

基于粒子群优化算法的改进 Snake 模型的图像分割方法

任继军 何明一

(西北工业大学电子信息学院, 西安 710072)

摘要 虽然 Snake 模型是一种有效的基于参数的轮廓探测方法,但由于其对初始位置过于敏感,不但参数选取缺乏严格的理论指导,且不能处理拓扑结构改变的问题。为此,针对 Snake 模型在弱边缘处容易溢出等不足,首先通过引入区域信息对 Snake 模型的图像力进行了修正,然后对 Snake 模型容易陷入局部极小化的问题,利用粒子群优化算法的全局优化特性和良好的数值稳定性来对 Snake 模型的分割结果进行优化。人工合成图像和医学图像的实验结果表明,该方法是有效的。

关键词 图像分割 Snake 模型 图像力 粒子群优化算法

中图法分类号: TP911.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)09-1727-06

Image Segmentation Using Improved Snake Model Based on Particle Swarm Optimization

REN Ji-jun, HE Ming-yi

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

Abstract Snake model is a kind of deformable image segmentation model based on parameters and has been proved effective to contour detecting as well. It is sensitive to the position of the initial curve, lacks the theoretical guidance to choose parameters and can not deal with the change of topological structure. Snake model is easy to leak out if the edge is weak. This paper presents a modified image force by integrating the region information to improve it. After that, Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is applied to optimize the segmentation results obtained by Snake model. The encouraging results have been shown by experiments with the synthesis images and medical images.

Keywords image segmentation, Snake model, image force, particle swarm optimization(PSO)

1 引言

众所周知,图像分割是图像处理中的一个关键问题,也是进行目标跟踪、匹配和识别的基础。由于图像的复杂性和多义性,图像分割仍是一个有待进一步解决和研究的难题。

近年来,基于轮廓演化的形变模型已被广泛地

应用于图像分割。目前常见的轮廓演化模型有基于参数的模型和基于几何特性的模型两种。Snake 模型^[1]是一种典型的基于参数的形变模型,最早由 Kass 等人于 1987 年提出,并被用于跟踪人脸嘴唇的运动。Snake 模型的主要原理是先在目标区域的周围定义一个由若干个受控点组成的集合表示的样条曲线(初始轮廓),并对其定义一个能量函数;然后在曲线本身的内力和由图像信息产生的外力的共

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60572097)

收稿日期:2006-11-05;改回日期:2007-03-23

第一作者简介:任继军(1980~),男。现为西北工业大学博士研究生。主要研究方向为图像处理、机器视觉。E-mail:renjijun000@mail.nwpu.edu.cn

同作用下不断运动,当能量函数达到最小时,初始轮廓便收敛到图像中目标的真实轮廓。可见,该算法等同于一种约束优化方法,其中的约束能量可根据具体的对象形态来定义,这使得 Snake 模型具有很大的灵活性,所以逐渐在更多的场合中得到应用。但是,Snake 模型也有许多局限,如由于仅用到图像的边缘梯度信息而忽略了区域信息,从而使得在检测弱边缘时容易溢出,进而导致分割失败,并且模型参数的确定也缺乏严密的理论指导;同时,由于它是一种局部优化的方法,过于依赖初始轮廓的选取,因此在演化过程中易于陷入局部最优,且不支持拓扑结构改变。另外,由于 Snake 模型对噪声过于敏感,致使其对遥感、医学图像这类包含大量噪声的图像分割效果往往不够理想。针对这些不足,许多学者对基于 Snake 模型的图像分割过程进行了改进,主要可分为以下两类:一是单对传统模型的改进,如 Cohen 等人通过引入膨胀力^[2],从而提高了 Snake 模型的收敛性;Xu 等人提出了梯度向量流^[3](gradient vector flow, GVF)模型,不仅扩大了 Snake 模型的外力作用范围,而且加强了对目标凸边缘的吸引力;二是对其局部优化策略进行的改进,如通过引入遗传算法^[4,5]这一全局优化策略来避免分割过程陷入局部最优,从而使分割结果得到优化。本文将从以上两方面入手,对基于 Snake 模型的图像分割过程加以改进。

粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法是由 Eberhart 与 Kennedy 在 1995 年,为了能图形地模拟鸟群优美却不可预测的运动而提出的一种新的自适应全局优化搜索算法^[6]。同遗传算法类似,PSO 算法也是一种基于迭代的优化工具。它先初始化一组随机解,并通过迭代来搜寻最优值,但并没有采用遗传算法所用的交叉 (crossover) 以及变异 (mutation),而是通过粒子在解空间追随最优的粒子进行搜索。PSO 算法的突出特点是结构简单、运算速度快、计算量小、程序实现简洁、需要调整的参数较少,是一种高效的搜索算法。目前,PSO 算法已广泛地应用于函数优化、神经网络训练以及其他遗传算法的应用领域。

针对 Snake 模型在弱边缘处容易溢出以及在边缘检测时对噪声过于敏感等问题,本文提出了一种基于 PSO 算法的改进 Snake 模型图像分割方法,即首先将区域信息引入 Snake 模型,并用其对图像力进行修正,而且在 Snake 曲线停止演化后,

由于考虑到 PSO 算法相比于遗传算法具有实现容易,且没有过多的参数需要调整的特点,这也正是改进 Snake 模型局部优化策略所倚重的,而且 PSO 算法具有对图像边缘性态要求低,无需其梯度或导数信息,以及相对于参数模型稳定性高的特点,因此本文进一步采用 PSO 算法对 Snake 模型的分割结果进行全局优化。

2 传统 Snake 模型

Snake 模型的思想是定义一个能量函数 E_{Snake} ,其主要由内部能量函数 E_{int} 和外部能量函数 E_{ext} 组成。其中 E_{int} 考虑轮廓本身的连续性和各点曲率的大小,而 E_{ext} 则涉及到图像的一些具体情况,如图像灰度变化的梯度等因素。传统的 Snake 目标能量函数定义如下:

$$E_{\text{Snake}} = \int (E_{\text{int}} + E_{\text{ext}}) ds \quad (1)$$

E_{int} 代表内部能量,由下式得到:

$$E_{\text{int}} = \alpha \| \mathbf{p}'(s) \|^2 + \beta \| \mathbf{p}''(s) \|^2 \quad (2)$$

E_{ext} 代表外部能量,由下式得到:

$$E_{\text{ext}} = -|\nabla I(\mathbf{p})|^2 \text{ 或 } E_{\text{ext}} = -|\nabla[G_{\sigma}(\mathbf{p}) \times I(\mathbf{p})]|^2 \quad (3)$$

在上面 3 个等式中, $\mathbf{p}(s) = (x(s), y(s))$ 为曲线上的 Snake 控制点向量, $x(s), y(s)$ 分别为其横纵坐标, α 为曲线上相邻两点的连续性 (张力) 约束项系数; β 为曲线上相邻 3 点决定的平滑 (曲率) 约束项系数; ∇ 为梯度算子, $I(\mathbf{p}(s))$ 为控制点 (向量) 的灰度值; $G_{\sigma}(x, y)$ 为 2 维高斯方程, σ 为高斯标准方差。虽然 σ 取得越大,曲线的搜索范围就越大,但也使得图像的边缘变得越模糊。动态轮廓的基本思想就是找到一条使得 E_{Snake} 极小的轮廓线。

3 Snake 模型的离散化及其改进

3.1 Snake 模型的离散化

由于传统的 Snake 模型的初始轮廓的搜索范围很小,必须很接近目标,因而有必要进行传统模型的离散化^[7,8],以期待初始 Snake 曲线的选取可以有较大的自由度。Snake 模型离散化过程如下:

先在待分割图像上加上三角形网格,然后在图像的适当位置做一条初始曲线,最后取曲线和网格的交点作为 Snake 的初始离散点。其第 i 个 Snake 离散点

p_i 的坐标为 (x_i, y_i) , $i = 0, 1, \dots, N-1$, 相邻两点 p_i 、 p_{i+1} 之间由一条弹性样条连接而成, 其弹性力系数为 a_i , 初始长度为 l_i 。Snake 曲线受自身曲线的内力和由图像信息产生的外力的共同影响, 在这些力的作用下不断向目标边缘靠拢。每个点上的内力由弹性力、刚性力、法向力组成; 外力由图像信息所决定。

弹性力大小为

$$\alpha_i = a_i e_i d_i(t) - a_{i-1} e_{i-1} d_{i-1}(t) \quad (4)$$

其中, $d_i(t) = \|p_{i+1} - p_i\|$, $e_i = d_i(t) - l_i$

刚性力大小为

$$\beta_i = b_i \left\| p_i - \frac{1}{2}(p_{i-1} + p_{i+1}) \right\| \quad (5)$$

法向力大小为

$$F_i = k_i (\text{sgn}(n_i)) \quad (6)$$

图像力大小为

$$f_i = \gamma_i \nabla I(p_i) \quad (i = 0, 1, 2, \dots, N-1) \quad (7)$$

其中, n_i 为质点 p_i 处的法向量, k_i 为法向量系数, γ_i 为图像边缘梯度场对图像的控制系数, 该系数应选择合适, 因太小会使轮廓越过目标弱边缘, 而太大又容易使曲线还未演化到实际边缘处就停止。 $\nabla I(p_i)$ 为图像在点 p_i 处灰度的梯度, 如果 $\nabla I(p_i) \geq T$ (T 为灰度梯度阈值), 则 $\text{sgn}(n_i) = 1$, 否则 $\text{sgn}(n_i) = -1$, 该符号函数值分别表示内外法线方向。Snake 曲线上各离散点在上述各种力的共同作用下演化, 即得到新的样条曲线, 然后可以取样条与网格的交点作为下一步 Snake 曲线的离散点, 但必须使初始曲线作为一个整体来收缩或扩张, 以使曲线从远处运动到图像力的作用区。

Snake 模型的演化方程为

$$p_i^{(t+\Delta t)} = p_i^{(t)} + h_i (\alpha_i^{(t)} + \beta_i^{(t)} + F_i^{(t)} + f_i^{(t)}) \quad (i = 0, 1, \dots, N-1) \quad (8)$$

其中, h_i 为进化的步长。当迭代到一定步数或每个离散点的演化距离小于给定阈值的时候, 则演化停止。这种离散化的方法可以使初始 Snake 曲线有更大的选取空间。

3.2 Snake 模型的改进

由于传统的 Snake 模型在演化过程中仅使用了基于边缘的信息, 这使得 Snake 模型在弱边缘处容易溢出。针对以上不足, 本文对传统的 Snake 模型中的图像力进行了修正。修正步骤如下:

首先由整幅图像的灰度直方图分布得到各灰度级在图像中所占的比例, 然后获取初始轮廓(离散点集)所包含的区域 Ω_0 的灰度分布和所占比率。 Ω_0

的图像特征可以近似地看作是待分割目标的图像特征, 且在以后的演化过程中可近似地看作为不变量。取得 Ω_0 的灰度分布后, 再考察初始轮廓上的点 p_i 的区域特征, 即比较每个灰度级在 Ω_0 中的所占比例和在整幅图像中所占比例的大小。

修正后的图像力定义为

$$f_i = \begin{cases} e^{\gamma_i \nabla I(p_i)} & \text{如果 } r_0 > r_i \\ -e^{\gamma_i \nabla I(p_i)} & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中, f_i 表示点 p_i 处的图像力。 r_0 为以点 p_i 为中心, $k \times k$ 大小的区域(一般取 $k = 3$)的灰度均值在 Ω_0 中所占的比率。 r_i 为以点 p_i 为中心的 $k \times k$ 大小区域的灰度均值在整幅图像中的所占比率。负指数函数可使其在 Snake 曲线距目标边缘较远时有较大权重, 以使曲线尽快逼近目标边缘; 而当其较接近目标边缘时, 则使其快速趋于 0, 曲线停止演化。该函数的意义为: 当点 p_i 所在的区域在 Ω_0 中所占的比率大于在整幅图像中所占的比率时, 点 p_i 所在的区域可以近似地看作是目标内部区域, 此时曲线继续沿外法线方向运动(膨胀); 相反, 当小于在整幅图像中所占的比率时, 则说明点 p_i 所在的区域属于背景, 此时曲线沿内法线方向运动(收缩)。上述改进使得当曲线溢出时, 有相反的图像力用于驱使曲线向反方向运动, 并收敛到目标边缘, 这在一定程度上解决了弱边缘溢出的问题。

但是, 由于 Snake 模型本质上是一种局部优化方法, 当目标边缘有严重的凹凸性时, 仍不易跳出局部优化的陷阱。为此, 本文在此基础上进一步引入了 PSO 算法。

4 PSO 算法及其实现

4.1 PSO 算法简介

PSO 算法是基于群体的, 根据对环境的适应度虽然可以将群体中的个体移动到好的区域, 然而它不像其他演化算法那样, 对个体使用演化算子, 而是将每个个体看作是 D 维搜索空间中的一个没有体积的粒子(点), 在搜索空间中以一定的速度飞行。这个速度可根据它本身的飞行经验进行动态调整。第 i 个粒子表示为 $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$, 它经历过的最好位置(有最好的适应值)记为 $P_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,D})$, 也称为 p_{best} 。在群体所有粒子经历过的最好位置的索引号用符号 g 表示, 即 p_g , 也称为 g_{best} 。第 i 个粒子的速度表示为 $V_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots,$

$v_{i,d}$)。对每一代,其第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 可根据如下方程变化:

$$\begin{cases} v_{i,d} = wv_{i,d} + c_1 \text{rand}(\cdot)(p_{i,d} - x_{i,d}) + \\ c_2 \text{Rand}(\cdot)p_{g,d} - x_{i,d} \\ x_{i,d} = x_{i,d} + v_{i,d} \end{cases} \quad (10)$$

其中, w 为惯性权重(inertia weight), c_1 和 c_2 为加速常数(acceleration constants), $\text{rand}(\cdot)$ 和 $\text{Rand}(\cdot)$ 为两个在 $[0,1]$ 范围内变化的随机函数。

此外,粒子的速度 \mathbf{V}_i 被一个最大的粒子速度 \mathbf{V}_{\max} 所限制。如果当前对粒子的加速导致它在某维的速度 $v_{i,d}$ 超过该维的最大速度 $v_{\max,d}$,则该维的速度被限制为该维的最大速度 $v_{\max,d}$ 。

4.2 PSO 算法的实现

将 PSO 算法应用于 Snake 模型解优化的实现过程如下:

4.2.1 粒子群初始化

当 Snake 曲线演化好后,即可表示为间隔大致相同的离散点 $\{\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{n-1}\}$ 。为了缩小粒子群优化算法的搜索范围,并在此基础上进行粒子群的初始化,本文采用如下思路:

设图像大小为 $M \times N$, $f(x,y)$ 为像素点 (x,y) 处的灰度值。

粒子群初始化时,首先,构造初始控制点集 \mathbf{P} 以得到 PSO 算法的搜索范围,步骤如下:

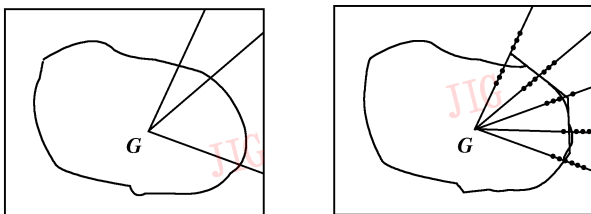
(1) 找出 Snake 轮廓所围图像区域的中心 \mathbf{G} 的坐标 (x_c, y_c)

$$x_c = \frac{m_{10}}{m_{00}}, y_c = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

其中, $m_{p,q}$ 是 $(p+q)$ 次中心矩,其可以表示为

$$m_{p,q} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x,y)$$

(2) 以 \mathbf{G} 作为 Snake 曲线的中心,可构造 n 条直线 $\mathbf{L}_j, j = 1, 2, \dots, n$, 这些直线从中心出发直到图像边缘(如图 1(a)所示)。



(a) 构造直线

(b) 粒子群初始化

图 1 初始粒子群的构造

Fig. 1 Constructing of initial particle swarm

(3) 设第 j 条直线 $\mathbf{L}_j = \{f_{j,i}(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n_j\}$, n_j 表示第 j 条直线上的点数。计算直线 \mathbf{L}_j 上每个点的梯度值。

综上所述,即可得出 PSO 算法搜索空间选取的几个条件:

① 控制点的梯度值需大于给定阈值 T_{grad} ;

② 将外控制点 \mathbf{p}_1^c (上角 C 代表 contro) 置于距 Snake 曲线中心(Center)最远处;

③ 将内控制点 \mathbf{p}_2^c 置于距 Snake 曲线中心最近处,即

$$\begin{cases} \left| \frac{\partial}{\partial x} \mathbf{L}_j(x_i, y_i) \right| + \left| \frac{\partial}{\partial y} \mathbf{L}_j(x_i, y_i) \right| \geq T_{\text{grad}} \\ \mathbf{p}_1^c = \max_i \{ \|\mathbf{p}_{j,i} - \mathbf{p}^c\| \} \\ \mathbf{p}_2^c = \min_i \{ \|\mathbf{p}_{j,i} - \mathbf{p}^c\| \} \end{cases} \quad (11)$$

这样,由距 Snake 曲线中心最近和最远的点所组成的点的集合就构成缩小了的新的搜索范围。

在此基础上再进行粒子种群初始化(图 1(b)),其步骤如下:

(1) 对直线 \mathbf{L}_j 在新搜索范围上的线段按一定间隔取点,将 \mathbf{L}_j 划成 m 等分。

(2) 在每个点 \mathbf{p}_i 处,随机选中步骤(1)中确定的点 ($i = 0, 1, \dots, n-1$),这 n 个点就构成一个粒子。

(3) 重复步骤(2) m 次,即得到由 m 个粒子组成的粒子群,每个粒子包含的节点数目 n 都相同。

4.2.2 适应度函数

目标函数取 Snake 能量函数,并使其最小化。

$$E_{\text{Snake}} = \sum_{i=0}^{n-1} (\lambda E_{\text{int}}(\mathbf{p}_{i-1}, \mathbf{p}_i, \mathbf{p}_{i+1}) + (1 - \lambda) E_{\text{ext}}(\mathbf{p}_i)) \quad (12)$$

其中, $\mathbf{p}_i (i = 0, 1, \dots, n-1)$ 是 Snake 曲线上的全部离散点,公式中, $\mathbf{p}_n = \mathbf{p}_0$, $\mathbf{p}_{-1} = \mathbf{p}_{n-1}$ 。 λ 为权重系数, $\lambda \in [0, 1]$, 其一般由目标边缘的光滑性和梯度大小决定,为简单起见,可取 $\lambda = 1/2$ 。内部能量 E_{int} 可取二阶差分的形式,以保持 Snake 曲线的弹性和光滑性;外部能量函数 E_{ext} 可取与图像梯度有关的函数,以保证 Snake 曲线趋于边缘,即

$$E_{\text{int}}(\mathbf{p}_{i-1}, \mathbf{p}_i, \mathbf{p}_{i+1}) = \left(\frac{\mathbf{p}_{i-1} - 2\mathbf{p}_i + \mathbf{p}_{i+1}}{\|\mathbf{p}_{i+1} - \mathbf{p}_{i-1}\|} \right)^2$$

$$E_{\text{ext}} = -\|\nabla I(\mathbf{p}_i)\|^2$$

适应度函数定义为

$$f = \frac{1}{E_{\text{Snake}}} \quad (13)$$

4.2.3 粒子编码

为了能使用 PSO 算法求解 E_{Snake} , 可对优化变量 E_{Snake} 进行适当的编码, 以形成 PSO 算法中的粒子。根据 PSO 算法本身的特点, 可以直接用实数来表示各参数, 另外, 对于每一个粒子而言, 如果用 E_{Snake} 表示当前位置, 那么还应该有一个对应的 V 表示粒子的速度。 E_{Snake} 是一个 n 维的变量, 所以 V 也应该是一个 n 维的变量, 即 $V = \{v_0, v_1, \dots, v_{n-1}\}$ 。这样, 粒子就可以采用如图 2 所示的编码结构进行编码。

$E_{Snake}(0), E_{Snake}(1),$	v_0, v_1, \dots, v_{n-1}	f
$\dots, E_{Snake}(n-1)$		

图 2 粒子编码构造

Fig. 2 Constructing of particle coding

4.2.4 终止准则及参数设定

将达到一定的迭代次数作为终止准则。一般情况下, 粒子群体规模 $m = 50$, 参数维数 $n = 30$, 最大惯性权重 $w_{max} = 0.9$, 最小惯性权重 $w_{min} = 0.2$, 粒子群中所有粒子的取值范围都限制在 $[-1, 1]$, 最大速度 $v_{max} = 1$ 。

5 实验仿真结果

为验证本文算法的有效性, 应用上述基于 PSO 算法的改进 Snake 模型分别对人工合成图像和医学图像进行了两组分割实验。

图 3 是图像边缘凹凸变化明显, 并加入了均值为 0、归一化方差为 0.01 的标准高斯噪声的人工合成图像。设 Snake 模型参数分别为弹性力系数 $a_i = 1.2$, 初始长度 $l_i = 0$, 刚性力系数 $b_i = 1.2$, 法向力系数 $k_i = 2$, 图像梯度系数 $\gamma_i = 2.5$ 。图 3(a) 为原始图像和初始轮廓位置。图 3(b) 为传统的 Snake 模型的分割结果, Snake 曲线在仅基于边缘信息的情况下, 由于受噪声干扰, 不能收敛到目标边缘, 致使分割失败。图 3(c) 为改进的 Snake 模型的分割结果, 由该图可以看到, 在引入区域信息的图像力的作用下, Snake 曲线可以大致收敛到目标边缘, 但由于 Snake 模型的非全局优化特性, 使其在演化过程中在较大凹凸处陷入了局部最优。图 3(d) 为 PSO 算法的优化结果, 由该图可见, 优化后的 Snake 曲线能够较为精确地收敛于目标轮廓边缘。

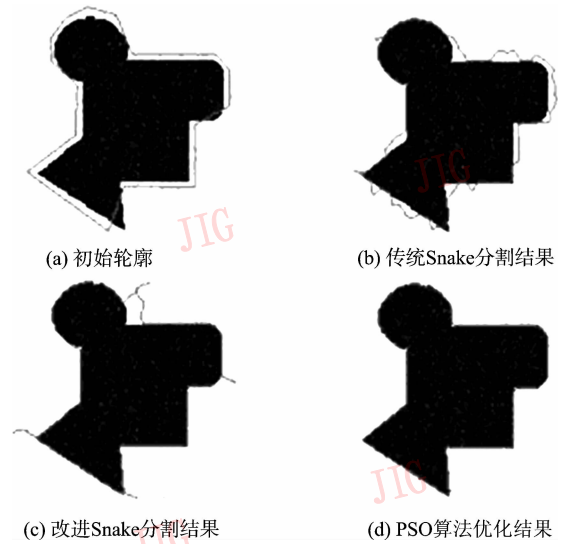


图 3 人工合成图像的分割

Fig. 3 Synthetic image segmentation

图 4 是一幅真实的心脏核磁共振医学图像, 该图有较高的噪声。图 4(a) 为原始图像和初始轮廓位置。图 4(b) 为传统 Snake 模型的分割结果。图 4(c) 为改进的 Snake 模型的分割结果。由于受噪声的影响, 曲线在演化过程中陷入了局部最优。图 4(d) 为 PSO 算法的优化结果, 由图 4(d) 可见, 优化后 Snake 模型不仅减少了噪声的影响, 而且较好地

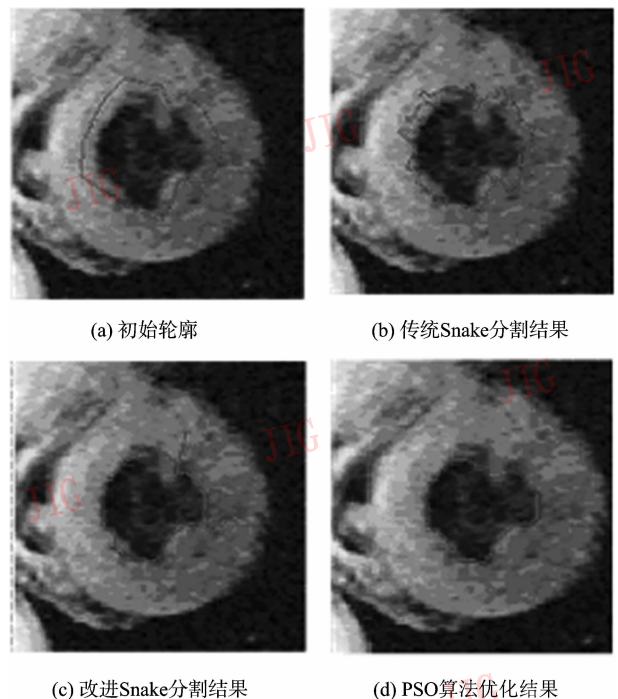


图 4 医学图像的分割

Fig. 4 Medical image segmentation

分割出了心肌内壁。

6 结 论

本文就 Snake 模型的曲线演化方法及其在图像分割中的应用进行了分析,并首先通过引入区域信息重新修正了传统 Snake 模型中的图像力,然后利用 PSO 算法的全局优化特性对分割结果进行进一步优化。实验结果表明,与传统的 Snake 方法相比,本文算法具有更好的分割质量,尤其在弱边缘溢出、对噪声过于敏感以及易于陷入局部最优等问题上均得到了改善。但是,该方法依然存在待改进之处。例如,仿真试验中,Snake 模型方法和 PSO 算法参数的选择,本文是根据先验知识进行初设,而如何对模型参数进行自适应的选取,这也是基于轮廓演化方法亟待解决的问题之一。

参考文献 (References)

1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1 (4):

321 ~ 331.

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

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

4 Ballerini L. Genetic Snakes for medical image segmentation [J]. Proceedings of SPIE on Mathematical Modeling and Estimation Techniques in Computer Vision, 1998, 3457: 284 ~ 295

5 Zhang Jian-wei, Luo Jian, Xia De-shen. An image segmentation method of dual-T-Snakes model based on the genetic algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10 (1): 38 ~ 42. [张建伟, 罗剑, 夏德深. 一种基于遗传算法的双 T-Snake 模型图像分割方法 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10 (1): 38 ~ 42.]

6 Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks [C], Piscataway, NJ, USA, 1995: 1942 ~ 1948.

7 Xu G, Segawa E, Tsuji S. Robust active contours with insensitive parameters [J]. Pattern Recognition, 1994, 27 (7): 879 ~ 884.

8 McInerney T, Terzopoulos D. Topologically adaptable Snakes [A]. In: Proceedings of Fifth International Conference on Computer Vision [C], Cambridge, MA, USA, 1995: 840 ~ 845.