

# 超声图象的自适应线边界检测方法

郭圣文 罗立民

(东南大学生医系影像科学与技术实验室, 南京 210096)

**摘要** 针对超声图象存在一种特殊的斑点噪声,使图象边界与细节变得模糊,而严重影响图象质量的问题,提出了一种自适应线边界检测方法,即以不同方向与不同大小的“窄条”来近似组织边界,这种“窄条”是指具有不同长度、方向各异的线段。该方法首先将经过每一像素点的“窄条”的最大投影作为该点的灰度值;然后应用假设检验优化方法确定“窄条”方向,而“窄条”的长度由基于区域增长的局部统计特性决定。通过引入噪声抑制与边缘保留量化参数,进行了仿真斑点图与组织超声图的处理实验,并与自适应斑点抑制滤波、直接线边界检测方法进行了比较,结果证明,该方法不但能有效地抑制斑点噪声,而且能很好地保留与增强图中的组织边界与局部细节。

**关键词** 斑点 超声 边界检测 窄条 区域增长 局部方差均值比率

**中图法分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)01-0051-06

## An Adaptive Line Boundary Detection Technique in Medical Ultrasonic Image

GUO Sheng-wen, LUO Li-min

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

**Abstract** There is a kind of noise called speckle in ultrasonic images. It degrades severely the quality of image, especially edges and details. An adaptive line boundary detection technique is presented. A stick is a line segment of variable length and different orientation. Sticks are short enough that they can locally approximate the edges and certain features in the image. In particular, tissue boundaries have the appearance of straight or gently curving line segments because they are cross-sectional views of the surfaces between tissue layers. The boundaries and certain details are smooth on the scale of spacing between scan lines and generally define closed convex shapes. The algorithm works by plotting at every point the maximum local projection onto the stick. The orientation of stick is decided by hypothesis test optimizing method and the length of stick is obtained by local statistics based on region growing technique. For quantitative evaluation and comparison with adaptive speckle suppression filter (ASSF) and line edge detector (LED), two parameters as measure of the noise suppression and edge preservation are introduced. It is proved that this method can not only suppress speckle noise but also preserve even enhance issue boundary effectively by applying it to the phantom and tissue images.

**Keywords** Speckle, Ultrasound, Boundary detection, Stick, Region growing, Local variance to mean ratio

## 0 引言

在超声图象成像过程中,当连续发射源或非连续发射源发射的超声波投射到粗糙(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,并在图象中出现斑点噪声。一般这种

斑点噪声源于组织或器官的不均匀性,特别是因肝与肾等器官的深层组织过小,使具有一定波长的超声波无法分辨时,斑点噪声更加明显<sup>[1,2]</sup>。这种斑点噪声不仅增加了诊断检查过程中,区别图象细节的难度,同时,还使图象处理,如分割与边界检测等变得更加复杂。目前对超声图象的处理大多是去除这种斑点噪声与增强局部细节。

超声降噪主要有如下两种方法:一是合成法,合成法就是首先在不同时间、不同频率或不同扫描方向得到同一目标的一系列图象,然后将它们融合成一幅复合图象,这种方法是以降低空间分辨能力为代价的;另一种是滤波法,滤波是降噪的常用方法,如维纳(Wiener)滤波、中值滤波。其中维纳滤波主要用于消除加性随机噪声,但由于超声图象中的斑点噪声大多是乘性的<sup>[3]</sup>,因此维纳滤波的降噪效果并不理想。文献[1]、[4]提出了局部自适应滤波方法,它主要是根据图象的局部统计特性来进行滤波处理,虽能较好地抑制噪声,但不能有效保留小或微弱的边界。

对于噪声图象的处理,一般要求在抑制噪声的同时,又能保留或增强图象的局部细节,如在医学超声图象中,异质组织之间的边界常常是人们感兴趣的部分。由于大多数边缘检测方法是基于“边界为图象中像素点的不连续处”的定义,其边缘检测,实际上是搜索像素点强度变化区域,因此一般采用微分法实现,然而,在超声图象中,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,该方法是以极短的线段来局部近似图象边界,文献[1]又在此基础上,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,并通过建立一个沿“窄条”方向的分布函数来改善边缘检测的性能。但文献[7]所讨论的“窄条”大小与形状是基于整个图象的,由于组织边界及局部细节结构的复杂性,因此如果对整个图象应用同样尺寸的“窄条”来近似图象边界,则往往会丢失部分细节。本文提出了一种基于局部统计特性的自适应线边界检测方法(Adaptive Line-Boundary Detector, ALBD),即根据图象局部统计特征来确定“窄条”长度,该方法不仅可以有效地抑制斑点噪声,还可以增强图象边缘与局部细节。

## 1 斑点噪声特性与统计模型

### 1.1 斑点的类型与特性

超声图象的降噪与边缘检测的效果取决于对斑点噪声特性的了解。如前所述,斑点噪声主要源于人体内组织的不均匀性,此外,如探针的类型(采样频率与量化)、成像部位、组织病变区域的不连续性等

也是斑点噪声产生的原因。对斑点噪声的研究最早是在激光散射方面,其斑点噪声服从负指数分布<sup>[8]</sup>;而在合成孔径雷达(SAR)成像系统中,斑点噪声通常被看成是服从 Rayleigh 分布的乘性噪声<sup>[1,2,9]</sup>,SAR 图象的另一噪声模型则认为斑点经过对数变换后,服从加性高斯分布<sup>[10]</sup>;其他一些研究者又提出了一种改进的乘性噪声模型<sup>[2,4]</sup>。

文献[11]对斑点噪声的模型进行了分类,作者认为斑点噪声的模型主要取决于每个分辨单元的散射数(称为散射数密度  $SND$ ),它们的空间分布与成像系统的特性密切相关。斑点噪声模型可分为以下 3 种类型:

(1) 成像系统的分辨单元中存在大量理想随机分布的散射点( $SND > 10$ ),这种脉冲回波信号是服从 Rayleigh 分布的随机变量,其信噪比( $SNR$ )为常数 1.92;

(2) 组织散射信号是服从  $K$  分布的非随机信号,如肝实质的小叶,这种具有连续或特殊的散射数密度( $SND < 10$ ),信噪比一般小于 1.92;

(3) 空间不变的连续组织存在于随机的散射区域(如组织表面、血管等),这种回波信号的概率密度函数(PDF)是 Rician 分布函数,信噪比  $SNR > 1.92$ 。

### 1.2 斑点统计模型

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,其均值与标准差成正比,这说明斑点噪声是乘性的,但由于在超声图象成像过程中,对信号进行了对数压缩、低通滤波与插补运算,并改变了原始信号的统计特性,因此其均值不是与标准差成正比,而是与方差成正比<sup>[1]</sup>。

设  $x$  为真实信号, $n$  为与  $x$  相互独立、且均值为零的噪声, $y$  为观察信号,则斑点噪声模型可表示为

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

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

## 2 自适应线边界检测方法

由于“窄条(sticks)”是指具有不同长度、方向各异的线段,因此可以用窄条来近似某些图象特性,特别是在组织边界部分,由于得到的超声图象是组织层的截面,因此存在直的或轻微弯曲的线段。这种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, 可通过判断是否有经过它的线条存在来进行描述. 即在以该点为中心的邻域内, 搜索经过它的线条, 以便将线边界检测问题转化成 M-ary 假设试验优化问题, 现不妨取  $N \times N$  的正方形区域, 此时线

条可以看成是具有一定长度的“窄条”, 其尺寸虽相对于斑点的相关长度足够大, 但对于所感兴趣的线性特性而言又足够小, 许多不同位置与方向的小“窄条”则构成了大尺度的线性特性. 图 1 显示了 8 种不同方向、长度为 5 的“窄条”.

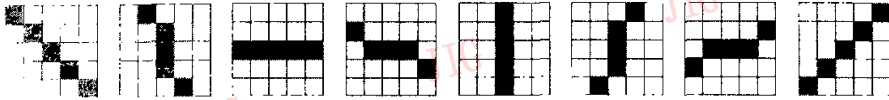


图 1 8 种不同方向, 长度为 5 的“窄条”

一般用最大概率比函数来解决 M-ary 假设试验优化问题<sup>[12]</sup>:

$$\Lambda_i(x) = \frac{p(x|H_i)}{p(x|H_0)} \quad (2)$$

概率比函数  $\Lambda_i(x)$  为特殊假设 ( $H_i$ ) 下  $x$  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 ( $H_0$ ) 表示不存在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, 那么求解概率比函数是不现实的, 此时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函数之比<sup>[12]</sup>.

$$\Lambda(x) = \frac{\max_{\theta} p_1(x|\theta)}{\max_{\theta} p_0(x|\theta)} \quad (3)$$

其中,  $p_1(x|\theta)$  与  $p_0(x|\theta)$  分别为条件活动与空假设概率密度函数,  $\theta$  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:

$$H_1: x = n + \beta\mu_i \quad (4)$$

$$H_0: x = n \quad (5)$$

其中,  $n$  为高斯随机向量,  $\mu_i$  为向量, 表示第  $i$  个方向的“窄条”,  $\beta$  表示“窄条”的强度, 其值大于零.

$$\begin{aligned} \Lambda_i(x) &= \frac{\max_{\theta} p_1(x|\theta)}{\max_{\theta} p_0(x|\theta)} \\ &= \frac{\max_{\beta} \exp\left[-\frac{1}{2}(x - \beta\mu_i)^T \Sigma^{-1}(x - \beta\mu_i)\right]}{\exp\left[-\frac{1}{2}x^T \Sigma^{-1}x\right]} \\ &= \max_{\beta} \exp\left\{\frac{1}{2}x^T \Sigma^{-1}x - \frac{1}{2}(x - \beta\mu_i)^T \Sigma^{-1}(x - \beta\mu_i)\right\} \\ &= \max_{\beta} \exp\left\{\beta\mu_i^T \Sigma^{-1}x - \frac{1}{2}\beta^2 \mu_i^T \Sigma^{-1}\mu_i\right\} \quad (6) \end{aligned}$$

其中,  $\bar{\mu}_i$  表示  $\mu_i$  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  $\beta$  求上式极值, 当

$$\beta = \frac{\mu_i^T \Sigma^{-1}x}{\mu_i^T \Sigma^{-1}\mu_i} \quad (7)$$

时, 式(6)取得极大值.

又因为指数函数是单调递增的, 所以最大化一般概率比函数可等价于<sup>[12]</sup>

$$\Delta(x) = \max_i \frac{(\mu_i^T \Sigma^{-1}x)^2}{2\mu_i^T \Sigma^{-1}\mu_i} \quad (8)$$

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

由此, 式(8)可进一步转化为

$$\max(K(i) [\mu_i^T \Sigma^{-1}x]) \quad (9)$$

其中

$$K(i) = \frac{1}{\sqrt{2\mu_i^T \Sigma^{-1}\mu_i}} \quad (10)$$

如果斑点为白噪声, 则式(9)可以简化为投影运算, 即在每一像素点, 沿“窄条”方向累计各像素的强度, 同时取其最大值方向的强度

$$\Delta(x) = \max_i \mu_i^T x \quad (11)$$

虽然斑点不是加性的高斯白噪声, 但实验证明, 此方法在检测与增强线性边界方面是非常有效的.

既然斑点均值与方差成正比<sup>[1]</sup>, 那么在同质区域内, 其方差与均值之比应该为常数. 这样就可以利用此特性来判断图象中的同质区域, 由于斑点的局部方差与均值之比容易得到, 因此通常情况下, 如果像素点的方差与均值之比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. 如自适应斑点抑制滤波 (Adaptive Speckle Suppression Filter, ASSF)<sup>[1]</sup>、自适应加权中值滤波 (Adaptive Weighted Median Filter, AWMF)<sup>[3]</sup> 均是利用此特性来对斑点图象进行滤波处理的.

本文是采用区域增长法来搜索“窄条”，即在区域增长过程中，将每一像素点作为种子，然后分别沿假设的“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，并继续搜索，直至其局部统计值超出一定范围或“窄条”长度超过给定阈值为止。

像素  $p(m, n)$  与  $p(i, j)$  属于同质区域，且满足以下条件<sup>[11]</sup>

$$\gamma_{i,j} - \beta(\gamma_{i,j}) < \gamma_{m,n} \leq \gamma_{i,j} + \beta(\gamma_{i,j}) \quad (12)$$

$$\sqrt{(m-i)^2 + (n-j)^2} \leq D \quad (13)$$

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， $D$  为搜索区域的上界，可用区域内“窄条”像素最大数目表示，而统计相似边界  $\beta(\cdot)$  为  $\gamma_{i,j}$  的函数：

$$\beta(\gamma_{i,j}) = a + be^{-c\gamma_{i,j}} \quad (14)$$

其中， $a, b$  与  $c$  的值依赖于  $\gamma_{i,j}$  的均值  $\gamma_0$  和期望搜索范围， $a$  为偏移因子，用于控制抑制噪声与信号的强度，其值越大，则平滑作用越强； $b$  是调整统计边界强度的尺度因子，且随着  $b$  值的增大，在参数  $c$  允许的条件下，平滑水平也随之增强；参数  $c$  决定了统计边界强度值与锐度，当  $\gamma_{i,j}$  较小时，则  $c$  值越小，其平滑作用越强，随着  $c$  值的增大，其平滑作用呈指数下降，当到达一定的统计阈值后，则平滑强度对  $\gamma_{i,j}$  的变化不再敏感。

### 3 实验与比较

为了检验自适应线边界检测方法的性能，采用基于式(1)模型的仿真斑点图象  $I$  来进行实验比较，其中， $n$  为高斯噪声，其均值为零，方差为 0.01，图象大小为  $100 \times 100$ ，灰度级范围为  $0 \sim 255$ 。

为了比较自适应斑点抑制滤波方法(ASSF)、线边界检测方法(LBD)、自适应线边界检测方法(ALBD)的性能，采用噪声抑制量化参数  $\rho$  来进行

评价<sup>[13]</sup>

$$\rho = \frac{\Gamma(s - \bar{s}, \hat{s} - \bar{\hat{s}})}{\sqrt{\Gamma(s - \bar{s}, s - \bar{s}) \cdot \Gamma(\hat{s} - \bar{\hat{s}}, \hat{s} - \bar{\hat{s}})}} \quad (15)$$

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

$$\Gamma(s_1, s_2) = \sum_{(i,j) \in I} s_1(i, j) \cdot s_2(i, j) \quad (16)$$

同时引入边缘保留量化参数  $\alpha$  来衡量 3 种方法的性能<sup>[13]</sup>

$$\alpha = \frac{\Gamma(\Delta_s - \bar{\Delta}_s, \Delta_{\hat{s}} - \bar{\Delta}_{\hat{s}})}{\sqrt{\Gamma(\Delta_s - \bar{\Delta}_s, \Delta_s - \bar{\Delta}_s) \cdot \Gamma(\Delta_{\hat{s}} - \bar{\Delta}_{\hat{s}}, \Delta_{\hat{s}} - \bar{\Delta}_{\hat{s}})}} \quad (17)$$

其中， $\Delta_s, \Delta_{\hat{s}}$  分别为图象  $s$  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  $3 \times 3$ 。

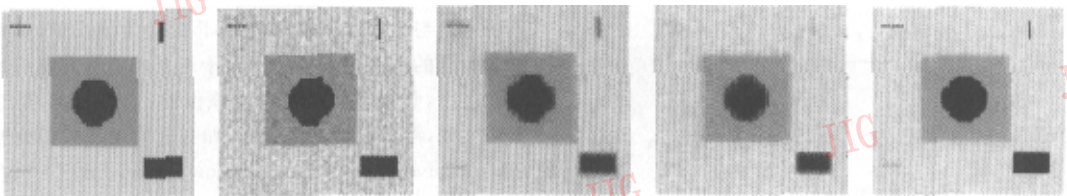
这里， $\rho$  的值越大，对噪声的抑制作用越强， $\alpha$  的值越大，说明能更好地保留图象边缘与细节。

经计算，以上 3 种方法的噪声抑制量化参数  $\rho$  与边缘保留参数  $\alpha$  见表 1。

表 1 LBD 法、ASSF 法、ALBD 法性能参数  $\rho, \alpha$

窗口大小	LBD 法			ASSF 法			ALBD 法		
	$\rho$	$\alpha$	$c$	$\rho$	$\alpha$	$c$	$\rho$	$\alpha$	
3×3	0.9696	0.8027	2	0.9693	0.7328	2	0.9757	0.8518	
5×5	0.9649	0.8313	4	0.9675	0.7112	4	0.9752	0.8470	
7×7	0.9584	0.8150	6	0.9596	0.7016	6	0.9713	0.8394	
9×9	0.9527	0.8157	10	0.9578	0.7035	10	0.9730	0.8297	
11×11	0.9470	0.8129	16	0.9577	0.7028	16	0.9720	0.8217	
13×13	0.9470	0.8062	20	0.9578	0.7044	20	0.9717	0.8190	

根据表 1，分别从 3 种方法中选取性能参数最(近)优的图象进行对比，图 2 显示了原始几何图形图象与经 3 种方法处理后的图象。在 ASSF 与 ALBD 方法中，初值的选取方法是首先随机取图象中 40 个不同大小的正方形区域( $3 \times 3 \sim 17 \times 17$ )，然后取局部方差与均值之比的平均值作为  $\gamma_0$  的值( $\gamma_0 = 9.78$ )， $a = \gamma/45$ ， $b = \gamma \times 10$ ，其中， $\gamma$  表示区域内像素的均值与方差之比，图 2(d) 中采用的“窄条”长度等于 5。



(a) 原始图象 (b) 加噪点图象 (c) ASSF 法处理后 (d) LBD 法处理后 (e) ALBD 法处理后

图 2 几何图形原始图象及不同方法处理后的图象

从表 1 可知,随着窗口尺寸的增大,LBD 法对噪声的抑制能力逐渐下降,在保留边缘能力方面,开始性能较差,窗口尺寸在  $3 \times 3 \sim 9 \times 9$  范围内性能较好;当大于  $9 \times 9$  时性能有所下降,ASSF 方法结果与 ALBD 方法结果相似,当  $c$  取较小值时,则它们抑噪与保留边缘的能力较强,通过对式(14)的分析, $a, b$  的值越大,其平滑作用越强,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,其平滑与保留边缘的能力反而下降,特别是使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 法、ALBD 法的性能较好,而且  $a, b$  值在此范围内的变化,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 法、ALBD 法的性能逐渐改善.

在抑制斑点噪声方面,LBD 法最差,ASSF 法次之,ALBD 法最好;在保留细节方面,ALBD 法最好,

其次是 LBD 法,ASSF 法最差.图 2 即是根据表 1 中的性能参数对 3 种方法分别取最(近)优值时的图象,从中也可以得出相同的结论,图 2(c)的线条及边缘(特别是边缘周围)模糊,图 2(d)则较清晰,但斑点最多,ALBD 法保留这些细节的能力最强,且斑点最少.

图 3 为应用 ASSF、LBD、ALBD 法对猪的皮下脂肪超声图象进行处理后的结果.

为了更精确地比较上述 3 种方法的性能,选择猪的皮下脂肪超声图象的 42 行和 21 列进行了处理实验,用该 3 种方法处理后的该行(列)的所有像素的灰度值分布情况如图 4 所示.

图 4 说明,ASSF 法对斑点噪声有一定抑制能力,但作用较小,而 LBD 法、ALBD 法则既平滑了噪声,也较好地保留了边缘与细节,它们的性能优于 ASSF 法.进一步分析,从图 4(a)、4(b)与 4(c)可以

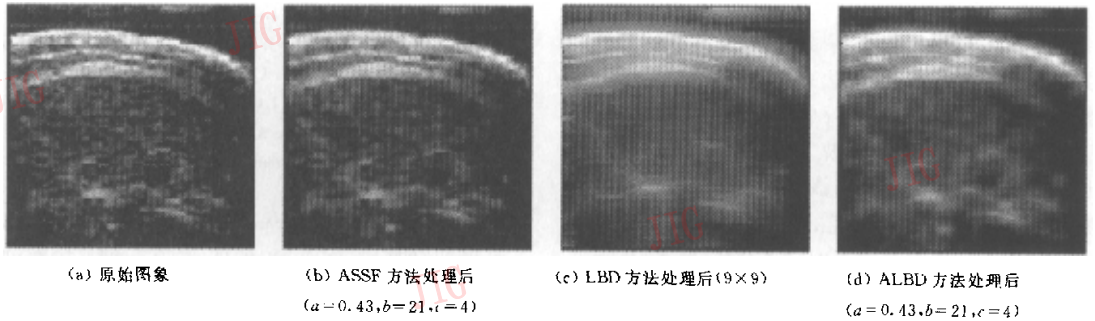


图 3 猪皮下脂肪超声原始图象及用不同方法处理后的图象(128×128)

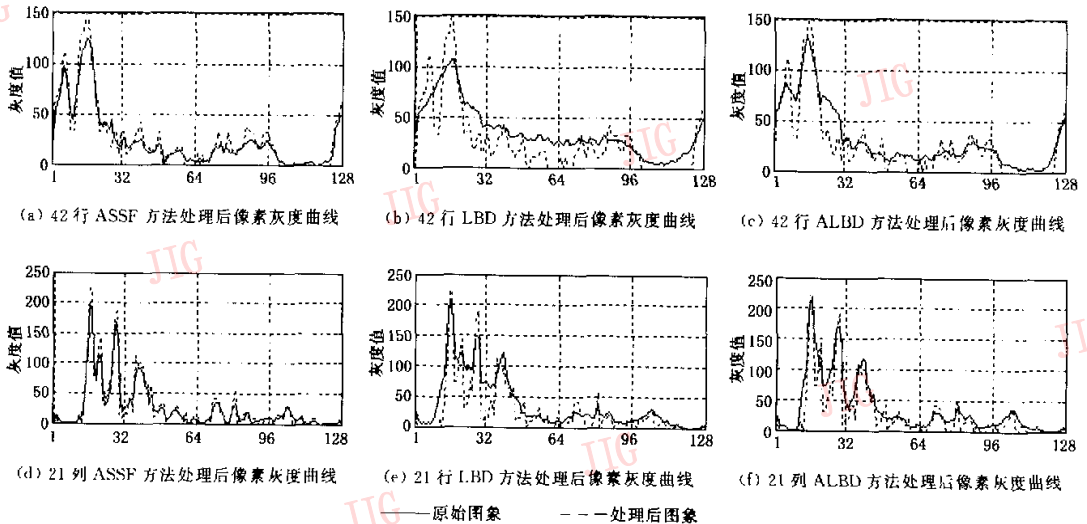


图 4 猪皮下脂肪超声原始图象用 ASSF 法、LBD 法、ALBD 法处理后的 42 行与 21 列像素灰度值曲线

看出, 15~25 像素的灰度值变化剧烈, 与 ASSF 法、LBD 法相比, ALBD 法明显能较好地保留这部分细节, 而且, 从 32~96 像素的灰度值可知, ALBD 法对斑点噪声的平滑作用更强。从图 4(d)、4(e) 与 4(f) 中的 10~50 像素的细节部分与该列 50~128 像素的灰度值, 也可看出这一点。

通过与图 3 的比较, ALBD 法在保留边缘与细节方面的能力最强, 其组织层边界可很清晰地显示出来; 图 3(b) 的脂肪层及边界很模糊, 在图 3(c) 中, 虽然脂肪层与边界能较好地显示出来, 但脂肪层内部与边界周围出现模糊现象, 而图 3(d) 则清晰得多, 甚至宽度只有若干像素的边界也能很好地显示。由此可见, 无论是在抑制斑点噪声方面, 还是在保留图象细节方面, ALBD 法的性能是最好的。

## 4 结 论

本文所提出的基于“窄条”的自适应线边界检测方法, 它应用假设试验方法来得到“窄条”的方向, 并根据超声图象的局部统计特性来确定“窄条”的长度。与自适应斑点抑制滤波方法相比, 由于其区域增长过程具有方向性, 因此, 该方法用于组织之间线边界的检测与增强具有明显的优势。由于线边界检测方法对整个图象只是应用固定长度的“窄条”来近似图象边界, 而没有考虑组织结构的差异与复杂性, 因此会丢失部分细节。而在自适应线边界检测方法中, 由于“窄条”尺寸与图象的局部统计特性相关, 因此更具适应性。为了便于对以上 3 种方法的性能进行比较, 分别应用它们来对计算机仿真斑点图象与组织超声图象进行处理, 并引入噪声抑制与边缘保留量化参数, 同时, 画出经过它们处理后的组织超声图象的某些细节处(选择其中某一行或列)的灰度分布图。实验结果表明, 该方法在抑制斑点噪声、保留与增强线边界和局部细节方面的能力更强。在此基础上, 如何更精确地区分正常组织与病变组织, 采用何种方法对超声图象进行分割, 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, 实验也表明, 应用统一尺寸“窄条”对整个图象进行线边界检测的方法, 其计算速度最快, 适于实时处理。由于区域增长过程的开销很大, 因此自适应线边界检测方法的计算量较大, 又因为自适应斑点抑制滤波方法的增长区域是方形窗口, 并没有明确的方向性, 且处理速度最慢, 所以它们均不适于实时处理。

## 参 考 文 献

- 1 Karamra M, Kutay M, A, Bzdagi G. An adaptive speckle suppression filter for medical ultrasonic imaging [J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 1995, 14(2): 283~292.
- 2 Hao X, Gao S, Gao X. A novel multiscale nonlinear thresholding method for ultrasonic speckle suppressing [J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 1999, 18(9): 787~794.
- 3 Czerwinski R N, Jones D L, O'Brien W D. Ultrasound speckle reduction by directional median filtering [A]. In: *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing [C]*, Washington, DC, USA, 1995: 358~361.
- 4 Loupas T, Medick W N, Allan P L. An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images [J]. *IEEE Trans. Circuits Syst.*, 1989, 36(1): 129~135.
- 5 Czerwinski R N, Jones D L, O'Brien W D. An approach to boundary detection in ultrasound imaging [A]. In: *Proc. 1993 IEEE Ultrasonic Symp. [C]*, Baltimore, MD, USA, 1993: 951~955.
- 6 Czerwinski R N, Jones D L, O'Brien W D. Edge detection in ultrasound speckle noise [A]. In: *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing [C]*, 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 [J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 1999, 18(2): 126~136.
- 8 Wachowink M P, Elmaghaby A S, Smolirova R *et al.* Classification and estimation of ultrasound speckle noise with neural networks [A]. In: *Proc. IEEE Int. Conf. Bio-informatics and Biomedical Eng. [C]*, Arlington, VA, USA, 2000: 245~252.
- 9 Medeiros F N S, Mascarehas N D A, Costa L D F. Speckle noise map filtering based on local adaptive neighborhood statistics [A]. In: *Proc. IEEE Int. Conf. on Computer Graphics and Image Processing, Campinas [C]*, Campinas, Brazil, 1999: 347~354.
- 10 Guo H, Odegaard J E, Lang M *et al.* Wavelet based speckle reduction with application to SAR based ATD/R [A]. In: *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing ICIP94 [C]*, Austin, TX, USA, 1994: 75~79.
- 11 Abd-Elmoniem K Z, Kadah Y M, Youbsel A B M. Real time adaptive ultrasound speckle reduction and coherence enhancement [A]. In: *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Image Processing [C]*, Vancouver, BC, Canada, 2000: 172~175.
- 12 Czerwinski R N, Jones D L, O'Brien W D. Line and boundary detection in speckle images [J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 1998, 17(12): 1700~1714.
- 13 Sattar F, Florey L, Salomonsson G *et al.* Image enhancement based on a nonlinear multiscale method [J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 1997, 16(6): 888~895.



**郭圣文** 1971年生,东南大学生物医学工程系博士生,研究方向为医学图象处理、人工神经网络与模式识别。



**罗立民** 1956年生,1986年获法国雷恩大学信息处理专业博士学位,现为东南大学教授,博士生导师,法国国家健康与医学研究院客座教授,长期从事医学图象处理和生物医学工程研究,在国内核心期刊发表论文70余篇,主持科研开发20多项。

## 安腾2处理器技术剖析

2002年10月,HP公司在全世界推出了基于第二代IA-64处理器“安腾2”(Itanium 2)的全系列工作站和服务器,这也是基于Intel和HP联合开发的IA-64体系结构的首批面向最终用户的主流产品,也标志着Intel的IA-64体系正式进入了高端系统市场。此次推出的四款产品,主要为1~2路处理器的工作站和2~4路处理器的中低档服务器,这些产品均采用了“安腾2”处理器和HP特别开发的ZX1芯片组。

安腾2(Itanium2)处理器具有如下技术特征:

**一、Itanium2的硬件规范** 安腾2处理器在微处理器的规格上创造了新的标准,采用0.18微米生产工艺,在单个安腾2芯片内集成了多达6个整数单元、4个指令存取单元、2个浮点/SIMD单元和3个分支处理单元,可在同一指令周期内同时执行6条指令,芯片内集成了328个寄存器,其中有64位整数寄存器128个,82位浮点寄存器128个。

安腾2支持64位的虚拟地址,而物理地址则为50位,最大内存调度页面为4GB,系统总线的带宽为6.4GB/s。

安腾2处理器首次将全部L1、L2和L3 Cache都集成到芯片内,容量分别为L1 32KB、L2 256KB、L3 3MB(部分型号为1.5MB),内存则采用了双路DDR266内存,从而大大提高了内存数据整体访问速度。

**二、EPIC技术** 安腾家族处理器(IPF)的一大创新是采用了所谓“显性并行”技术EPIC(Explicitly Parallel Instruction Computing),摒弃了超标量RISC处理器无比复杂的并行调度电路,因而处理器本身不再需要对可执行代码进行扫描和调度,而由软件编译器来完成此项任务。

一般情况下,运行在安腾家族处理器上的软件代码应该由安腾处理器平台专用的编译器来编译生成。EPIC技术采用软件编译器来进行并行编译优化的好处是,编译器可以扫描无限长度的源代码,从而获得全局性的并行优化效果,目前支持EPIC技术的编译器已经由Intel、HP、Microsoft等开发完成,在安腾家族处理器所支持的各个操作系统上均能支持。

**三、判定技术(Predication)** 推测技术(Predication)是安腾家族处理器的一大创新,该技术能将传统的if-then-else分支结构转变为无分支的顺序/并行代码,从而大大减少了因为分支跳转而造成的处理器停顿。

**四、推测技术(Speculation)** 推测技术可以在数据被使用之前,使CPU利用空闲的时段预先载入需要的数据,从而减少了内存延迟带来的性能损失,另一方面,推测技术允许在发生数据异常时延缓异常处理直到该数据被引用,这样可以避免不必要的异常处理。

**五、寄存器堆栈(Register Stack)** 由于安腾2具备大量内部寄存器,可以大大加速很多运算过程,其中的一项创新就是寄存器堆栈。一般系统上,当CPU执行调用/返回指令时,由于是要访问主存所以要耗费相当长时间,而在安腾2上则可以利用专门的96个堆栈寄存器来作为堆栈,这样需要保存的内容可直接被压入寄存器堆栈中,不需要访问内存,因而大大提高了调用/返回的速度。

**六、兼容性和多操作系统支持** 安腾2可以全面兼容X86以及HP PA-RISC。安腾2采用是Intel的64位芯片,也能执行x86的32位指令,因而x86的用户升级到安腾系统不会影响现有软件的执行;对于原来HP PA-RISC的用户,安腾2以及后续产品也对PA RISC保持二进制兼容,现有PA RISC用户升级到安腾2或后续产品后可以继续运行现有的HP-UX应用程序。

**七、更多的特色** 安腾2可以适应两种不同的个性工作,或者是高位在前的Big-Endian方式,或者是低位在前的Little-Endian方式。

**软件流水线:**安腾2内部为8级流水线设计,每一级都可包含3条并行执行的指令,安腾2的编译器能自动生成利用安腾2的流水线优化代码,用户也可以根据此特性来改进算法,以充分利用安腾2芯片上的并行能力。

**高性能浮点运算能力:**安腾2的浮点性能已经达到和超过了目前最好的RISC处理器,并且在内部增加了一些关键的浮点运算指令(如浮点数相乘加另一个浮点数,可用一条指令完成)。