

基于模拟退火的简化 Snake 弱边界医学图像分割

尤建洁¹⁾ 周则明¹⁾ 王平安²⁾ 夏德深¹⁾

¹⁾(南京理工大学计算机系, 南京 210094) ²⁾(香港中文大学计算机科学与工程系, 香港沙田)

摘要 弱边界医学图像的分割一直是图像分割技术中的一个难点, 为了有效地对弱边界医学图像进行分割, 提出了一种简化的 Snake 图像分割算法, 该算法对传统 Snake 模型进行了改进, 即运用简化 Snake 的思想, 特别是在内能表达式中添加了系数可变的面积项, 并且引入了模拟退火算法与已改进的简化 Snake 模型相结合的方法, 使得图像的分割效果有了较好的改进。另外, 还讨论了模拟退火算法中邻域的选取、随机变量的产生机制以及接受准则等对搜索到理想的最优解所起的作用。该算法运用到医学图像分析中的实验证明, 该算法对弱边界信息图像的分割能取得较好的效果, 而且运算的时间复杂度低。

关键词 简化 Snake 弱边界分割 模拟退火 全局优化 医学图像

中图法分类号: TP391.41 R445.39 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)01-0011-07

Simulated Annealing Based Simplified Snakes for Weak Edge Medical Image Segmentation

YOU Jian-jie¹⁾, ZHOU Ze-ming¹⁾, Heng Pheng-ann²⁾, XIA De-shen¹⁾

¹⁾(Department of Computer, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

²⁾(Department of Computer Science and Engineering, CUHK)

Abstract Segmentation on weak edged medical image is a difficulty in segmenting technology. In this paper, a simplified snake algorithm for image segmentation is proposed. This proposed model introduces the idea of simplified snake to improve the traditional snake model especially by adding an area energy term with variable coefficients into the internal energy term. This area energy term does well in improving the initialization problem, furthermore, it keeps the low time complexity of original simplified model. And besides, this paper also introduces simulated annealing algorithm to this improved simplified snake model and this algorithm makes a better effects on image segmentation. In this paper, the author discusses the choice of adjacent region, mechanism of generating random variables and the acceptance principles, etc. which are all playing an important role in searching the ideal optimum solution in simulated annealing algorithm. This simulated annealing based simplified snake model proposed in the paper has been tested on medical images. Enough experiments and the results comparing with traditional snake have proved that this proposed algorithm shows a significant improvement in segmenting weak edged medical images with a low time complexity.

Keywords Simplified snake, Weak edge segmentation, Simulated annealing, Global optimization, Medical image

1 引言

医学图像是临床医生和专家进行疾病诊断的重要依据, 而医学图像分割技术就是将图像中感兴趣的观察目标提取出, 以有利于医学研究和临床诊断。

由于医学图像的解剖组织结构和形状十分复杂, 加上本身具有的模糊和不均匀等特点, 另外还受到图像噪声, 成像质量等诸多因素的影响, 传统的图像分割方法显得很困难, 因此在这个领域已出现了许多不同的图像分割方法^[1]。

Kass 等提出了经典的参数活动轮廓模型

(parametric active contour model)——Snake^[2],其中Snake定义为能量极小化的样条曲线,它在来自曲线自身的内力和来自图像数据的外力的共同作用下移动到感兴趣的边缘,内力用于约束曲线形状,而外力则引导曲线到特征边缘。然而,传统的Snake模型存在如下一些问题^[3]:(1)初始轮廓线必须严格靠近真实边缘,针对这个缺陷许多学者提出了很多改进方法,如Cohen等的气球力模型(Balloon models)^[4,5],该模型在外力项中添加了与Snake曲线正交的力作用,使得Snake曲线能膨胀或收缩,以扩大搜索范围。尽管气球力模型克服了初始化的缺陷,但是为了使克服噪声和不越过弱边界两者达到平衡,在怎样选取合适的气球力权值方面仍难以把握,Cohen等还提出了另外一种外边缘力模型,称作距离势能力(Distance potential forces)^[4],这种模型虽改进了初始化问题,但Snake曲线仍无法收敛到尖角和凹陷区域。本文在简化Snake模型^[6]中通过添加一个系数可变的面积项,不仅解决了初始化问题,而且可维持原来模型的时间复杂度;(2)外力的捕获范围有限,在特征边缘附近时,图像力虽很大,但由于稍远离边界,因此图像力很快消失。Xu提出了一种新的外力模型——梯度向量流(Gradient Vector Flow, GVF)^[7,8],由于它在边缘附近能产生强大的力场,即可通过扩散过程把梯度信息扩展到更远的均匀区域,而且生成的向量方向指向特征边缘,因此在该模型中,用这种新的外力代替图像力,能在更大的范围内捕捉到感兴趣的边缘。如果要求得到GVF场,则由于必须先求解欧拉方程组,然后才能将所得的解代替外力代入传统Snake模型中,再解欧拉等式,因此计算量很大。文献^[9]也是对传统Snake的一种改进,称作Rubber Snake,它不仅利用了特征边缘的梯度模值的信息,还利用了梯度方向的信息,这样就构造了有符号距离的势能(SDP),并定义了新的Snake外能;除此以外,为强化梯度模值信息在Snake曲线演化中的作用,还采用了多阈值变形方案,该模型虽在X射线成像的手骨图像分割中取得了比较好的结果,但它步骤繁琐,操作困难,缺乏通用性。本文通过扩大邻域的搜索范围以及面积项的作用,从而克服了这个缺点;(3)Snake的内力是一个向里收缩的力,它将导致曲线很难收敛到轮廓的尖角等边缘上。文献^[10]通过结合小波系数,又在气球力基础上,提出了有向图像力(DIF)的概念。这样图像经过离散小波变换后,通过

判断小波系数,就可先取得过零点的方向和模值,再通过与Snake曲线的法向方向点乘来计算出DIF。该模型虽然能解决尖角和凹陷问题,但算法有时不稳定,且时间复杂度明显提高。本文使用的模拟退火整体优化算法对这种情况进行了改进。

本文针对经典Snake的固有缺陷,对它进行了改进,即通过引入简化Snake的思想,在内能项中添加系数可变的面积项的作用,这不仅保留了原有Snake的优点,而且扩大了Snake曲线的搜索范围,还使运算过程简单化,同时在此基础上运用模拟退火算法对Snake曲线进行优化,由于找到了Snake曲线的全局最小值,从而获得了理想的分割结果,且收敛速度也大大提高。

2 基于模拟退火的Snake图像分割

2.1 改进的Snake模型

经典的Snake模型中,活动曲线Snake定义为点 $V(s)=[x(s), y(s)]$ 的集合, s 是归一化的弧长,取值范围为 $0 \leq s \leq 1$,其期望的轮廓线是通过最小化式(1)的能量函数获得的

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 \{E_{\text{int}}(V(s)) + E_{\text{ext}}(V(s)) + E_{\text{con}}(V(s))\} ds \quad (1)$$

本文在以下的论述中,没有使用表示人为交互力作用的能量项 E_{con} 。式(1)中的内能项 E_{int} 表示如下

$$E_{\text{int}}(s) = \frac{1}{2} \{ \alpha(s) [x_s^2(s) + y_s^2(s)] + \beta(s) [x_{ss}^2(s) + y_{ss}^2(s)] \} \quad (2)$$

其中, x_s, y_s 分别表示 x, y 对弧长 s 的一阶微分, x_{ss}, y_{ss} 为二阶微分。式(2)中,称 $[x_s^2(s) + y_s^2(s)]$ 为弹性能量项 E_{elastic} ; $[x_{ss}^2(s) + y_{ss}^2(s)]$ 称为刚性能量项 E_{rigid} 。若给定一幅灰度图像 $I(x, y)$,一般外部能量项 E_{ext} 的表达式为

$$E_{\text{ext}} = - \|\text{grad}(G_\sigma(x, y) * I(x, y))\|^2 \quad (3)$$

式中, $G_\sigma(x, y) * I(x, y)$ 表示图像与特征密度为 σ 的Gaussian平滑滤波器的卷积。由于 E_{ext} 来自图像数据本身,因此 E_{ext} 又可称为图像力能量项 E_{image} 。

为了便于计算,本文引入简化Snake的思想,对弹性能量项、刚性能量项进行离散化,则轮廓线上某点 i 的弹性能量项、刚性能量项分别表示如下

$$E_{\text{elastic}, i} = K_e |V_i(s) - V_{i-1}(s)|^2 + K_c |V_i(s) - V_{i-1}(s)|^2 \quad (4)$$

式中, K_e, K_c 分别是向里压力、向外扩张力的系数,

合理选取 K_e, K_c 的值,可以使向里压力和向外扩张力达到动态平衡,这对图像分割有非常重要的作用。

$$E_{\text{rigid},i} = K_{\text{rigid}}(i) \left| \frac{\mathbf{u}_i}{\|\mathbf{u}_i\|} - \frac{\mathbf{u}_{i-1}}{\|\mathbf{u}_{i-1}\|} \right|^2 \quad (5)$$

其中, $\mathbf{u}_i = \mathbf{V}_i(s) - \mathbf{V}_{i-1}(s)$, $K_{\text{rigid}}(i)$ 为刚性项系数。

针对上文中提到的经典 Snake 所存在的问题之一,本文引入了第 i 点的面积项

$$E_{\text{area},i} = K_{\text{area}}(i) S_{\Delta P_{i-1} P_i P_{i+1}} \quad (6)$$

式中, S 为 $\Delta P_{i-1} P_i P_{i+1}$ 面积, $K_{\text{area}}(i)$ 是面积项系数, $K_{\text{area}}(i)$ 的取值由 P_i 邻域的凹凸性决定,且凹点和凸点的面积项系数取相反的值。凹凸点可通过 P_{i-1} , P_i, P_{i+1} 3 点矢量叉乘的方向判断得到。

图像力能量项 E_{image} 推动曲线向图像特征边缘运动,并能在感兴趣的边缘点停住,本文中, E_{image} 采用了与式(3)相同的表达形式

$$E_{\text{image}} = - \left| \nabla (G_\sigma(x, y) * I(x, y)) \right|^2 \quad (7)$$

$$E_{\text{image},i} = K_{\text{image}} E_{\text{image}}(x_i, y_i) \quad (8)$$

式中, K_{image} 为图像力能量项的系数。

2.2 基于模拟退火的全局优化算法

文献[11]提出的快速 Snake 模型是采用贪婪算法(Greedy Algorithm)对能量函数进行优化;本文是采用模拟退火(Simulated Annealing, SA)算法对能量函数 E_{snake} 进行优化,并与贪婪算法优化策略进行了比较。

模拟退火算法^[12]是局部搜索算法的扩展,它与局部搜索算法的本质区别在于,在接受优化解的同时,还在一定限度内接受恶化解。通过控制参数 t 的逐渐减小(模拟固体退火过程中的降温)来使接受恶化解的概率逐渐降低,直至拒绝恶化解,这就使得模拟退火算法可以从局部最优的“陷阱”中跳出,并有可能达到组合优化问题的整体最优解。由于模拟退火算法中的平稳分布与 Gibbs 正则分布等价,因此可以证明,模拟退火算法可以概率 1 渐进收敛于整体最优解^[13]。

在许多实际工程问题中,由于模拟退火算法很难保证最终的局部最优解就是整个搜索过程所达到的最优解,因此,本文采用了有记忆的模拟退火算法,即增加了一个记忆器,以进一步提高了算法所得解的质量。

2.3 基于模拟退火的简化 Snake 图像分割算法

在 Snake 图像分割算法中,轮廓曲线是由各离散点连接构成的。由于曲线的能量受各点间复杂关系的相互影响,因此可知,每个点的能量最小并不等价

于曲线的能量最小。采用贪婪算法选取的曲线上某点,虽能使当前的曲线能量达到最小,但它的邻域选取与计算量之间的矛盾突出,而且贪婪算法没有考虑其他点的相应变形可能导致解的恶化。本文将模拟退火算法应用在 Snake 模型中,即用其对能量函数 E_{snake} 进行优化,由于该算法克服了原始 Snake 模型中的局部最优问题,因此可以得到一种全局最优的曲线能量情况。

基于模拟退火的简化 Snake 图像分割算法具体步骤如下:

(1) 确定求解问题的目标函数即 Snake 曲线的能量 E_{snake} , 设经过采样后的初始轮廓线上点的个数为 m , 则

$$E_{\text{snake}} = \sum_{i=1}^m K_e \left| \mathbf{V}_i(s) - \mathbf{V}_{i-1}(s) \right|^2 + K_c \left| \mathbf{V}_i(s) - \mathbf{V}_{i-1}(s) \right|^2 + K_{\text{image}} \cdot E_{\text{image},i} + K_{\text{area}}(i) \cdot E_{\text{area},i} + K_{\text{rigid},i} \cdot E_{\text{rigid},i} \quad (9)$$

(注:当 $i = 1$ 时, $\mathbf{V}_{i-1} = \mathbf{V}_m$)

令 $E_{\min} = \text{MAX}$, MAX 为一个足够大的数,设置初始温度 T_0 , 终止温度 $T_{\min}$, 某温度下某点的迭代次数为 L ;

(2) 初始化 $K_e, K_c, K_{\text{image}}, K_{\text{rigid}}$; 令 $T = T_0$;

(3) 判断曲线上各点的凹凸性, 初始化 $K_{\text{area}}(i)$; 令 $i = 1$;

(4) 在第 i 点的 9×9 邻域内, 随机产生一个新的候选解 $\tilde{i}$, 并计算此时的 E , 为加快计算速度, 只需考虑变化点的能量即可,

$$E = K_e \left| \mathbf{V}_i(s) - \mathbf{V}_{i-1}(s) \right|^2 + K_c \left| \mathbf{V}_i(s) - \mathbf{V}_{i-1}(s) \right|^2 + K_e \left| \mathbf{V}_{i+1}(s) - \mathbf{V}_i(s) \right|^2 + K_c \left| \mathbf{V}_{i+1}(s) - \mathbf{V}_i(s) \right|^2 + K_{\text{image}} \cdot E_{\text{image},i} + K_{\text{area}}(i) \cdot E_{\text{area},i} + K_{\text{rigid}}(E_{\text{rigid},i-1} + E_{\text{rigid},i} + E_{\text{rigid},i+1});$$

(5) $\Delta E = E - E_{\min}$;

(6) 计算 $P = \begin{cases} 1 & \Delta E \leq 0 \\ \exp(-\Delta E/T) & \Delta E > 0 \end{cases}$;

(7) 若 $P = 1$ 时, 则接收 $\tilde{i}; i = \tilde{i}, E_{\min} = E$, 否则产生一个 $[0, 1]$ 区间的均匀分布的随机数 η , 若 $\eta < P$, 则接收 $\tilde{i}, i = \tilde{i}, E_{\min} = E$;

(8) 令 $L = L - 1$, 若 $L > 0$, 则转步骤(4);

(9) 令 $i = i + 1$, 初始化 L , 若 $i \leq m$, 则转步骤(4);

(10) $T = \alpha T$, 若 $T > T_{\min}$, 则转步骤(3)。

SA 算法中有关参数的选取如下:

(1) 初始控制温度 T_0 的取值

要使算法获得高质量的解, T_0 要取得足够大, 同时考虑到对算法计算复杂度的要求, 本文取 $T_0=100$;

(2) 控制温度 T 的降温方案

考虑到实时性要求以及实验效果, 本文选用了常用的降温方案, 即

$$T_{k+1} = \alpha \cdot T_k, k = 0, 1, 2, \dots$$

其中, 衰减系数 α 是一个接近 1 的常数, 本文取 $\alpha=0.9$;

(3) 控制温度终值 $T_{\min}$ 的取值

一般来说, $T_{\min}$ 可根据具体的分割对象确定, 且与初始轮廓线的远近也有关系, 本文取 $T_{\min}=1$;

(4) Markov 链长度 L 的取值

L 是每一控制温度点 T_k 上某点达到平衡态时需要的迭代次数, 本文选 $L=10$, 这样在某个 T_k 时, 总的迭代次数是 $m \cdot L$ 。

$T_0, T_{\min}, L, \alpha$ 的取值是根据经验和实验效果选定的。算法的停止标准可以通过控制参数 T_k 来决定, 为了免除不必要的迭代, 当能量函数在连续若干个 T_k , 函数值不变时, 则停止算法运算。当初始轮廓线离期望特征边缘比较远时, 虽有可能已满足了 $T_{\min}$ 的停止条件, 但没有取得满意的结果, 这时可考虑改变衰减系数 α 的值, 如可增大 α 值, 以减慢衰减速度。

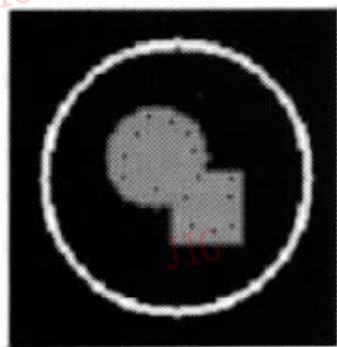
3 实验结果

为了验证本文算法的有效性, 分别采用合成图像和 MR 图像进行了实验, 实验时, 若采用优化策略对 Snake 曲线进行优化, 则每次只优化一点 P_i , 而采用贪婪优化策略, 则它的可行解域是点 P_i 的 3×3 或 5×5 邻域, 且 P_i 位于邻域中心。由于贪婪算法对邻域中的每点都要进行计算判断, 若选用 5×5 邻域, 则要计算

25 个点, 计算量太大, 因此通常选用 3×3 邻域。本文采用的是 SA 算法, 当曲线上某点 P_i 运动时, 则它的可选择范围是以该点为中心的 9×9 邻域, 由于其搜索范围比采用贪婪优化算法扩大了 9 倍, 搜索范围的扩大, 可使得该点能在更大的区域内向感兴趣的边缘特征点逼近, 因此有利于找到全局最优解。当初始轮廓线离目标特征边缘较远时, 若采用本文的 SA 算法, 则向目标边缘的运动速度明显快于贪婪算法。虽然本文算法扩大了 P_i 的可搜索范围, 但由于在给定区域内随机选取的计算点相对较少, 因此不会影响到整体的计算速度, 同时由于 SA 算法具有概率可接收恶化解的特性, 使得分割效果优于贪婪算法, 可从图 1(b), 图 2(d) 和图 3(d) 看出 SA 算法的分割结果。

目前, 对于曲线能量模型 E_{snake} , 在进行系数选择时, 还没有一个具体的参考标准, 本文将按经验来进行取值。针对图 1~图 3 使用的是一组相同的系数, 取 $K_e = 0.2$, $K_c = 0.002$, $K_{\text{image}} = 8000$, $K_{\text{area}}(i) = \pm 0.0002$ (凹凸点取相反的值), $K_{\text{rigid}} = 0.8$ 。

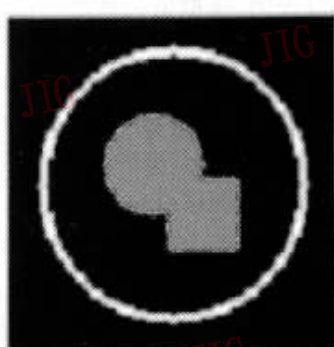
图 1 是一合成图像, 其中目标和背景分明, 但灰度变化很小, 而且有棱角; 为防止外圈轮廓的强图像力将曲线吸引过去, 可将初始轮廓线定在目标的内部。Snake 点在它的可活动邻域内不断膨胀, 而弹性能量项和刚性能量项则约束着 Snake 曲线的形状, 在到达特征边缘点时, 强大的图像力就将该点锁定。由于手工初始化的轮廓曲线上点很稀疏, 因此变形前对曲线上的点进行了重采样。Snake 曲线经过若干次迭代后, 就到达平衡态, 即找到了感兴趣的边缘 (见图 1(b))。在此基础上, 可再用经典的 Snake 算法对曲线变形, 其获得的效果见图 1(c), 然后对曲线上的点再一次重采样, 以使点间距减小, 分布更为均匀和使细节分割更到位。



(a) 初始轮廓线



(b) 本文算法的分割



(c) 在图 1(b) 基础上的传统 Snake 分割

图 1 合成图像的分割

在处理过程中,虽然会出现若干个点的邻域搜索范围相交的情况,但这不会导致点与点的重合,这是由 E_{elastic} 项中的 K_c 系数保证的。

若放弃使用 $K_c, K_{\text{area}}(i)$, 并令 $K_c=0, K_{\text{area}}=0$; 同时加入距离判断函数,以使得点与点间不会出现重合的情况,则同样能取得较好的效果,这就是模拟退火算法的邻域选择和概率接受原则带来的优越性,而且在原有的基础上加快了速度。

为了说明本文算法对弱边界信息图像进行分割能取得较好的效果,选了一幅典型的弱边界图像——膝关节的图像进行了分割试验,并与贪婪算法的分割结果进行了比较。图 2 的边缘信息很弱,灰度变化很小,若采用贪婪算法对图 2 进行分割,则其初始轮廓线如图 2(a)所示(图中黑点),从图 2(b)可

知,变形点(黑点)在感兴趣的弱边缘点没能停住,并越过了边缘(白线),若进一步收缩,即使把图像力扩大几百倍,图像力还是没有把它锁住。图 2(c)是用贪婪算法进一步形变的结果。采用贪婪算法时,一般是根据目视的分割结果,通过限定迭代次数来进行分割。由于它无法做到让程序自身判断是否停止迭代,因此针对这种边缘信息较弱的医学图像,贪婪算法失去了实用性。

如前所述,搜索范围的扩大,可使得变形点能在更大的区域内向感兴趣的边缘特征点逼近,这样将更有利于找到全局最优解,在初始轮廓线不变的条件下,图 2(d)是用本文的 SA 算法获得的分割结果,图 2(e)为在图 2(d)基础上,应用经典的 Snake 算法对轮廓曲线进行变形的结果。

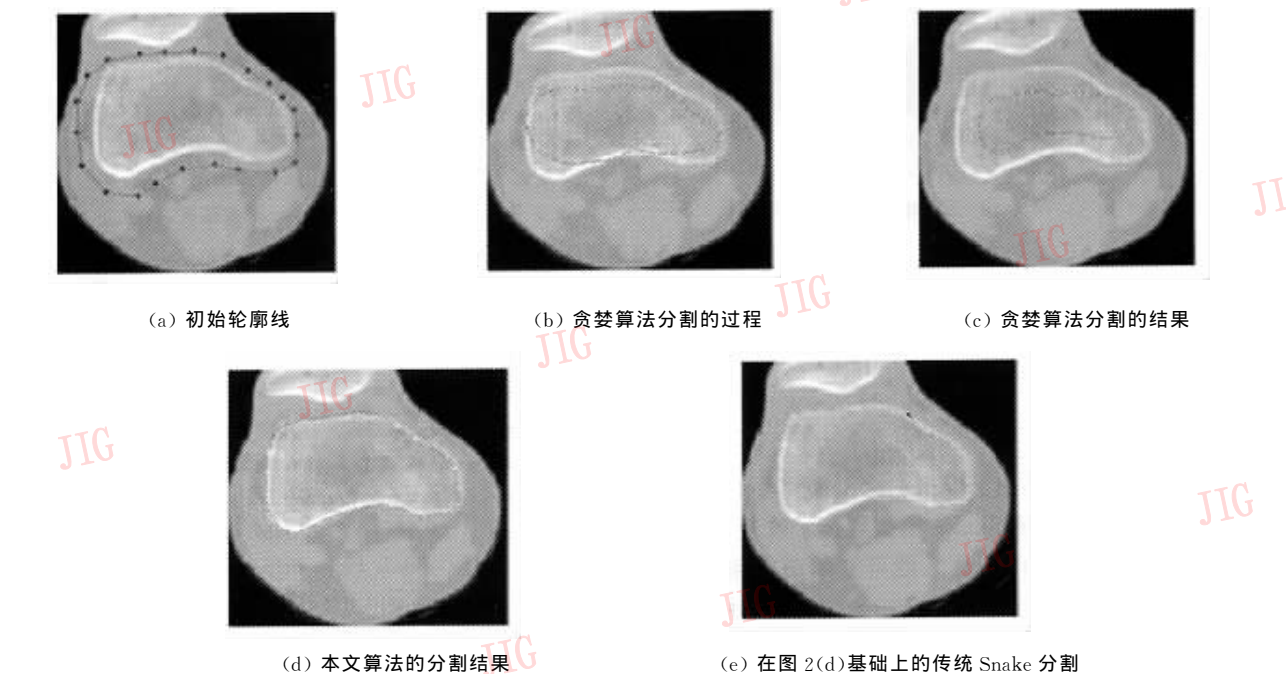


图 2 膝关节图像的分割结果

图 3 是心脏左心室的 MR 图像(由香港威尔士亲王医院提供),现要对左心室的内壁进行分割。图 3(a)显示了初始轮廓线的位置。图 3(b)是用贪婪算法分割的中间结果,图中轮廓线靠近特征边缘(即要分割的真实目标边缘),从图 3(c)可见,轮廓线反而远离了特征边缘。在初始轮廓线不变的条件下,图 3(d)是本文算法的分割结果,图 3(e)为用经典 Snake 进一步细致化的结果。对于这种边缘复杂、模糊的图像,若直接用经典 Snake 算法去分割,很难取得满意的结果。由于 Snake 对初始轮廓线相当敏感,因此需要进行精确细致的人工初始化,这一步不仅难度大,

而且耗时。这种情况下分割的成功与否,人为的初始化工作仍起着决定性作用,可是这与最终的自动化分割是背道而驰的。可见,先用 SA 算法进行分割是必不可少的,而且在细节要求不是苛刻的情况下,完全可以用 SA 分割算法来单独完成分割。

大量类似的实验证明,用本文提出的 SA 算法对弱边界图像进行分割,不仅可获得较好的分割效果,而且提高了速度,因此具有通用性和实用性。对于图 2 的分割,算法正常终止时共进行了 9 次迭代,运行时间为 19.187 0 s;对于图 3 的分割,算法正常终止时共进行了 8 次迭代,运行时间为 8.756 s。实验的

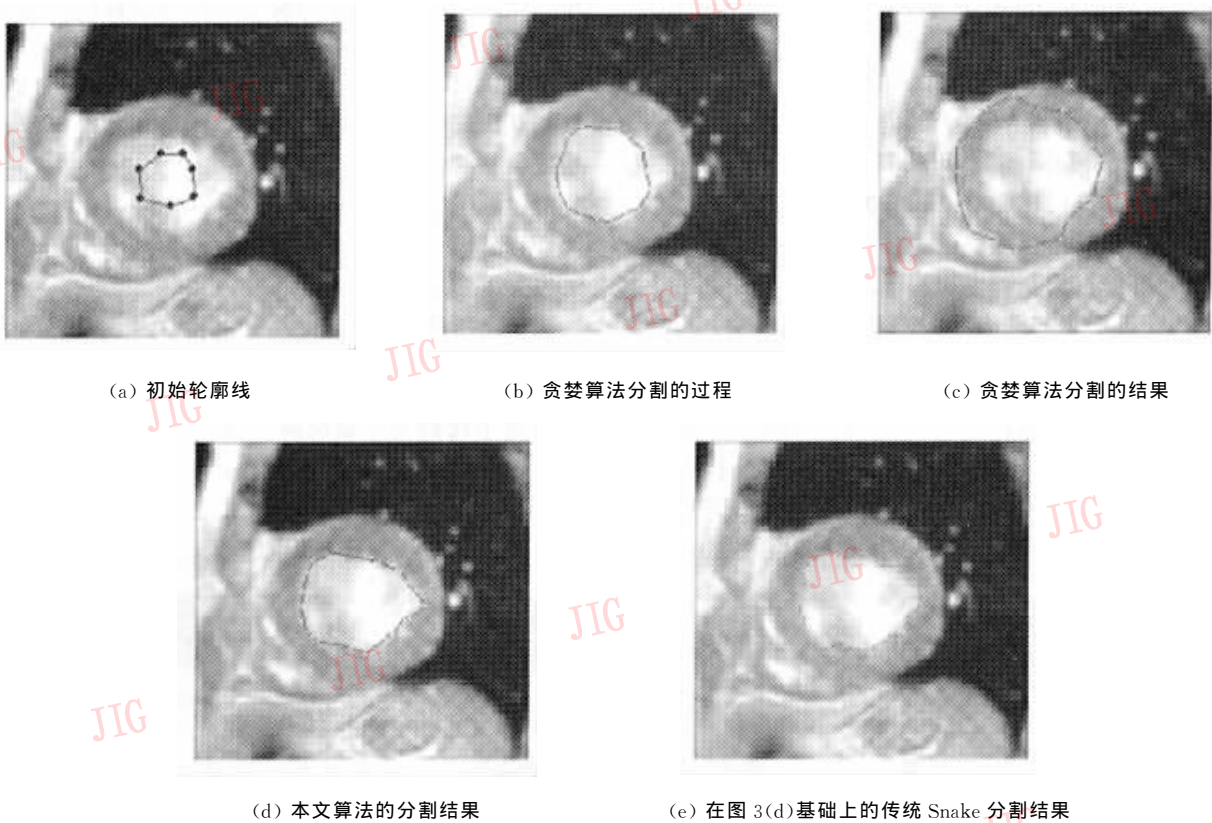


图 3 MR 左心室图像的分割结果

运行环境是:Matlab6. 1、P III 733CPU、256M 内存。

4 结 语

本文提出了一种基于模拟退火的简化 Snake 分割算法,该算法对传统 Snake 模型进行了改进,即运用简化 Snake 思想,特别是系数可变的面积项的加入,不仅使得 Snake 曲线不再受初始位置的影响,并且运算简单。本文还引入了模拟退火优化算法,并与改进的 Snake 模型结合,不仅充分发挥了模拟退火算法的特点,而且计算复杂度低。通过大量的医学图像分割实验证明,该算法能较好地处理弱边缘和不规则边缘信息;由于面积项和模拟退火算法优化特性的共同作用,该算法还能较好地处理凹陷和拐角区域。在此基础上,还可以对基于模拟退火的简化 Snake 模型作进一步的研究,由于在保证初始轮廓线不严格的情况下,能得到较好的分割效果,从而为图像弱边界的自动化分割打下良好的基础。

参 考 文 献

1 林瑶,田捷. 医学图象分割方法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2002, 15(2):192~204.

2 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1 (4): 321~331.

3 Luo Hui, Lu Qiang, Acharya R S. Robust snake model[A]. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Hilton Head South Carolina, USA, 2000, 1: 452~457.

4 Cohen L D, Cohen I. Finite element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11):1131~1147.

5 Cohen L D. On active contour models and balloons[J]. CVGIP (Computer Vision, Graphics, and Image Processing): Image Understanding, 1991, 53(2):211~218.

6 Davison N E, Eviatar H, Somorjai R L. Snakes simplified[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(10):1651~1664.

7 Xu Chenyang, Prince Jerry L. Gradient Vector Flow: A new external force for snakes [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Puerto Rico, June 1997: 66~71.

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

9 Petia Radeva, Juan Serrat. Rubber Snake: Implementation on Signed Distance Potential[A]. In: Vision Conference SWISS'93 [C], Zurich, Switzerland, 1993:187~194.

- 10 Wu Heien-Hsum, Liu Jyh-Charn, Charles Chui. A wavelet-frame based image force model for active contouring algorithms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(11):1983~1987.
- 11 Williams D J, Shab M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation[J]. Computer Vision Graphics and Image Processing: Image Understanding, 1992, 55(1):14~26.
- 12 邢文训, 谢金星. 现代优化计算方法[M]. 北京:清华大学出版社, 2001.
- 13 张引, 潘云鹤. 基于模拟退火的最大似然聚类图像分割算法[J]. 软件学报, 2001, 12(2):212~218.



尤建洁 1979 年生, 2002 年获南京理工大学计算机专业学士学位, 现为该系硕博连读生。感兴趣的领域为医学图像的分割、三维运动重建等。



周则明 1966 年生, 1996 年获南京理工大学硕士学位, 现为计算机系博士研究生。主要研究方向为计算机视觉、图像处理、人工智能等, 现从事医学图像的识别、分析、理解和三维运动重建的研究。



王平安 1961 年生, 香港中文大学计算机科学与工程系教授, 虚拟现实、可视化与图像学研究中心主任, 1992 年获美国印第安纳大学计算机专业博士学位。研究领域包括虚拟现实在医学上的应用、交互式科学计算可视化、三维医学图像、三维用户界面以及计算机图形学等。



夏德深 1941 年生, 教授, 博士生导师, 毕业于法国鲁昂大学, 获博士学位。主要研究方向为图像处理、卫星遥感、模式识别。发表论文 80 余篇, 专著 4 部。