

基于交叉熵和GVF-Snake的子宫肌瘤高强度聚焦超声图像自动分割算法

张泽凡, 张东

武汉大学物理科学与技术学院, 湖北 武汉 430072

【摘要】目的:高强度聚焦超声(HIFU)广泛应用于肿瘤无创治疗,目前手术中多用超声成像技术进行导航,但由于HIFU图像对比度低,信噪比低以及目标边界模糊等缺点,HIFU图像的目标识别与分割是重点也是难点,所以需要提出能够自动快速获得HIFU图像肿瘤轮廓的分割方法。**方法:**GVF-Snake模型算法能够有效地利用超声图像的局部与整体信息实现边界的准确定位,非常适用于HIFU图像分割,但是作为参数活动轮廓模型,GVF-Snake对初始轮廓的依赖性较强,而且通常采用手画初始轮廓,增加了人为因素对试验结果的干预。针对GVF-Snake的相关特性,本文提出用二维最小交叉熵阈值分割法来提取初始轮廓。交叉熵是度量两个统计概率分布之间信息量差异的物理量,分别表征分割前后图像中像素特征向量的概率分布,当原始图像和分割图像之间的信息量差异最小时,便得到最优阈值。使用二维最小交叉熵算法求得初始轮廓后,进而使用GVF-Snake模型收敛,得到最终结果。**结果:**该算法对HIFU图像中子宫肌瘤的识别与分割具有较为理想的效果,统计结果显示灵敏度平均值达到87.56%,标准化的Hausdorff距离指数平均值达到4.95%,整体算法的运行时间平均值达到2.16 s。**结论:**该分割算法通过GVF-Snake自动生成初始轮廓,避免了人为干预,整体分割算法快速精准,取得了较好的实验结果,为其在HIFU设备的应用奠定了基础。

【关键字】高强度聚焦超声;GVF-Snake;交叉熵;肿瘤识别;图像分割

【中图分类号】TP391;R312

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2016)08-0776-07

Automatic segmentation method of uterine tumor high intensity focused ultrasound image based on cross entropy and GVF-Snake

ZHANG Ze-fan, ZHANG Dong

School of Physics and Technology, Wuhan University, Wuhan 430072, China

Abstract: Objective High intensity focused ultrasound (HIFU) is widely applied in noninvasive tumor treatment field, and ultrasonic imaging technology is always applied for navigation in the current operation. The target identification and segmentation of HIFU image is important and difficult for the low contrast, low signal-to-noise ratio, and fuzzy target boundaries in HIFU image. A segmentation method which can automatically and rapidly obtain the tumor contour in HIFU image is necessary. **Methods** GVF- Snake model algorithm, which could effectively use the partial and the whole information of ultrasonic image to realize the accurate positioning of boundaries, was appropriately used in the HIFU image segmentation. As a parameter active contour model, GVF- Snake had deep dependence on the initial contour. The initial contour was delineated manually, which increased the interference of human factors on the test results. For the relative features of GVF- Snake, two-dimensional (2D) minimum cross entropy thresholding method was proposed to extract the initial contour. Cross entropy was used to measure the information difference between two probability distributions, separately representing the characteristic vector probability distribution of pixels in images before and after segmentation. When the information differences between the images before and after segmentation were minimal, the optimal threshold value was obtained. After that the initial contour was obtained by using 2D minimum cross entropy thresholding method, the GVF- Snake model was used to converge the contour, obtaining the final result. **Results** The performance of the proposed method was satisfactory in recognizing and segmenting HIFU images of uterine tumor. The statistical results

【收稿日期】2016-03-18

【基金项目】国家重点基础研究发展计划(973计划)、(2011CB707900)

【作者简介】张泽凡,男,硕士研究生,研究方向:医学图像处理,E-mail:2010301510059@whu.edu.cn

【通信作者】张东,男,博士,教授,研究方向:信号与图像处理,E-mail:hb_lqf@163.com

showed that the average sensitivity index reached 87.56, and that the average value of normal Hausdorff distance reached 4.95%, and that the average running time of the proposed algorithm was 2.16 s. **Conclusion** The proposed method automatically generates the initial contour, avoiding human intervention. And the proposed segmentation algorithm runs accurately and quickly, achieves good experimental results, which lays foundation for the application in HIFU devices.

Key words: high intensity focused ultrasound; GVF-Snake; cross entropy; tumor recognition; image segmentation

前言

在诸多医学影像技术中,超声具有无损伤、实时、便捷以及低成本等诸多优点,广泛应用于临床诊断,尤其以人体软组织探测为主。在子宫肌瘤高强度聚焦超声(HIFU)手术中,超声图像用于图像导航,指导HIFU入射位置^[1]。但目前主要还是依赖于医师的手工分割,如果能自动、准确、快速地识别和分割HIFU图像中的肿瘤区域,不仅可以提高HIFU治疗效率,还可以降低人工划分肿瘤区域边界的不准确度,提高治疗效果。HIFU设备在治疗过程中超声探头位于床体的水槽中,未能与人体直接接触,这会导致超声波束在水中与空气中传播时夹杂大量噪声(图1和图2)。

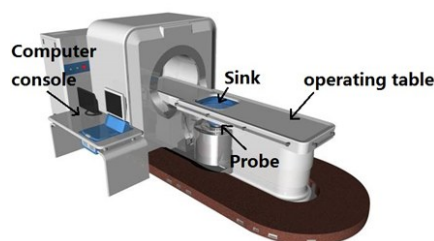


图1 HIFU设备

Fig.1 High intensity focused ultrasound (HIFU) device

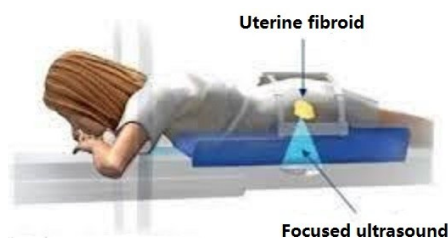
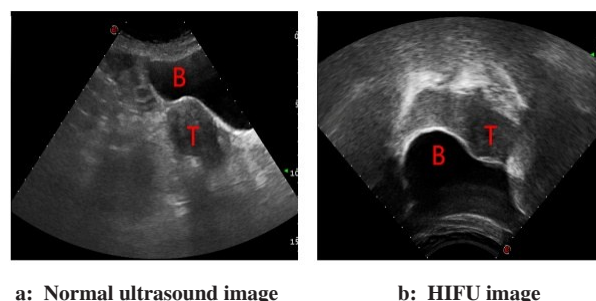


图2 HIFU治疗过程示意图

Fig.2 Diagram of HIFU treatment process

普通超声图像分辨率低、对比度低且信噪比低,但HIFU图像的质量还不如普通超声(图3)。通过同一病人子宫肌瘤的普通超声图像与HIFU超声图像的对比可见HIFU图像清晰度更低,噪声更大。经计算,普通超声图像的信噪比为9.26,而HIFU图像仅为6.65,相差甚大。所以HIFU图像分割是HIFU治疗系

统的重点与难点。



a: Normal ultrasound image

b: HIFU image

图3 普通超声与HIFU图像对比图

Fig.3 Compared diagram of normal ultrasound image and HIFU image

针对超声图像噪声多和对比度低的特点,首选活动轮廓模型。活动轮廓模型有两大分支:水平集模型^[2]和Snake模型^[3]。其中水平集中的经典模型为Chan等^[4]提出的C-V模型。C-V模型假设图像是各项同性的,而Snake模型对图像没有此项要求。由于HIFU图像通常是各向异性的,所以可用Snake模型分割HIFU图像。Snake模型是一种最小化拟合误差的参数形变模型,把目标区域的边缘作为一个整体部分,用曲线本身的连续性和光滑性来补偿目标区域的边缘噪声、突变等不规则性。Snake模型克服传统图像分割算法的缺点,成功地从带有噪声干扰的图像中提取准确的目标边缘信息^[5]。Snake模型算法能够有效地利用超声图像的局部与整体信息,准确定位边界,非常适用于HIFU图像分割。然而Snake模型依赖于初始轮廓的设定,直接使用Snake模型的收敛结果并不能满足要求,手动设定也增加了人为因素对试验结果的干预,而且不能满足HIFU设备对图像分割算法全自动的要求。针对此不足,本文提出先快速获取初始轮廓,再使用Snake模型收敛的方法。

在HIFU治疗设备上应用算法的关键是算法的分割速度。在手术过程中,患者的身体会有移动,子宫肌瘤的位置也会变化,而在HIFU消融肌瘤细胞的过程中,聚焦超声波束依横断面消融。如果算法不够快,那么在当前横断面成像完成前,患者的移动会导致横断面发生变化,成像面与实际横断面产生偏

差,使手术无法进行,所以为 Snake 模型提供初始轮廓的核心是运算速度。国内外针对 HIFU 超声图像分割的算法相对较少,已有的方法大都较复杂、运算较慢^[6-7]。已有一些研究提出 Snake 的初始轮廓提取方法^[8-9]。但是这些方法速度较慢,当图像分辨率达 300×300 时,最快的运算时间也在 5.00 s 以上。手术过程中,几秒的时差会使探测横断面的图像与实际探测横断面产生偏差,若依据此信息进行消融,势必导致治疗错误,严重时会产生医疗事故,这些方法并不能应用于 HIFU 设备。必须寻求一种简单、用时极短的算法,用以提取初始轮廓。

阈值分割算法简单、实施快捷有效,广泛应用于图像识别与分割,该算法的关键在于选取合适的阈值,使图像二值化。常用的阈值分割方法有基本全局阈值法、Otsu 法、自适应阈值法、最小交叉熵法等,本文使用的是二维最小交叉熵法,选择此方法是基于两点考虑:(1)本文选择使用的 Snake 模型的具体形式是 GGVF-Snake^[10]。GGVF-Snake 是 GVF-Snake 的改进,可以有效避免 Snake 模型在图像凹陷区域的收敛失败。GGVF-Snake 的核心是构建 GVF 梯度矢量场。使用阈值分割得到的二值图像的边界恰好为图像本身灰度值梯度变化较快的区域,这些区域在 GVF 梯度矢量场中恰好是推动 Snake 模型运动至最终停止收敛的区域。实验结果表明初始轮廓与最终收敛轮廓相差不大。这样做不仅可以避免因初始轮廓提取不当而导致的收敛失败,还可以大量减少 Snake 收敛时的迭代次数。在 20 幅图像中,Snake 的平均收敛次数仅为 3.2 次,最多收敛 5 次,最少收敛 2 次。Snake 的平均收敛时间很短,为 1.26 s。(2)通常的阈值分割只利用了像素灰度信息,不论是单阈值还是多阈值,自适应阈值也是如此。Zimmer 等^[11]在 Li 等^[12]提出的最小一维交叉熵阈值分割法的基础上提出改进的二维最小交叉熵算法,对图像中每一个像素规定一个邻域大小,求其局部熵作为该像素的第二维物理量,并与图像灰度值构成二维特征向量,进而求取最佳阈值,考虑了每一像素点的局部信息,当对每一像素点进行判断时,由于考虑了局部信息,所以该方法能够对 HIFU 图像的目标边界轮廓不清晰的缺点进行补偿。当某一点的灰度值介于阈值左右,但实际属于肿瘤区域,如果只考虑灰度值,该点可能会被误分,而考虑局部信息后,由于该点与此局部区域其它像素点有很强的相似度,所以就不会被误分。经过实验,其效果较只考虑灰度的方法有明显改善。应用二维最小交叉熵法获得初始轮廓后,再使用 GGVF-Snake 收敛得到了令人满意的结果。

1 分割算法分析

1.1 图像预处理

HIFU 设备因其工作过程中超声探头不能紧贴在患者皮肤,从而使得超声图像的噪声很大^[1]。过大的噪声会影响超声图像原有的纹理,破坏子宫肌瘤图像的边界,对分割过程产生巨大影响。所以,合适的预处理是必要的。首先对输入超声图像进行非线性扩散滤波,去噪的同时保留边界梯度;然后使用直方图均衡增强图像对比度^[13]。

非线性扩散滤波是由 Alvarez 等^[13]1992 年提出,用于对超声图像进行去噪处理,该方法在 Perona 等^[14]于 1987 年提出的各向异性扩散方法的基础上做出了改进。Perona 等^[14]的方法在实际应用中也可以发挥作用,但是它的扩散方程比较粗糙,在数学上也是病态的。Alvarez 等^[13]用 $|\nabla G_\sigma * I|$ 替代 Perona 等^[14]方法中的梯度项 $|\nabla I|$,即先对原始超声图像进行高斯卷积,这样能在更好地实现自适应去噪的同时保留边界,修改后的扩散方程如下:

$$\partial I / \partial t - \operatorname{div}(g(|\nabla G_\sigma * I|) \nabla I) = 0 \quad (1)$$

其中, $G_\sigma(x, y) = C \sigma^{-1} \exp(-(x^2 + y^2) / 4 \sigma^2)$, I 表示图像, ∇ 是梯度算子, $\operatorname{div}(\cdot)$ 是散度算子, $g(\cdot)$ 是扩散系数函数:

$$g(|x|) = \frac{1}{1 + |x|^2} \quad (2)$$

为了增强图像对比度,增加目标边界锐度,本文利用直方图均衡来处理图像,此过程可以通过拉伸图像的直方图来增强图像对比度。原图像 I 与直方图均衡后的新图像 I' 的灰度值分别用变量 r 和 s 表示。 $p_r(r)$ 与 $p_s(s)$ 分别是 I 与 I' 的归一化直方图的概率密度函数,直方图均衡的过程就是使经过灰度变换后的图像概率密度函数 $p_s(s)$ 为 1,设单调递增灰度变换关系为 $s = T(r)$,有:

$$p_s(s) = p_r(r) \left[\frac{dr}{ds} \right]_{r=T^{-1}(s)} = 1 \quad (3)$$

由式(3)可以得出:

$$s = T(r) = \int_0^r p_r(\omega) d\omega \quad (4)$$

对于式(1)~(4),假定灰度变量 r 和 s 的取值范围为 $[0, 1]$,对于实际的超声图像,灰度取值范围是 $[0, 255]$,在具体实施直方图均衡时,还需要考虑灰阶离散化带来的影响。

该预处理过程可以首先在平滑区域确定大的局部扩散系数,使得该区域扩散增强,而在边界处确定小的局部扩散系数,可使得边界处扩散减弱,因而可以在去掉噪声,减小斑点影响的同时,有效地保留图像中的边界;然后利用直方图均衡处理,进一步增强

图像对比度和有效锐化边界。明显的图像边界信息有利于二维最小交叉熵阈值分割,提取初始轮廓。

1.2 初始轮廓提取

1.2.1 一维灰度最小交叉熵阈值分割法 交叉熵是用来测量两个统计概率分布之间信息论距离的物理量,定义如式(5)~(7)所示:

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\} \quad (5)$$

$$Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\} \quad (6)$$

$$D(Q, P) = \sum_{k=1}^N q_k \log_2 \frac{q_k}{p_k} \quad (7)$$

设分割前图像与分割后图像的灰度概率分布分别为 P 和 Q , $D(Q, P)$ 为这两个分布之间的信息论距离。此公式可解释为当用 Q 取代 P 时,信息内容变化的期望。 $D(Q, P)$ 越小,分割前后灰度概率分布变化越小,图像信息的损失越小。图像分割过程就成为一个图像分布重建的过程。假设原图像函数为 $f(x, y)$, t 为阈值, $g(x, y)$ 为分割后的图像函数。由于重建图像的分布,原图像强度 F 会给分割后图像强度 G 带来约束,使得重建图像中总的强度与原图像相等。

设 μ_1 为灰度值小于阈值的像素集合, μ_2 为灰度值大于阈值的像素集合,有:

$$g_i \in \{\mu_1, \mu_2\} \quad (8)$$

$$\sum_{f < t_i} f_i = \sum_{f < t_i} \mu_1 \quad (9)$$

$$\sum_{f \geq t_i} f_i = \sum_{f \geq t_i} \mu_2 \quad (10)$$

这两个参数可以由式(11)~(12)来确定:

$$\mu_1(t) = \frac{\sum_{f < t_i} f_i}{N_1} \quad (11)$$

$$\mu_2(t) = \frac{\sum_{f \geq t_i} f_i}{N_2} \quad (12)$$

其中, N_1 和 N_2 分别为两个区域内的像素点个数, $g(x, y)$ 按照式(13)进行重构:

$$g(x, y) = \begin{cases} \mu_1, & f(x, y) < t \\ \mu_2, & f(x, y) \geq t \end{cases} \quad (13)$$

$g(x, y)$ 由阈值 t 、 μ_1 、 μ_2 这3个量确定,因此约束条件可表达如下:

$$\eta(g) = \eta(t, \mu_1, \mu_2) \quad (14)$$

联合式(7)、(11)、(12)和(13)可以得到:

$$\eta(t) = \sum_{f < t_i} f_i \log \left(\frac{f_i}{\mu_1(t)} \right) + \sum_{f \geq t_i} f_i \log \left(\frac{f_i}{\mu_2(t)} \right) \quad (15)$$

阈值可以选取为:

$$t_0 = \min_t (\eta(t)) \quad (16)$$

其中, t_0 为所需的门限值。式(15)是在整幅图像上进行,有一些可替换的计算,经化简后得到式(17):

$$\eta(t) = \sum_{j=1}^{j=t-1} j h_j \log \left(\frac{j}{\mu_1(t)} \right) + \sum_{j=t}^j j h_j \log \left(\frac{j}{\mu_2(t)} \right) \quad (17)$$

其中, j 为灰度值, h_j 为该灰度值的概率,求得最小的 $\eta(t)$ 即可求得最佳阈值。

1.2.2 二维最小交叉熵 一维最小交叉熵方法只考虑了灰度,并没有将局部信息考虑到阈值分割的过程。Zimmer等^[11]提出将局部熵与灰度结合为二维交叉熵,用以求阈值。熵的表达式:

$$\text{ENT} = - \sum_{g=0}^L P_g \ln(P_g) \quad (18)$$

其中, L 为灰度级, P_g 为某一灰度级的概率。对于图像中每一点,求该点与周边一指定大小正方形区域的熵,即对一个 $A \times A$ 的矩阵 (A 为该正方形区域边长点的个数),求其熵作为中心点的熵值。根据试验,本研究最终选择的 A 值为21,与灰度值的范围保持一致,将熵值归一化到 $[0, 255]$ 。此时将式(17)扩展到二维:

$$\eta(t) = \sum_{K(i,j) < t} K(i,j) h_{K(i,j)} \log \left(\frac{K(i,j)}{\mu_1(t)} \right) + \sum_{K(i,j) \geq t} K(i,j) h_{K(i,j)} \log \left(\frac{K(i,j)}{\mu_2(t)} \right) \quad (19)$$

其中, $K(i, j)$ 为 i 与 j 二维特征向量, i 与 j 分别为灰度值与局部熵值。一般情况下, $K(i, j)$ 被选作 $K(i, j) = i + j$ 。二维情况下,式(17)~(18)的二维形式表达式为:

$$\mu_1(t) = \frac{\sum_{k < t} k h_k}{\sum_{k < t} h_k} \quad (20)$$

$$\mu_2(t) = \frac{\sum_{k \geq t} k h_k}{\sum_{k \geq t} h_k} \quad (21)$$

同一维情况相同,此时求得使 $\eta(t)$ 最小的 t ,即为最佳阈值。根据该阈值将图像变成二值图像,再使用边缘检测,得到图像中封闭图形的轮廓。根据先验知识得知肿瘤图形轮廓的大小范围,筛选出肿瘤轮廓,作为Snake收敛的初始轮廓。

1.3 Snake收敛

活动轮廓模型作为参数模型的典型代表,是用于分割各种类型超声图像的重要方法^[15-19]。针对活动轮廓模型,本文提出使用最小二维交叉熵提取初始轮廓,然后使用GVF-Snake模型对其进行演变。

传统Snake模型的参数方程是:

$$C(s) = (x(s), y(s)), \quad s \in [0, 1] \quad (22)$$

通过最小化其能量函数,使得参数方程与目标边界重合。而要使得其能量函数最小化,必须满足以下欧拉方程:

$$\alpha C''(s) - \beta C'''(s) + V = 0 \quad (23)$$

其中, α 和 β 是能量函数中的参数。 $C''(s)$ 和 $C'''(s)$ 分别表示 $C(s)$ 对 s 的二阶和四阶偏导,外力场 V 代替推动 Snake 向目标边界运动的外部能量项 $-E_{ext}$ 。本文使用 Xu 等^[10]提出的 GVF-Snake 模型改进模型 GGVF 描述外力场 V ,该外力场能有效准确地约束曲线收敛到目标边界, Rodtook 等^[19]和 Yu 等^[17]曾将其应用到超声图像的目标分割中。式(24)为矢量偏微分方程,而 V 为式(24)的均衡解:

$$V_i = g(|\nabla f|) \nabla^2 V - h(|\nabla f|) (V - \nabla f) \quad (24)$$

其中, f 表示原图像的边缘图,定义 $f = |\nabla (G_\sigma(x, y) * I(x, y))|^2$ 。采用 Xu 等^[10]提到的典型外部能量函数权重因子,取 $g(|\nabla f|) = e^{-(|\nabla f|/\kappa)}$ 和 $h(|\nabla f|) = 1 - g(|\nabla f|)$ 。

K 是调整力场的平滑度与梯度之间一致性的参数。GGVF 力场在强边界处与边缘映射的梯度相适应,在远离边界的地方则变化缓慢,可以有效地驱动 Snake 到肿瘤边界(图4)。

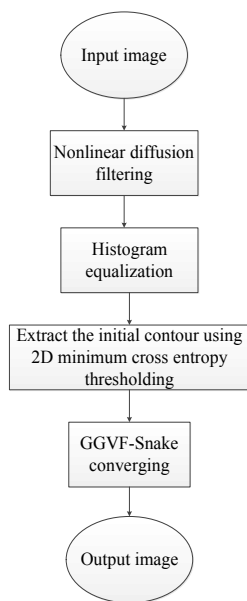


图4 算法流程图

Fig.4 Flow chart of the proposed algorithm

2 实验结果与分析

本文所提出的方法均采用 VS2010 编程实现, C++ 执行效率高且移植性好,并且能对 20 幅 HIFU 子宫肌瘤图像进行评价。由经验丰富的放射科专家医

生勾画出实际肿瘤轮廓,然后与本文方法的分割结果进行对比,对分割效果进行评价。本文选择灵敏度(SI)和标准化的 Hausdorff 距离(NormHD)这两种指标来评价分割结果。SI 和 NormHD 现已广泛应用于超声图像分割结果评价^[20]。

SI 是基于区域的度量评价指标,在此表示专家人工分割子宫肌瘤区域与算法自动分割子宫肌瘤区域相互重合的比例。

$$SI = \frac{A_s \cap A_a}{A_s \cup A_a} \quad (25)$$

其中, A_s 表示专家人工分割的肿瘤区域, A_a 表示算法自动分割的子宫肌瘤区域。

NormHD 是基于距离的度量评价指标,这里表示专家人工分割轮廓与算法自动分割轮廓之间的最远距离。平面中点 p 和轮廓 C_q 的距离为:

$$d(p, C_q) = \min_{p \in C_q} \|p - q\| \quad (26)$$

其中, $\|p - q\|$ 表示点 p 与点 q 之间的二维欧拉距离。专家分割肿瘤区域的轮廓 C_s 与算法自动分割肿瘤区域的轮廓 C_a 之间的 NormHD 为:

$$HD(C_s, C_a) = \max\{\max_{p \in C_s} d(p, C_a), \max_{q \in C_a} d(q, C_s)\} \quad (27)$$

即先分别求两轮廓中点到对方轮廓的最大距离,再对两者中较大的一个距离进行如下标准化:

$$\text{NormHD} = \frac{HD}{|C_s|} \quad (28)$$

其中, $|C_s|$ 表示专家分割轮廓中像素点的数量。

20 幅分割结果的量化评价的均值和标准偏差显示本文方法对子宫肌瘤 HIFU 图片样本的分割结果的 SI 指数较高, NormHD 指数较低,标准偏差较小,所以本算法可以较准确地识别并分割图像中的子宫肌瘤区域,具有较好的鲁棒性(表1)。

表1 评价结果
Tab.1 Evaluation results

Item	SI%	NormHD
Mean value	87.56	4.95
Standard deviation	2.35	2.14
Minimum value	83.24	2.72
Maximum value	92.63	7.50

SI: Sensitivity index; NormHD: Normal Hausdorff distance

本文选择具有代表性的 3 组图像来展示该算法对子宫肌瘤 HIFU 超声图像进行分割的实验结果(图5~图7)。每组图像都包括原始图像、预处理后的图像、初始轮廓图像、收敛轮廓图像、专家手画轮廓与收敛轮廓对比图像。

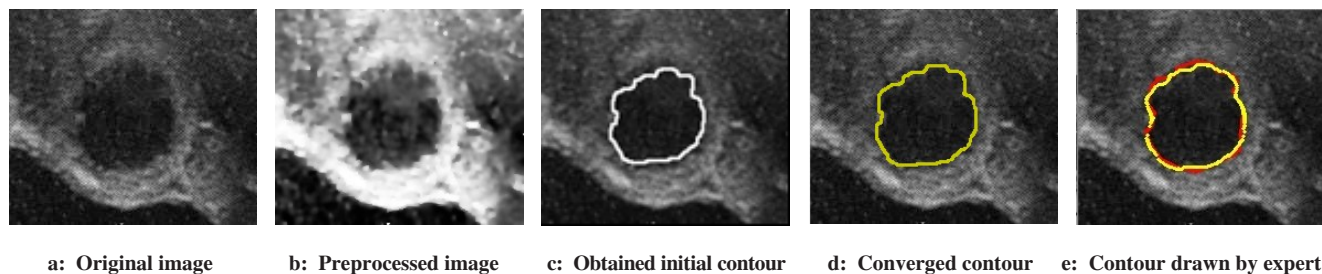


图5 病例1按算法流程排列的结果图

Fig.5 Images of case 1 in order of the algorithm process

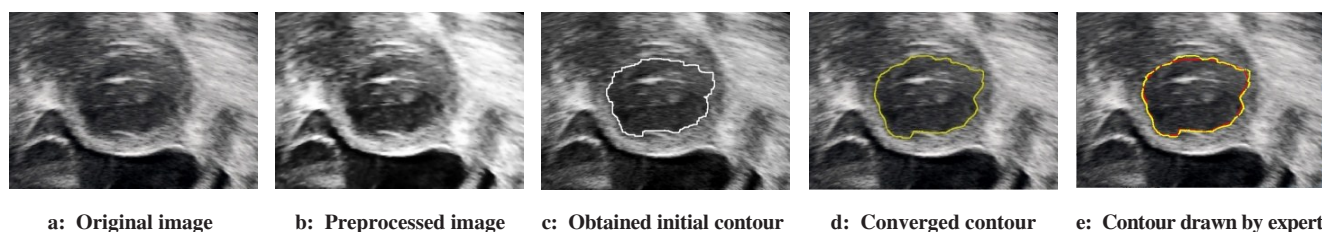


图6 病例2按算法流程排列的结果图

Fig.6 Images of case 2 in order of the algorithm process

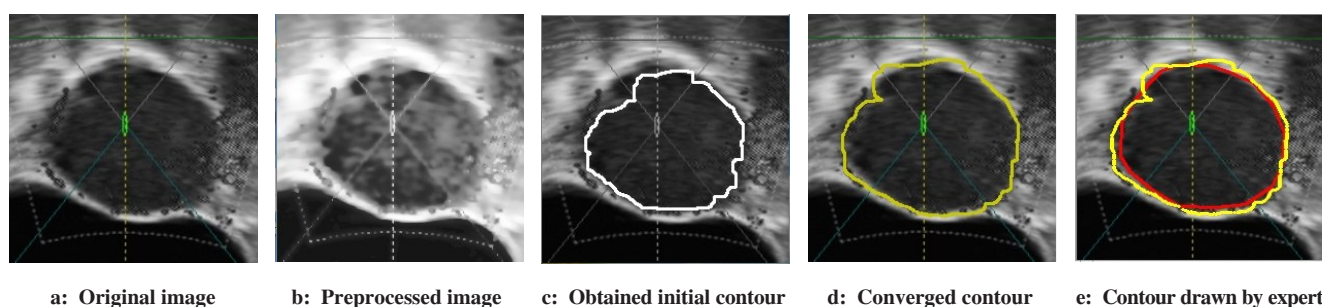


图7 病例3按算法流程排列的结果图

Fig.7 Images of case 3 in order of the algorithm process

3 讨论

本文提出先使用二维最小交叉熵算法求得初始轮廓,再使用GVF-Snake模型收敛,克服了Snake算法依赖于人工设定初始轮廓的缺点,避免了人为因素的干扰,同时满足了HIFU设备对于分割算法自动化的要求。20幅图像的实验结果表明初始轮廓提取的平均时间仅为0.90 s,GGVF-Snake收敛平均次数为3.2次,平均时间为1.26 s,算法整体运算时间平均值仅为2.16 s。该算法对于大部分的子宫肌瘤图片均有较好的分割效果,为临床医生在治疗中提供了方便,并为将来应用于HIFU设备奠定了基础。

Zimmer^[11]提出多种形式的 $K(i,j)$,基于计算方便的考虑,本文使用的 $K(i,j)$ 被选作 $K(i,j)=i+j$,因为整体算法运算时间决定了该算法是否能够用于HIFU仪器。由结果可以看出使用 $K(i,j)$ 的线性形式

而得到的初始轮廓效果相当好,可以用于HIFU仪器。对其他形式的研究则可以做进一步的探索。

【参考文献】

- [1] KENNEDY J E, TER HAAR G R, CRANSTON D. High intensity focused ultrasound: surgery of the future?[J]. Br J Radiol, 2003, 76 (909): 590-599.
- [2] OSHER S, SETHIAN J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. J Comput Phys, 1988, 79(1): 12-49.
- [3] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models[J]. Int J Comput Vis, 1987, 1(4): 321-331.
- [4] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[J]. IEEE Trans Image Process, 2001, 10(2): 266-277.
- [5] 赵暖,陈亚青,余建国,等. 超声图像处理中Snake模型研究[J]. 生物医学工程学进展, 2004, 25(4): 3-9.
ZHAO N, CHEN Y Q, YU J G, et al. Study on Snake model in the ultrasound image processing[J]. Progress in Biomedical Engineering, 2004, 25(4): 3-9.
- [6] XU M, ZHANG D, YANG Y, et al. A split-and-merge-based uterine

- fibroid ultrasound image segmentation method in HIFU therapy[J]. PLoS One, 2015, 10(5): e0125738.
- [7] LIAO X, YUAN Z, ZHENG Q, et al. Multi-scale and shape constrained localized region-based active contour segmentation of uterine fibroid ultrasound images in HIFU therapy[J]. PLoS One, 2014, 9(7): e103334.
- [8] 刘彩霞, 范延滨, 杨厚俊. GVF Snake 模型中一种新的初始轮廓设置方法[J]. 计算机应用, 2006, 26(7): 1614-1616.
- LIU C X, FAN Y B, YANG H J. New method of contour initialization in GVF Snake model [J]. Journal of Computer Applications, 2006, 26(7): 1614-1616.
- [9] 胡同森, 项方云. 使用标识分水岭算法确定Snake模型的初始轮廓[J]. 浙江工业大学学报, 2008, 36(4): 374-377.
- HU T S, XIANG F Y. Research on initial contour selection of snake model based on watershed algorithm [J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2008, 36(4): 374-377.
- [10] XU C, PRINCE J L. Generalized gradient vector flow external forces for active contours I [J]. IEEE Trans Signal Process, 2000, 71(2): 131-139.
- [11] ZIMMER Y, TEPPER R, AKSELROD S. A two-dimensional extension of minimum cross entropy thresholding for the segmentation of ultrasound images[J]. Ultrasound Med Biol, 1996, 22(9): 1183-1190.
- [12] LI C H, LEE C K. Minimum cross entropy thresholding[J]. Pattern Recogn, 1993, 26(4): 617-625.
- [13] ALVAREZ L, LIONS P L, MOREL J M. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion II [J]. Siam J Numer Anal, 1992, 29(3): 845-866.
- [14] PERONA B P, MALIK J. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion [C]. IEEE Computer Society: Workshop on Computer Vision, 1987.
- [15] ANANT M, METAXAS D N. Combining low-level, high-level and empirical domain knowledge for automated segmentation of ultrasonic breast lesions [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2003, 22(2): 155-169.
- [16] COSÍO F A. Automatic initialization of an active shape model of the prostate [J]. Med Image Anal, 2008, 12(4): 469-483.
- [17] YU J H, WANG Y Y, CHEN P. Fetal abdominal contour extraction and measurement in ultrasound images [J]. Ultrasound Med Biol, 2008, 34(2): 169-182.
- [18] BOSCH J G, MITCHELL S C, LELIEVELDT B P, et al. Automatic segmentation of echocardiographic sequences by active appearance motion models [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2002, 21(11): 1374-1383.
- [19] RODTOOK A, MAKHANOV S S. Multi-feature gradient vector flow Snakes for adaptive segmentation of the ultrasound images of breast cancer [J]. J Vis Commun Image Represent, 2013, 24(8): 1414-1430.
- [20] 张绿川, 杨艳. 基于稀疏表示超像素分类的肿瘤超声图像分割算法[J]. 中国医学物理学杂志, 2015, 32(6): 855-859.
- ZHANG L C, YANG Y. Based on the sparse representation of superpixel clustering segmentation algorithm [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2015, 32(6): 855-859.

(编辑:谭斯允)

(上接769页)

- [4] POORTMANS P M, COLLETTE L, BARTELINK H, et al. The addition of a boost dose on the primary tumour bed after lumpectomy in breast conserve-ing treatment for breast cancer. A summary of the results of EORTC 22881-10882 "boost *versus* no boost" trial [J]. Cancer Radiother, 2008, 12(6-7): 565-570.
- [5] YANG Z, CHEN J, XIE J, et al. Simultaneous integrated boost in breast conserving radiotherapy: is replanning necessary following tumor bed change? [J]. Technol Cancer Res Treat, 2013, 12(2): 115-122.
- [6] Association of Breast Surgery at Baso 2009. Surgical guidelines for the management of breast cancer [J]. Eur J Surg Oncol, 2009, 35(Suppl 1): 1-22.
- [7] COLES C E, WILSON C B, CUMMING J, et al. Titanium clip placement to allow accurate tumour bed localisation following breast conserving surgery: audit on behalf of the IMPORT trial management group [J]. Eur J Surg Oncol, 2009, 35(6): 578-582.
- [8] KRAWCZYK J J, ENGEL B. The importance of surgical clips for adequate tangential beam planning in breast conserving surgery and irradiation [J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 1999, 43(2): 347-350.
- [9] 李楠, 李光, 赵欣宇, 等. 乳腺癌保乳术后切线野照射与瘤床同步整合补量调强放射治疗的剂量学区别 [J]. 中国医科大学学报, 2011, 40(7): 635-638.
- LI N, LI G, ZHAO X Y, et al. Breast cancer postoperative tangent field irradiation with confirmed breast tumor bed synchronous integrated filling quantity of intensity-modulated radiotherapy dosimetry difference [J]. Journal of China Medical University, 2011, 40(7): 635-638.
- [10] 李建彬, 马志芳, 卢洁, 等. 乳腺癌保留乳房术后瘤床同步X射线和电子线整合补量调强放疗剂量研究 [J]. 中华放射医学与防护杂志, 2006, 26(5): 479-482.
- LI J B, MA Z F, LU J, et al. Breast cancer postoperative breast tumor bed sync X-ray and electron line filling quantity of intensity modulated radiotherapy dose study [J]. Chinese Journal of Radiological Medicine and Protection, 2006, 26(5): 479-482.
- [11] 魏贤顶, 赵于天, 金建荣, 等. 乳腺癌保乳术后外照射内侧和外侧瘤床两种加量方法的剂量学比较 [J]. 中国医学物理学杂志, 2013, 30(3): 4100-4103.
- WEI X D, ZHAO Y T, JIN J R, et al. Confirmed breast breast cancer postoperative external exposure tumor bed medial and lateral two methods of added amount of dosimetry comparison [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2013, 30(3): 4100-4103.

(编辑:薛泽玲)