

# 基于边缘信赖度和形状相似性的 超声图像分割方案

芦蓉 沈毅

(哈尔滨工业大学航天学院, 哈尔滨 150001)

**摘要** 为了对低信噪比的超声图像进行有效分割, 提出了一种新的超声图像分割方案, 该方案由各向异性扩散方程和蛇模型组成。首先通过对蛇模型算法进行改进, 并利用预先知道的形状信息, 提出了一种基于形状相似性的参数自调整蛇模型; 同时还对各向异性扩散方程进行了修正, 提出了基于边缘信赖度的改进算法, 以提高各向异性扩散方程的去噪能力。实验结果表明, 该方法不但缓解了由于超声图像信噪比过低而影响分割的问题, 同时实现了蛇模型的参数自适应设置, 可见是一种有效的图像分割算法。

**关键词** 蛇模型 边缘信赖度 形状相似性 图像分割 各向异性扩散

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)01-0069-06

## An Ultrasound Image Segmentation Scheme Based on Edge Confidence and Shape Similarity

LU Rong SHEN Yi

(School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

**Abstract** In this paper we propose a new ultrasound image segmentation scheme for segmentation of low SNR ultrasound images, which consisted of an isotropic diffusion function and snake model. An improved snake model based on shape similarity was presented. This model is able to change parameters of snake model adaptively according to shape similarity between the snake curve and the prior shape information. Furthermore, edge confidence was introduced into an isotropic diffusion method in order to improve its denoising performance. Experiments show that the proposed scheme not only resolves the segmentation difficulty resulted from low signal-to-noise rate which was instinctive nature of ultrasound images, but also provides a method for choosing parameters adaptively in snake models. Various experimental results for synthesized and real images show that this scheme is promising.

**Keywords** snake model, edge confidence, shape similarity, image segmentation, an isotropic diffusion

## 1 引言

图像分割是图像处理与模式识别等领域很重要并且又十分困难的问题之一, 特别是医学图像的分割。当前国际上生物医学图像处理的前沿方向之一是多维医学图像的重建和识别, 而实现这一目标的前提则是医学图像的自动分割。

超声成像技术能够实时地动态显示人体内部器

官, 且不会对人体造成伤害, 是目前各医院主要的诊断手段之一, 例如, 2 维超声成像技术已被广泛用于心脏、肾脏、胎儿等诊断中<sup>[1]</sup>。然而, 同 MRI、CT 等医学图像相比, 由于超声图像的信噪比较低, 使图像某些细节信息被掩盖和降低, 这对图像的分析 and 病情的诊断造成不利的影响, 因此, 超声医学图像的自动分割方法的研究已成为使超声成像技术得以更广泛临床应用的条件之一。

蛇模型, 或称作活动轮廓模型是由 Kass 等人提

收稿日期: 2006-03-29 改回日期: 2006-09-12

第一作者简介: 芦蓉 (1978~), 女, 在读博士研究生。主要研究方向为数字图像处理。E-mail: sandy3k@hit.edu.cn

出的一种基于边缘的图像分割方法<sup>[2]</sup>。进而 Xu 和 Prince 等人提出了 GVF (gradient vector flow) 蛇模型<sup>[3]</sup>, 由于其克服了 Kass 蛇模型的对初值敏感等缺陷, 从而使蛇模型得到更广泛的应用<sup>[4]</sup>。然而, 由于蛇模型本质上是基于边缘的方法, 其抗噪能力还是无法令人满意, 而且对于蛇模型中参数的设定和选取尚无一个确定的方案, 其在实际应用中需要人为指定, 所以蛇模型需要进一步完善。

在过去的几年里, 基于偏微分方程的模型在图像处理中得到了很多发展。其基本思想是利用一个偏微分方程模型来变形一幅图像, 即通过求解这个偏微分方程来得到期望的结果。Perona 和 Malik 提出的各向异性扩散方程将偏微分方程成功地应用于图像去噪, 得到了不错的结果<sup>[5]</sup>, 随后它的各种改进算法也在不同领域得到成功地应用<sup>[6]</sup>。

本文针对超声图像的自动分割问题, 提出了一种结合边缘信赖度<sup>[7]</sup>和形状相似性的超声图像分割方案, 并在分析了各向异性扩散方程的图像去噪原理后, 提出了一种基于边缘信赖度的改进的各向异性扩散方法, 以增强其去噪的能力。随后又提出了一种形状相似性的度量方法, 并基于该度量, 提出了参数自调整的蛇模型分割算法, 该方法通过计算当前蛇模型的分割结果与预先设定的形状信息的相似程度来动态地调整蛇模型的参数, 即可分割出期望形状的物体。

## 2 各向异性扩散方程

### 2.1 Perona 和 Malik 的各向异性扩散方程

对含噪图像  $I = \{I(x, y), x = 1, 2, \dots, M; y = 1, 2, \dots, N\}$ ,  $(x, y)$  代表图像像素点的空间坐标,  $t$  代表运算次数, Perona 和 Malik 所提出的各向异性扩散方程为

$$I_{x,y}^{(t+1)} = I_{x,y}^{(t)} + \lambda (P_N \nabla_N I_{x,y} + P_E \nabla_E I_{x,y} + P_S \nabla_S I_{x,y} + P_W \nabla_W I_{x,y}) \quad (1)$$

其中,  $\lambda$  用来控制扩散的程度, 传导系数  $P_{Dir}$  是梯度  $\nabla_{Dir} I_{x,y}$  的函数, 下标 Dir 代表东 (E)、南 (S)、西 (W)、北 (N) 4 个计算梯度的方向。通常取

$$P_{Dir} = e^{-\left(\frac{|\nabla_{Dir} I_{x,y}|}{K}\right)^2} \quad (2)$$

式中,  $K$  用于控制传导系数函数的形状。由此可见, 各向异性扩散算法是通过调整通量  $P_{Dir} \nabla_{Dir} I_{x,y}$  的大

小来控制扩散的程度, 也就是图像像素间平均的程度, 以达到最终去噪的目的。

分析式(2)中  $K$  的作用。图 1 显示当  $K$  取 10、30 和 50 时的通量函数的变化趋势, 并在梯度等于  $K/1.414$  时, 取得最大值。也就是说, 由于各向异性扩散算法将梯度小于  $K/1.414$  的所有梯度归咎于噪声引起的, 若其梯度值越大, 则所对应的通量就越大, 因此通过使扩散的程度加大, 可以达到消除噪声的目的。而对于那些梯度大于  $K/1.414$  的, 算法则认为是物体边缘引起的灰度变化, 由于越大的梯度所对应的通量就越小, 扩散的程度也就越小, 从而保留了图像的边缘细节。

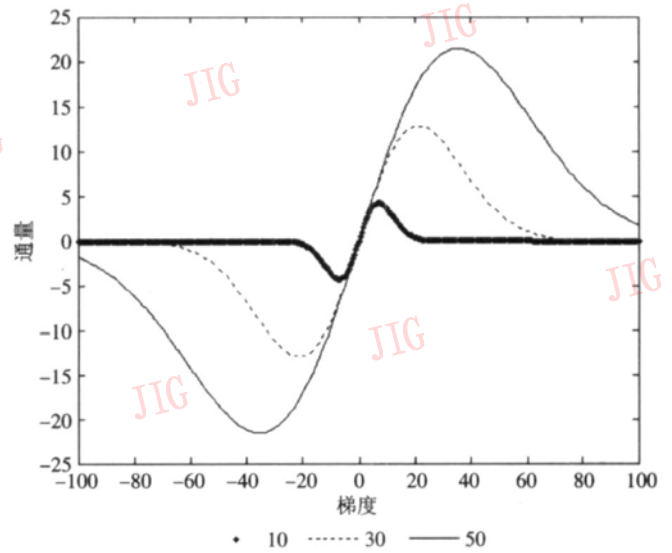


图 1 通量函数

Fig. 1 Flux function

### 2.2 边缘信赖度

Meer 等人于 2001 年提出了边缘信赖度的概念<sup>[7]</sup>。这个概念的提出是结合了模型匹配和图像基函数两种思想。他们将一个局部窗口内的图像像素分布看成为一个矢量, 而将水平和垂直方向的梯度算子看成图像的两个基, 这样图像的梯度就是窗口矢量在这两个基上的投影。一般可通过计算图像窗口像素矢量与有着同样边缘方向的理想边缘模板的相似程度来得到该窗口中心像素的边缘信赖度。边缘信赖度的取值范围是  $[0, 1]$ , 值越大, 表示中心像素是边缘的可能性就越大。具体计算公式请参考文献<sup>[7]</sup>, 这里就不再赘述了。

图 2 是一幅含噪的 Camera 图像的边缘信赖度和梯度计算结果。很明显, 与梯度相比, 边缘信赖度受噪声的影响较小, 且基本能指示出正确的边缘位置和强度。

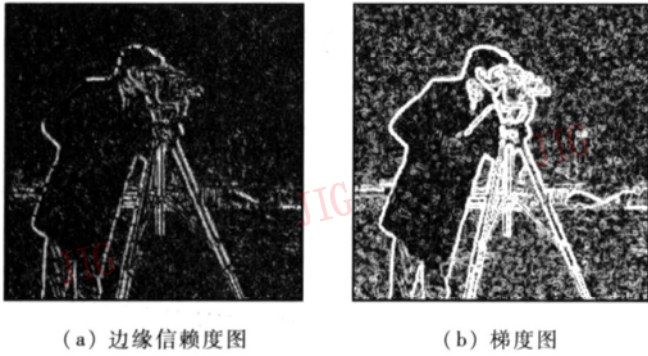


图 2 边缘信赖度和梯度

Fig.2 Edge confidence and gradient

### 2.3 基于边缘信赖度的改进扩散算法

本算法主要针对 Perona 和 Malik 算法中  $K$  和  $\lambda$  的选取进行改进。通常人们希望对于边缘信赖度大的像素(接近 1),其对应的  $K$  和  $\lambda$  要小,这样其相应的通量和扩散程度都会减小,以保证边缘等细节在扩散过程中得以保持;而对于边缘信赖度小的像素(接近 0)则相反,即通过使其对应的  $K$  和  $\lambda$  增大来达到加大扩散程度的目的,以尽快地降低噪声。因为边缘信赖度是 0 和 1 之间的数,0.5 是边缘信赖度的中间值,所以可以将所有大于 0.5 的边缘信赖度的像素认为是边缘,反之则为噪声。另外,由于  $K$  相当于梯度阈值,因此变化范围要大些,而  $\lambda$  本身只能在 0 到 0.25 之间,所以变化范围小些。设图像  $I$  的像素  $(x, y)$  的边缘信赖度为  $O_{x,y}$ ,本文定义如下局部扩散参数:

$$K_{x,y} = Ke^{4(0.5-O_{x,y})} \quad (3)$$

$$\lambda_{x,y} = \lambda e^{(0.5-O_{x,y})/2} \quad (4)$$

此时基于边缘信赖度的改进的各向异性扩散方程为

$$I_{x,y}^{(i+1)} = I_{x,y}^{(i)} + \lambda_{x,y} (P_N \nabla_N I_{x,y} + P_S \nabla_S I_{x,y} + P_E \nabla_E I_{x,y} + P_W \nabla_W I_{x,y}) \quad (5)$$

其中,

$$P_{Dir} = e^{-\left(\frac{\nabla_{Dir} I_{x,y}}{K_{x,y}}\right)^2} \quad (6)$$

指数函数使曲线的变化随边缘信赖度的增大而减慢。式(3)中  $e$  的四次方和式(4)中的指数除以 2,都是为了调整  $K_{x,y}$  和  $\lambda_{x,y}$  的变化范围(目前的设置,使  $K_{x,y}$  在 0.135 3K 到 7.389 1K 之间;  $\lambda_{x,y}$  在 0.778 8 $\lambda$  到 1.284 0 $\lambda$  之间变化),该范围可以根据实际情况做适当调整。注意,此时扩散方程中的参数为  $K_{x,y}$  和  $\lambda_{x,y}$  表示它们所取的值是在图像空间域逐点变化的,也就是此时的参数已经是针对边缘信赖度而局部自适应的了。图 3 显示了  $K_{x,y}$  和  $\lambda_{x,y}$  随边缘信赖度  $O$  的变化曲线,这里假设式(3)和式(4)中的  $K$  和  $\lambda$  都取 1。

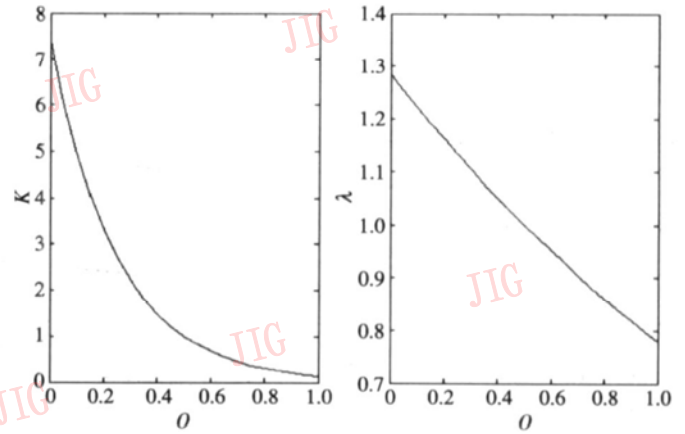


图 3 随边缘信赖度  $O$  变化的  $K_{x,y}$  和  $\lambda_{x,y}$  的曲线

Fig.3 Curve of  $K_{x,y}$  and  $\lambda_{x,y}$  with respect to edge confidence

## 3 蛇模型

### 3.1 蛇模型

蛇模型是定义在图像域上的曲线,它在内、外力的共同作用下运动,直至根据曲线定义的能量达到最小为止<sup>[2]</sup>。如果蛇曲线为  $C(l)$ ,  $l$  表示曲线归一化弧长,则图像域的能量可以表示为

$$E(C(l)) = E_{int}(C(l)) + \gamma E_{ext}(C(l)) \quad (7)$$

式中,  $E_{int}(C(l))$  代表由内力引起的内部形变的能量,通常写成如下形式:

$$E_{int} = \int_0^1 \frac{1}{2} (\alpha |C'(l)|^2 + \beta |C''(l)|^2) dl \quad (8)$$

式中,  $\alpha$  和  $\beta$  分别用于控制蛇的连续性和光滑性,而  $C'(l)$  和  $C''(l)$  则分别代表曲线的一阶导数和二阶导数;  $E_{ext}(C(l))$  代表外力引起的能量;  $\gamma$  是外力能量的权重。在 GVF 蛇模型中,外力是根据图像梯度计算出来的梯度矢量流<sup>[3]</sup>。

### 3.2 形状相似性

在蛇模型的变形过程中,轮廓点的数目以及其起始点是不断变化的,这使得直接在图像域上度量蛇模型形状相似性变得相当困难,因此要引入基于傅里叶描述子的形状相似性测量。

傅里叶描述子是描述图像边缘像素分布的一种特征<sup>[8]</sup>。对图像域中的一个有  $N$  点的边界,以任意点  $(x_0, y_0)$  为起始点,其坐标对序列  $(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{N-1}, y_{N-1})$  可以表示成  $s = \{(x_n, y_n), n = 0, \dots, N-1\}$ 。如果将每对坐标看成为一个复数,即  $s(n) = x_n + jy_n$ ,则该边缘序列的傅里叶变换被定义为边界的傅里叶描述子(其中,  $u = 0, \dots, N-1$ ):

$$a(\xi u) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} s(n) e^{-2\pi i n \xi u} \quad (9)$$

针对形状相似性的度量, 由于人们希望该度量具有对平移、旋转(初始点选择)和比例缩放变换不敏感的特性, 因此选择傅里叶描述子的幅值作为基本参考特征, 以使该特征对旋转变换不敏感。同时, 针对其特点做如下改进:

(1) 在对边缘序列进行傅里叶变换前, 先对坐标序列做零均值处理, 得到  $\tilde{s}$  以使得该序列对平移变换不敏感;

(2) 在傅里叶变换后, 再对  $|a(\tilde{s} u)|$  进行归一化处理, 得到  $|\tilde{a}(\tilde{s} u)|$ , 即得到特征序列  $F(\tilde{s}) = \{|\tilde{a}(\tilde{s} 0)|, \dots, |\tilde{a}(\tilde{s} N - 1)|\}$ , 这样该特征就对比例缩放不敏感。

(3) 进一步地, 为了有效地度量不同形状的边界, 必须重视高阶的傅里叶系数, 因为高阶系数项反映了边缘的拐点等特征。然而由于高阶系数通常都比较小, 且与低阶系数的取值的数量级相差很大, 因此必须对第(2)个改进中得到的序列进行压缩和调整。定义如下的形状描述子(shape descriptor):

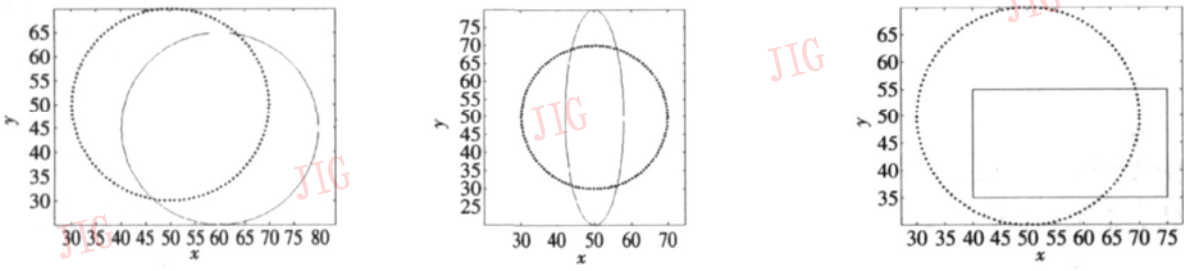
$$D_{\text{shape}}(s) = e^{-F(\tilde{s})} \quad (10)$$

这样通过式(10)的变换, 就既压缩了高、低阶系数的数值差异, 又突出了小数值的高阶系数项的作用, 也达到了人们期望的目的。

接着, 本文定义  $s_1$  与  $s_2$  两个边缘的形状相似度(shape similarity)为它们形状描述子的内积, 也就是

$$S_{\text{shape}}(s_1, s_2) = \langle D_{\text{shape}}(s_1), D_{\text{shape}}(s_2) \rangle \quad (11)$$

图 4 是 3 个计算形状相似度的例子, 这里假设圆形为希望的形状, 图中坐标表示各形状的相对位置和大小。图 4(a) 是两个中心有平移关系的圆形, 可按照式(11)计算它们的形状相似度, 结果为 1。这说明了形状相似度不受平移影响, 能准确衡量两个形状相同的边缘序列的形状相似度。图 4(b) 是中心相同的圆形和椭圆形, 经计算, 其形状相似度为 0.9948。图 4(c) 是一个长方形与一个圆形, 其形状相似度的计算结果为 0.8603。比较图 4(b) 和图 4(c) 的计算结果, 长方形与椭圆形相比, 更不像希望的圆形, 而计算出的形状相似度也证明了这点。实验说明, 本文提出的形状相似度能反映两个边缘之间的形状相似性。



(a) 圆形 (b) 圆形和椭圆形 (c) 圆形和长方形

图 4 形状相似性

Fig 4 Shape similarity

### 3.3 参数自调整的蛇模型

在蛇模型的应用中, 参数  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\gamma$  的选择是影响最终的图像分割结果的重要因素, 对于具体的图像, 这些参数的选择是不同的。目前在大多数的蛇模型的应用中, 这些参数的选择都是基于实验结果或凭借经验的<sup>[4]</sup>。

在医学图像分割中, 通常会预先知道被分割物体的大致形状, 比如肾脏近似椭圆形, 肿瘤近似于圆形等等, 因此利用分割结果的形状信息就可以对蛇模型中参数进行调整。基于这个思想, 本文提出了基于形状相似性的参数自调整蛇模型。其算法步骤如下:

(1) 蛇模型初始轮廓自动设置为位于超声图像

中间、直径为图像宽度一半的圆形(这是因为超声图像中通常感兴趣的部分在中部), 同时选择较小的  $\alpha$ 、 $\beta$  和较大的  $\gamma$  为蛇模型的初始参数, 使分割结果偏重于图像的梯度特征, 并设定希望的形状  $s$  和形状相似度的阈值。

(2) 进行基于蛇模型的超声图像分割, 得到分割结果  $s_1$ 。

(3) 计算形状相似度  $S_{\text{shape}}(s_1, s)$ , 如果该相似度低于设定的阈值, 则按照式(12)调整蛇模型的参数, 然后返回步骤(2)进行下一轮蛇模型分割。如果形状相似度大于预设的阈值, 则说明分割结果与希望的形状差不多, 图像分割结束。蛇模型的参数调整公式如下:

$$\begin{aligned}
 \alpha &= \alpha + \eta_{\alpha} \\
 \beta &= \beta + \eta_{\beta} \\
 \gamma &= \gamma - \eta_{\gamma}
 \end{aligned}
 \tag{12}$$

其中,  $\eta_{\alpha}$ 、 $\eta_{\beta}$  和  $\eta_{\gamma}$  代表相应各参数的变化幅度。随着  $\alpha$ 、 $\beta$  的增大和  $\gamma$  的减小, 图像梯度的影响将被减弱, 而蛇模型的分割结果即接近希望的形状。当然, 这里所说的希望的形状并不是很精确的形状, 只是个物体的大概形状, 只是得到的分割结果在连续性和光滑性上接近所预设的形状。

### 4 实验结果

为验证本文方法的效果, 首先测试一下基于边缘信赖度的各向异性扩散算法的去噪性能, 并与标准的 Perona 和 Malik 的扩散算法进行了对比。测试图像是一幅具有水平和垂直边缘的含噪灰度图像 (见图 5(a))。实验中, 两种扩散方法的  $K$  和  $\lambda$  取相同的数值, 其中  $K = 30$   $\lambda = 0.15$  循环次数设为 10。图 5(b) 和图 5(c) 是去噪后的梯度图像, 为了显示方便, 还把它们进行了阈值化处理。很明显, 本文提出的改进方法在同样保留边缘的前提下, 去噪的能力好于标准的扩散方法, 这说明改进是成功的, 而且由于边缘信赖度对噪声不敏感, 因此只在算法开始时对含噪图像进行一次边缘信赖度计算, 而在扩散方法的循环过程中则不再计算, 这样改进方法的计算量只增加了少许。

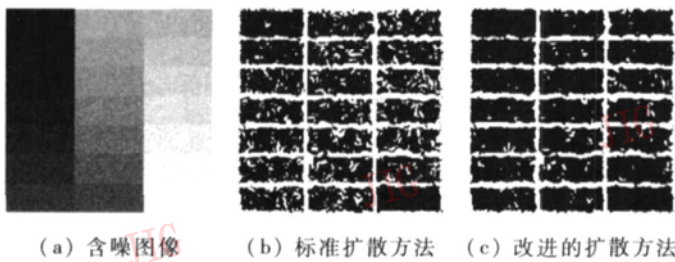


图 5 各向异性扩散  
Fig. 5 Anisotropic diffusion

另一幅实验测试图像为超声图像 (见图 6(a)), 它的梯度图像见图 6(b)。图 6(c) 为本文提出的改进各向异性扩散方法的去噪结果。相应的参数设置为  $K = 30$   $\lambda = 0.15$  循环次数为 3。图 6(d) 为图 6(c) 的对应梯度图像。从两幅梯度图像的对比中可以清楚看出, 不但去噪后的图像中的物体梯度更加清晰, 而且噪声少了很多。

最后对去噪后的超声图像进行分割。参数自调

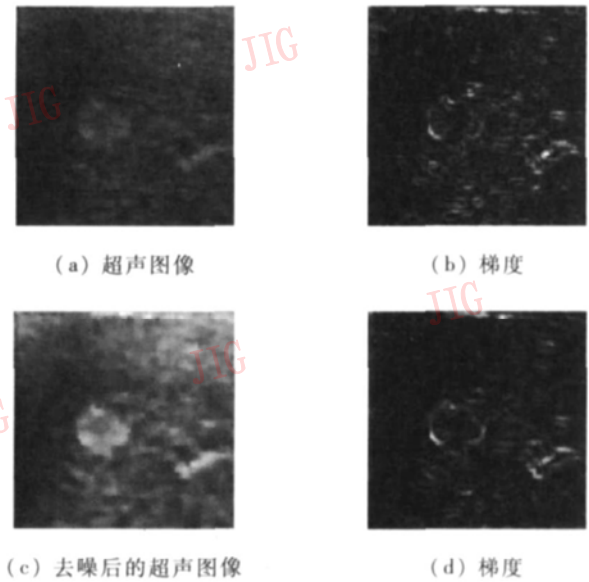


图 6 超声图像去噪  
Fig. 6 Ultrasound image denoising

整蛇模型算法的初始参数设置如下:  $\alpha = 0.5$   $\beta = 0.2$   $\gamma = 1$  参数调整步长设为  $\eta_{\alpha} = 0.2$   $\eta_{\beta} = 0.2$  和  $\eta_{\gamma} = 0.1$  希望的形状为圆形, 形状相似度的阈值设为 0.865。蛇模型的初始轮廓自动设定为一个居于图像中心的圆形。利用参数自调整蛇模型算法进行分割时, 在 5 次调整参数后, 成功地分割出了希望形状的物体。超声图像各次分割结果见图 7(a) ~ 图 7(e)。这 5 次分割结果的形状相似度分别为 0.748 2, 0.767 4, 0.797 2, 0.813 2 和 0.866 8。

从图 7 可以看出, 随着蛇模型参数的调整, 分割结果越来越接近希望的形状, 而且计算出的形状相似度也证明了这点。本文提出的参数自调整蛇模型

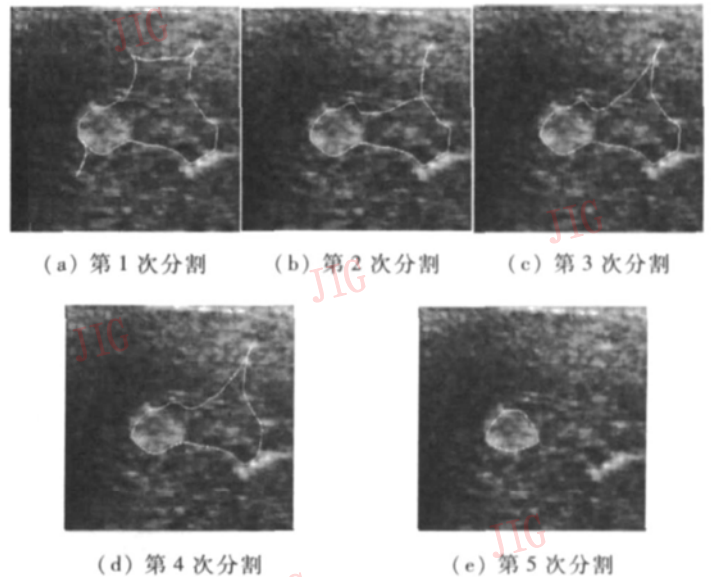


图 7 超声图像的分割  
Fig. 7 Segmentation of ultrasound image

的优势在于对不同的图像,只要有希望分割出的形状信息,就可以进行正确分割。而如果用传统的蛇模型,则需要针对不同应用,人为地调整蛇模型的参数。

## 5 结 论

本文针对超声图像的分割问题,提出了一种结合各向异性扩散方程和蛇模型的分割方案,并针对这两种方法的特点分别进行了相应改进。其中基于边缘信赖度的改进各向异性扩散方程在保存图像边缘信息的同时,其去除噪声的能力也得到了加强。同时本文提出了一种形状相似性的度量方法,并利用该度量,进一步提出了参数自调整的蛇模型分割算法,从而使得蛇模型中的参数设置问题得以解决。在仿真实验中,本文提出的分割方案得到了较好的分割结果,这说明本方案是可行的、成功的。在蛇模型的参数调整中,步距采用了固定值,而如何更灵活地进行参数调整则还需进一步研究。

### 参考文献 (References)

1 Xie Jun, Jiang Yifeng, Tsui Hung-tat. Segmentation of kidney from

ultrasound images based on texture and shape priors[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2005, 24(1): 45~57.

2 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321~332.

3 Xu C, Prince J. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 359~369.

4 Xu Fang, Yu Yong-jian, Acton Scott T, et al. Detection of myocardial boundaries from ultrasound imagery using active contours [A]. In: Proceedings of the IEEE Ultrasonics Symposium [C], Honolulu, HI, United States, 2003, 1537~1540.

5 Perona Pietro, Malik Jitendra. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629~639.

6 Jin Jesse S, Wang Y, Hiler J. An adaptive nonlinear diffusion algorithm for filtering medical image [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2000, 4(4): 298~305.

7 Meer Peter, Georgescu Bogdan. Edge detection with embedded confidence [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(12): 1351~1365.

8 Gonzales R C, Woods R. Digital Image Processing [M]. Boston, Massachusetts, USA: Addison-Wesley, 2002, 655~659.