2) \geq T_j \\ C\hat{s}_j(k_1, k_2) = 0, \hat{s}_j(k_1, k_2) < T_j \end{cases} \quad (5)$$

其中

$$T_j = \sigma_j \sqrt{2\log(j+1)/j}, \quad j = 1, 2, 3, \dots, k \in z \quad (6)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{N_j^2} \sum_{k_1, k_2} (\hat{s}_j(k_1, k_2) - E(\hat{s}_j))^2} \quad (7)$$

σ_j 为尺度 j 上的噪声方差, $E(\hat{s}_j)$ 为 \hat{s}_j 的期望值, N_j 为图像 \hat{s}_j 的大小.

经过上述非线性阈值处理后,利用离散小波逆变换重建图像,得到降噪后的图像:

$$s(x_1, x_2) = \sum_j \sum_{k_1} \sum_{k_2} C\hat{s}_j(j, k_1, k_2) \psi(A_0^{-j}\bar{x} - \bar{k}) \quad (8)$$

3 自适应线边界检测方法

“窄条(sticks)”是指具有一定长度、方向各异的线段.可以用窄条近似某些图像特性,特别是在组织边界部分,由于得到的超声图像是组织层的截面,因此存在直的或轻微弯曲的线段.组织边界相对于扫描线与凸起形状之间的空间尺度而言,是比较平滑的.

线边界的检测问题可以描述为对于每一像素点,判断是否有经过它的线条存在.即在以该点为中心的邻域内,搜索经过它的线条,从而将线边界检测问题转化成 M-ary 假设试验优化问题.不妨取 $N \times N$ 的正方形区域,此时线条可以看成是一定长度的“窄条”,其尺寸相对于斑点的相关长度足够大,但对于所感兴趣的特性而言又足够小,许多不同位置与方向的小“窄条”构成大尺度的线性特性.图 1 显示了 8 种不同方向、长度为 5 的“窄条”.

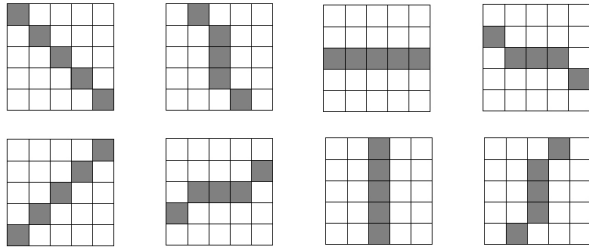


图 1 8 种不同方向,长度为 5 的“窄条”

一般用最大概率比函数来解决 M-ary 假设试验优化问题^[11]:

$$\Lambda_i(\mathbf{x}) = \frac{P(\mathbf{x} | H_i)}{P(\mathbf{x} | H_0)} \quad (9)$$

比率函数 $\Lambda_i(\mathbf{x})$ 为特殊假设 (H_i) 下 \mathbf{x} 的概率密度与空假设 (H_0) 下的概率密度之比.对于“窄条”检测问题而言,希望在假设 H_1 到 H_M 之间作出最佳选择,每一个假设对应某一方向的线段存在,空假设 (H_0) 表示没有通过某一像素点的线段.

但如果斑点的统计模型不确定或不准确时,求解概率比函数是不现实的,可用一般概率比函数代替,一般概率比函数为最大条件活动假设概率密度函数与最大空假设概率密度之比^[11].

$$\Lambda_i(\mathbf{x}) = \frac{\max_{\theta} p_1(\mathbf{x} | \theta)}{\max_{\theta} p_0(\mathbf{x} | \theta)} \quad (10)$$

其中 $p_1(\mathbf{x} | \theta)$ 与 $p_0(\mathbf{x} | \theta)$ 分别为条件活动与空假设概率密度函数, θ 为参数.求一般概率比函数的最大优点是它具有处理未知参数的能力.

信号模型可描述如下:

$$H_i: \mathbf{x} = \mathbf{n} + \beta \boldsymbol{\mu}_i \quad (11)$$

$$H_0: \mathbf{x} = \mathbf{n} \quad (12)$$

其中 \mathbf{n} 为高斯随机向量, $\boldsymbol{\mu}_i$ 为向量,表示第 i 个方向的“窄条”, β 表示“窄条”的强度,其值大于零.

$$\Lambda_i(\mathbf{x}) = \frac{\max_{\theta} p_1(\mathbf{x} | \theta)}{\max_{\theta} p_0(\mathbf{x} | \theta)}$$

$$\begin{aligned} &= \frac{\max_{i, \beta} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \beta \boldsymbol{\mu}_i)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \beta \boldsymbol{\mu}_i)\right)}{\exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x}\right)} \\ &= \max_{i, \beta} \exp\left(\frac{1}{2}\mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} - \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \beta \boldsymbol{\mu}_i)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \beta \boldsymbol{\mu}_i)\right) \\ &= \max_{i, \beta} \exp\left(\beta \boldsymbol{\mu}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} - \frac{1}{2}\beta^2 \bar{\boldsymbol{\mu}}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_i\right) \end{aligned} \quad (13)$$

其中 $\bar{\boldsymbol{\mu}}_i$ 表示 $\boldsymbol{\mu}_i$ 的均值,由于 i 为一组“窄条”的序号,其值是离散的.因此可利用 β 求上式极值,当

$$\beta = \frac{\boldsymbol{\mu}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x}}{\bar{\boldsymbol{\mu}}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_i} \quad (14)$$

时式(13)取得极大值.

又因为指数函数是单调递增的,最大化一般概率比函数可等价于:

$$\Lambda(\mathbf{x}) = \max_i \frac{(\boldsymbol{\mu}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x})^2}{2\bar{\boldsymbol{\mu}}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_i} \quad (15)$$

虽然假设 $\beta > 0$,但实际上, β 值会出现小于零的情况,由于 $\boldsymbol{\Sigma}^{-1}$ 为半正定相关矩阵, $\beta < 0$ 则意味着 $\bar{\boldsymbol{\mu}}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} < 0$,因此,此时可认为在该方向不存在“窄条”.

由此,式(15)可进一步转化为^[11]

$$\max(K(i) [\boldsymbol{\mu}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x}]) \quad (16)$$

其中

$$K(i) = \frac{1}{\sqrt{2\bar{\boldsymbol{\mu}}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_i}} \quad (17)$$

如果斑点为白噪声,式(9)可以简化为投影运算.在每一像素点,沿“窄条”方向累计各像素的强度,取其值最大的方向:

$$\Lambda(\mathbf{x}) = \max_i \boldsymbol{\mu}_i^T \mathbf{x} \quad (18)$$

既然斑点均值与方差成正比,在同质区域内,方差与均值之比应该为常数.我们可以利用此特性来判断图像中的同质区域,由于斑点的局部方差与均值之比容易得到,通常情况下,如果像素点大于斑点的局部方差与均值之比,则相应的像素点应该保留,反之说明是同质区域,需要进行平滑处理.

我们采用区域增长过程来搜索“窄条”,在区域增长过程中,将每一像素点作为种子,分别沿假设的“窄条”方向搜索,如果某一像素点的局部统计特征与种子点相近,则认为它们是同质的,继续搜索,直至其局部统计值超出一定范围或“窄条”长度超过给定阈值.

像素 $p(m, n)$ 与 $p(i, j)$ 属于同质区域满足以下条件^[1]:

$$\gamma_{i,j} - \beta(\gamma_{i,j}) < \gamma_{m,n} \leq \gamma_{i,j} + \beta(\gamma_{i,j}) \quad (19)$$

$$\sqrt{(m-i)^2 + (n-j)^2} \leq D_b \quad (20)$$

其中 $\gamma_{i,j}, \gamma_{m,n}$ 分别表示包含 $p(i,j)$ 与 $p(m,n)$ 的区域像素值方差与均值之比, D_b 为搜索区域的上界, 可用区域内“窄条”像素最大数目表示, 统计相似边

界 $\beta(\cdot)$ 为 $\gamma_{i,j}$ 的函数:

$$\beta(\gamma_{i,j}) = a + be^{-c\gamma_{i,j}} \quad (21)$$

其中, a, b 与 c 依赖于 γ_0 与期望搜索范围.

由此, 多尺度非线性阈值抑噪的自适应线边界检测方法的处理过程如图 2 所示.

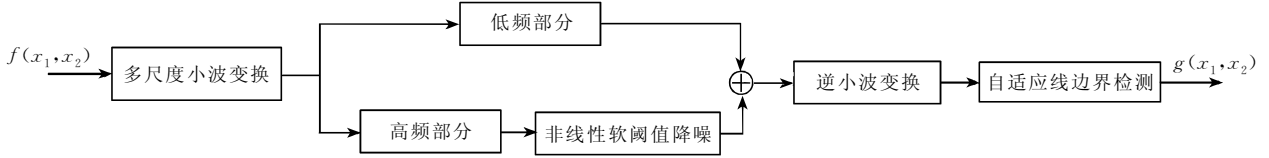


图 2 多尺度非线性阈值抑噪的自适应线边界检测方法示意图

4 实验与比较

为了检验多尺度非线性阈值抑噪的自适应线边界检测方法的性能, 采用基于式(1)模型的计算机仿真斑点图像, 其中 n 为高斯噪声, 其均值为零, 方差为 1, 图像大小为 100×100 , 灰度级范围为 $0 \sim 255$. 其中小波分解的尺度为 2. 并与自适应斑点抑制滤波(Adaptive Speckle Suppression Filter, ASSF)、线边界检测方法(Line Boundary Detector, LBD)进行了比较.

为了精确地比较以上三种方法的性能, 采用噪声抑制量化参数^[12]:

$$\rho = \frac{\Gamma(s - \bar{s}, \hat{s} - \bar{\hat{s}})}{\sqrt{\Gamma(s - \bar{s}, s - \bar{s}) \cdot \Gamma(\hat{s} - \bar{\hat{s}}, \hat{s} - \bar{\hat{s}})}} \quad (22)$$

其中 $\bar{s}(i,j), \bar{\hat{s}}(i,j)$ 分别表示原始图像 $s(i,j)$ 与处理后图像 $\hat{s}(i,j)$ 的均值, 且有

$$\Gamma(s_1, s_2) = \sum_{(i,j) \in \text{image}} s_1(i,j) \cdot s_2(i,j) \quad (23)$$

并引入边缘保留量化参数^[12]

$$\alpha = \frac{\Gamma(\Delta s - \bar{\Delta s}, \Delta \hat{s} - \bar{\Delta \hat{s}})}{\sqrt{\Gamma(\Delta s - \bar{\Delta s}, \Delta s - \bar{\Delta s}) \cdot \Gamma(\Delta \hat{s} - \bar{\Delta \hat{s}}, \Delta \hat{s} - \bar{\Delta \hat{s}})}} \quad (24)$$

其中, $\Delta s, \Delta \hat{s}$ 分别为 s 与 \hat{s} 经过拉普拉斯边界检测运算后的输出, 检测运算窗口大小为 3×3 .

ρ 的值越大, 对噪声的抑制作用越强, α 的值越大, 说明能更好地保留图像边缘与细节.

经计算, 原始斑点图像经三种不同处理方法的性能参数 ρ 与 α 值参见表 1.

表 1 LBD, ASSF, MSNLT-ALBD 性能参数 ρ, α

窗口大小	LBD			ASSF			MSNLT-ALBD		
	ρ	α	c	ρ	α	c	ρ	α	
3×3	0.9696	0.8027	2	0.9693	0.7328	2	0.9821	0.8865	
5×5	0.9649	0.8313	4	0.9675	0.7112	4	0.9820	0.8861	
7×7	0.9584	0.8150	6	0.9596	0.7016	6	0.9819	0.8857	
9×9	0.9527	0.8137	10	0.9578	0.7035	10	0.9819	0.8855	
11×11	0.9470	0.8129	16	0.9577	0.7028	16	0.9818	0.8853	
13×13	0.9470	0.8062	20	0.9578	0.7044	20	0.9817	0.8851	

根据表 1 分别从三种方法中选取性能参数最(近)优的图像, 图 3 显示了原始图像与处理后的图像. 在 ASSF 与 MNSLT-ALBD 中, 初值 γ_0 的选取方

法是随机取图像中 40 个不同大小的正方形区域($3 \times 3 \sim 17 \times 17$), 然后取其平均值作为 γ_0 的值, $a=0.22, b=1.2$. 其中 γ 表示区域内像素的均值与方差之比.

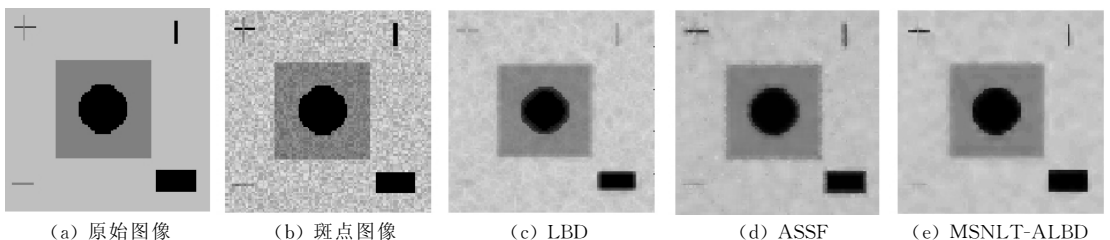


图 3 原始图像及处理后的图像

从表 1 可知,随着窗口尺寸的增大,LBD 对噪声的抑制能力逐渐下降,在保留边缘的方面,窗口尺寸在 $3 \times 3 \sim 9 \times 9$ 范围内性能较好,当大于 9×9 时性能有所下降,LBD 对窗口大小的变化很敏感. ASSF 与 MSNLT-ALBD 相似, c 取较小值时,它们抑噪与保留边缘的能力较强.通过对式(21)的分析, a, b 的值越大,平滑作用越强,大量的实验也证明了这一点,但 a, b 的值并不是越大越好,当 a, b 的值增加到一定程度时,平滑与保留边缘方面的性能反而下降,特别是边缘与细节变得模糊.通过实验证明,当 $a = \gamma/55 \sim \gamma/35, b = \gamma \sim \gamma \times 10$ 时,ASSF, MSNLT-ALBD 的性能较好,而且 a, b 在此范围内的变化对算法的性能影响较小.表 1 说明,当 c 的值从 20 减小到

2 时,ASSF, MSNLT-ALBD 的性能逐渐改善.

在抑制斑点噪声方面,LBD 最差,ASSF 次之, MSNLT-ALBD 最好;在保留细节方面, MSNLT-ALBD 最好,其次是 LBD, ASSF 最差.从图 3 可看出,图 3(c), 3(d) 的直线、矩形和圆的边缘模糊,斑点较多,图 3(e) 中, MSNLT-ALBD 保留这些细节的能力最强,且斑点最少.

从图 3 及表 1 可知,经过小波多尺度滤波降噪处理后的自适应线边界处理方法在抑制斑点噪声与保留边界和细节方面的性能明显优于直接线边界检测方法,与自适应斑点抑制滤波方法.

图 4, 5 分别是应用三种不同方法对猪的皮下脂肪与心动超声图像进行处理后的效果.

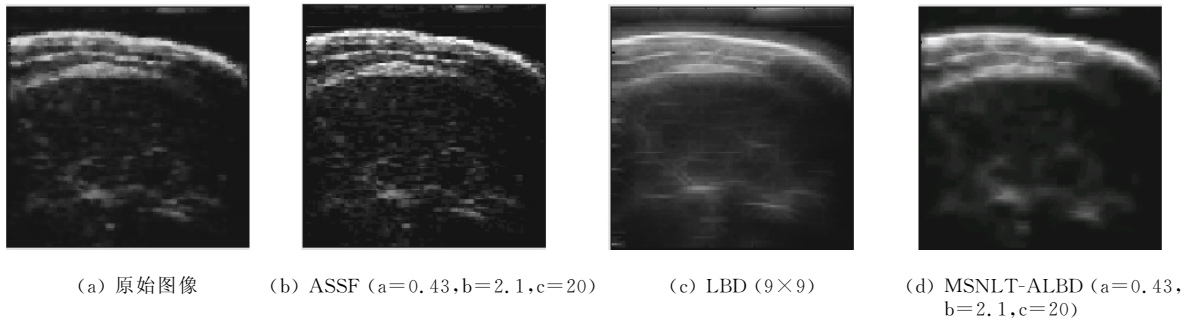


图 4 猪皮下脂肪超声图像及处理后的图像(128×128)

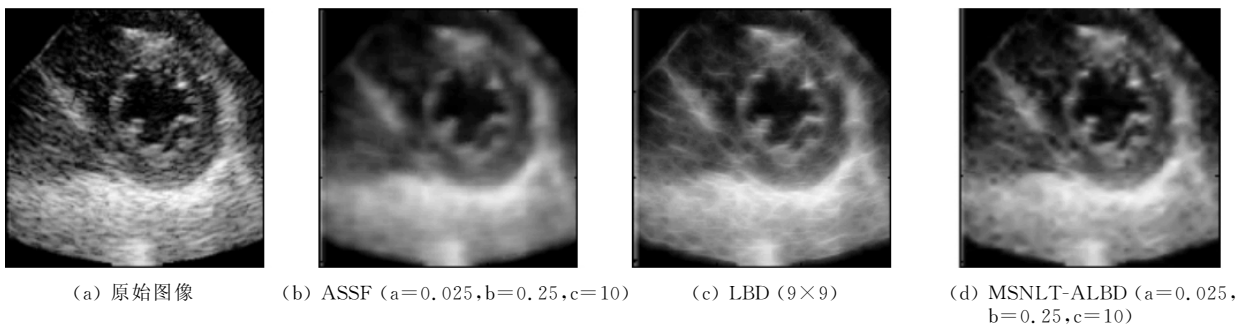


图 5 心动超声图像及处理后的图像(152×152)

由图 4 与图 5 可知,虽然 ASSF 对斑点有较强的抑制作用,但图像细节与边缘丢失严重,显示模糊. LBD, MSNLT-ALBD 能较理想地保留图像中的局部细节,特别是图 4 中猪皮下脂肪,经过它们处理后,脂肪层之间的边界与层组织的结构得到增强,非常清晰地显示出来.图 4 中的心包周围的一些细节也能很好地保留.在抑噪方面,LBD 的能力有限,而 MSNLT-ALBD 对斑点的抑制作用较明显.图 5 的灰度值分布情况表明,LBD 的抑噪能力最差, MSNLT-ALBD 与 ASSF 相近,经 ASSF 处理后,图像局部细节与边缘也随之被平滑了,LBD 能较好地保留这些细节, MSNLT-ALBD 的能力最强,图 4

(d) 的组织层结构及边界比 4(c) 清晰.图 5 中,像素灰度值变化剧烈部分,常常是图像边缘与重要的组织结构,如附图 1(a), (c), (e) 中, $10 \sim 30$ 列、 $50 \sim 70$ 列、 $100 \sim 110$ 列,附图 1(b), (d), (f) 的 $20 \sim 40$ 列、 $45 \sim 50$ 列、 $65 \sim 75$ 列、 $125 \sim 140$ 列,通过图 4 与图 5 的比较可知, MSNLT-ALBD 保留这些细节的能力最好,其次是 LBD; ASSF 最差.

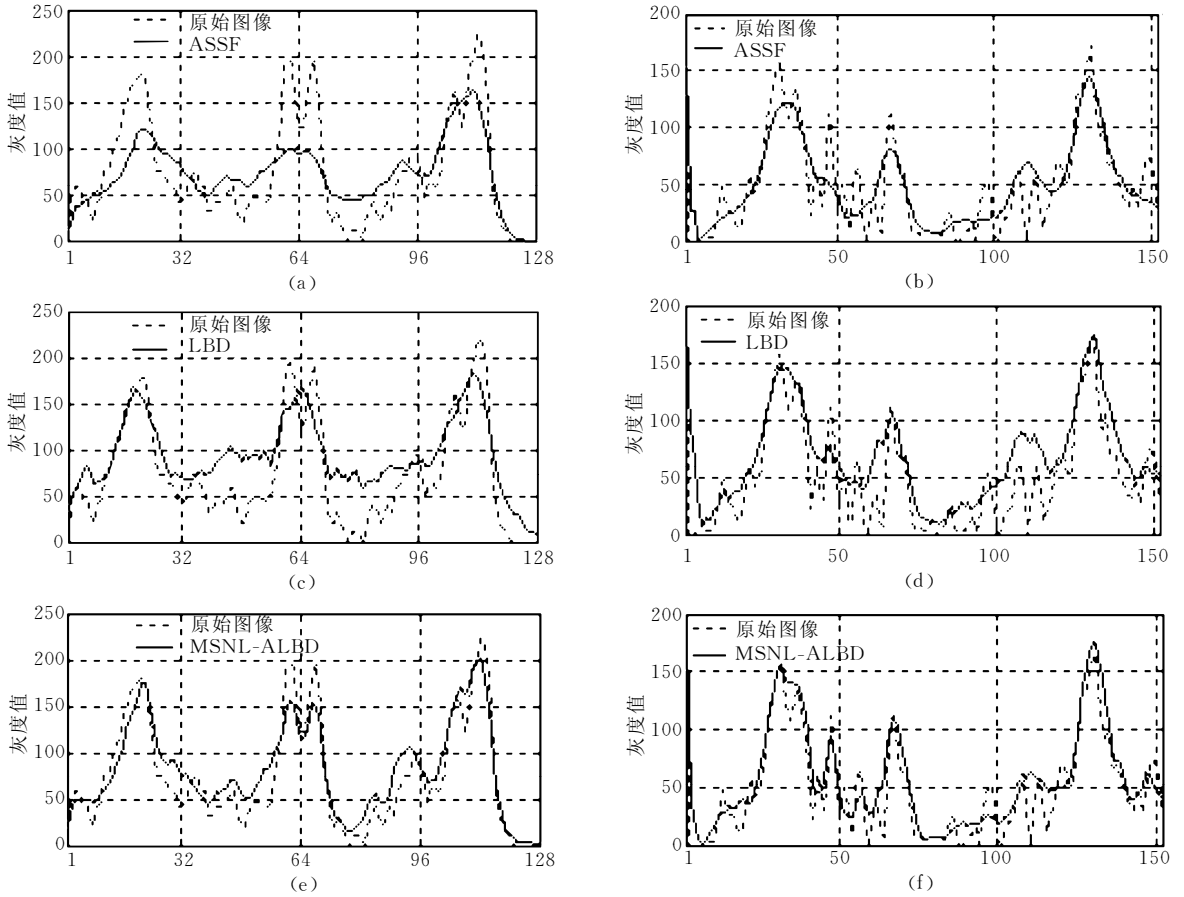
5 结 论

本文所提出的小波多尺度非线性阈值抑噪的自适应线边界检测方法,它首先利用小波对图像进行

多尺度分解,由于斑点噪声主要在高频部分,因此可应用软阈值方法来抑制斑点噪声.降噪后的图像应用线边界检测方法来增强线边界及组织层间结构,其中“窄条”尺寸根据超声图像的局部统计特性来确定.该方法与直接线边界检测方法相比,对斑点噪声的抑制能力较强.由于“窄条”尺寸与图像的局部统计特性相关,因此比线边界检测方法更具适应性,能更好地保留与增强图像中的某些线性特性.而自适应斑点抑制滤波方法,根据斑点的局部统计特性来确定滤波区域,虽然对斑点有较强的抑制作用,但其区域增长过程不具方向性,与应用“窄条”技术的线边界检测方法相比,图像的细节损失较多.仿真实验与超声图像处理表明,非线性阈值抑噪的自适应线边界检测方法,在保留与增强线边界和局部细节方面的能力最强.在此基础上,如何更精确地区分正常组织与病变组织,对超声图像进行分割,以利于疾病诊断与治疗等问题,有待进一步研究.在计算复杂性方面,与对整个图像应用统一尺寸“窄条”的线边界检测方法相比,它与自适应斑点抑制滤波方法相似,由于区域增长过程的时间开销,其计算量较大.

参 考 文 献

- 1 Karamra M, Kutay M A, Bszdagi G. An adaptive speckle suppression filter for medical ultrasonic imaging. *IEEE Transactions on Medical Image*, 1995, 14(2): 283~292
- 2 Hao X, Gao S, Gao X. A novel multiscale nonlinear thresholding method for ultrasonic speckle suppressing. *IEEE Transactions on Medical Image*, 1999, 18(9): 787~794
- 3 Czerwinski R N, Jones D L, O'Brien W D, Jr.. Ultrasound speckle reduction by directional median filtering. In: *Proceedings of IEEE International Conference Image Processing*, Washington, DC, USA, 1995. 358~361
- 4 Loupas T, McDicken W N, Allan P L. An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images. *IEEE Transactions on Circuits System*, 1989, 36(1): 129~135
- 5 Czerwinski R N, Jones D L, O'Brien W D, Jr.. An approach to boundary detection in ultrasound imaging. In: *Proceedings of 1993 IEEE Ultrasonic Symposium*, Baltimore, MD, USA, 1993. 951~955
- 6 Czerwinski R N, Jones D L, O'Brien W D, Jr.. Edge detection in ultrasound speckle noise. In: *Proceedings of IEEE International Conference Image Processing*, Austin, TX, USA, 1994. 304~308
- 7 Czerwinski R N, Jones D L, O'Brien W D, Jr.. Detection of lines and boundaries in speckle images-application to medical ultrasound. *IEEE Transactions on Medical Image*, 1999, 18(2): 126~136
- 8 Donoho D L. De-noising by soft-thresholding. *IEEE Information Theory*, 1995, 41(3): 613~627
- 9 Xiang S H, Zhang Y T. Maximization of the signal-to-noise ratio for two dimension medical ultrasound transducer sensitivity improvement by denoising wavelets. In: *Proceedings of International Conference on Biomedical Engineering*, Hongkong, 1996. 231~238
- 10 Zhang X L, Laine A F, Geiser E A. Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multi-scale nonlinear processing. *IEEE Transactions on Medical Image*, 1998, 17(4): 532~540
- 11 Czerwinski R N, Jones D L, O'Brien W D, Jr.. Line and boundary detection in speckle images. *IEEE Transactions on Medical Image*, 1998, 7(12): 1700~1714
- 12 Sattar F, Florey L, Salomonsson G *et al.* Image enhancement based on a nonlinear multiscale method. *IEEE Transactions on Medical Image*, 1997, 6(6): 888~895
- 13 Wachowink MP, Elmaghraby A S, Smolirova R *et al.* Classification and estimation of ultrasound speckle noise with neural networks. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Bio-Informatics and Biomedical Engineering*, 2000. 245~252
- 14 Medeiros F N S, Mascarehas N D A, Costa L D F. Speckle noise map filtering based on local adaptive neighborhood statistics. In: *Proceedings of XII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, Campinas, Brazil, 1999. 175~178
- 15 Guo H, Odegand J E, Lang M *et al.* Wavelet based speckle reduction with application to sar based atd/r. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, ICIP94, Austin, TX, 1994. 75~79
- 16 Abd-Elmoniem K Z, Kadah YM, Youbsef, A B M. Real time adaptive ultrasound reduction and coherence enhancement. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, Vancouver, BC, Canada, 2000. 172~175
- 17 Chinrun C, Suvichakron A. Fast edge-preserving noise reduction for ultrasound images. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2001, 48(3): 849~854
- 18 Duskunovic I, Pizurica A, Stippel G *et al.* Wavelet based denoising techniques for ultrasound images. In: *Proceedings of the 22nd Annual EMBS International Conference*, Chicago, IL, 2000, 7: 51~56
- 19 Malfait M, Roose D. Wavelet-based image de-noising using a Markov random field a priori model. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(4): 549~555



附图 1 原始图像与 ASSF,LBD,MSNL-ALBD 处理后图像的像素灰度值比较((a),(c),(e)为猪皮下脂肪超声图像 28行,1~128列灰度值分布;(b),(d),(f)心动超声图像51行,1~152列灰度值分布)



GUO Sheng-Wen, born in 1971. Ph. D. candidate. His research interests include medical image analysis, artificial network and pattern recognition.

LUO Li-Min, born in 1956, received his Ph. D. degree in 1986 from the University of Rennes(France). Now he is a professor of the Department of Biology and Medical Engineering, Southeast University, Nanjing, China. His current research interests include medical imaging, image analysis, computer-assisted system for diagnosis and therapy in medicine, and computer vision.