

文章编号:1001-9081(2011)03-0718-03

doi:10.3724/SP.J.1087.2011.00718

基于并行遗传算法的气球力 Snake 模型参数优化

赵于前,刘 锤

(中南大学 地球科学与信息物理学院,长沙 410083)

(liuchui227@163.com)

摘要:针对气球力 Snake 模型的图像分割效果很大程度上依赖于初始参数的选取,借鉴遗传算法的高效、并行和全局搜索的性能,提出了一种求解气球力 Snake 模型最优参数的算法。该算法用气球力 Snake 能量泛函作为目标函数,引入图像相似度函数作为遗传迭代终止准则,采用并行遗传计算进行分割参数寻优。实际医学图像的实验结果表明,算法能避免通过大量实验来人工选取参数的繁琐,也解决了参数选取不当导致的分割结果不理想的问题,可以得到较好的分割效果。

关键词:活动轮廓模型;气球力;遗传算法;并行计算

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:**A

Parameter optimization for balloon force Snake model based on parallel genetic algorithm

ZHAO Yu-qian, LIU Chui

(School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

Abstract: The image segmentation effect of balloon force Snake model largely depends on the initial parameters' selection. A new method based on Genetic Algorithm (GA), which is efficient, parallel and global searching, was proposed to solve the selection of optimal parameters. In this paper, the parallel genetic computation was used to calculate optimal parameter, the energy function of Snake was used as an object function, and the image similarity function was used as the criteria to stop genetic iterating. The results of real medical images prove that the proposed method can avoid the trivial of selecting parameters artificially through a large number of experiments, also solve the problem of not ideal result caused by unsuitable parameters' values, and it can get excellent segmentation effect.

Key words: active contour model; balloon force; Genetic Algorithm (GA); parallel computation

0 引言

图像分割是将图像分成各具特性的区域,并提取感兴趣的目标的技术和过程,它是计算机视觉与高层图像处理的基础^[1-2]。活动轮廓模型(Active Contour Model),又称蛇形(Snake)算法,是Kass等人^[3]于1987年提出的,它为图像分割领域提供了一个全新的分割思路,其基本思想可以描述如下:人为地在图像感兴趣的区域(目标)上给出初始轮廓曲线,即初始值(为一条或多条封闭曲线),最小化一个能量函数,使轮廓曲线在图像中运动(变形),最终逼近该区域(目标)的边界。传统Snake模型对初始轮廓曲线位置比较敏感,这是因为传统的Snake的捕获范围太有限,因此其初始轮廓必须靠近图像感兴趣目标边缘,否则容易得到错误的结果。一种方法是在预处理时增加高斯模糊滤波中 σ 的值,但这会使目标的边缘模糊;另一种方法是应用气球力Snake模型^[4],它通过膨胀或收缩Snake曲线来扩大捕获范围,从最远点到边缘最终位置都能捕获。但是,参数化的Snake模型的图像分割效果很大程度上依赖于初始参数的选取^[5]。气球力模型的初始参数选取不当很容易导致收敛速度慢、误差大,甚至可能使轮廓曲线越过弱边界而无法稳定收敛^[6]。不同的图像通常需要进行大量的实验来人工获取参数^[7]。

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一种基于生物进化原理构想出来的搜索最优解的仿生算法。它模拟基因重组与

进化的自然过程,把待解决问题的参数变成二进制码或十进制码即基因,若干基因组成一个染色体,许多染色体进行类似于自然选择、配对交叉和变异的运算,经过多次重复迭代直至得到最后的优化结果^[8-9]。遗传算法是一种高效、并行、全局搜索的算法,能够自适应地控制搜索过程以求得最优解^[10]。鉴于遗传算法这一优点,已有一些学者针对传统Snake容易收敛到局部极值、抗噪性能不理想等缺点,将其应用于求解Snake模型全局最优,并取得了不错的分割效果^[11-12]。本文针对气球力Snake模型参数选取困难导致算法收敛速度慢及误差大等问题,引入遗传算法实现图像分割参数的自动选取。同时,为提高分割效率,本文采用贪婪算法^[13-14]来求解能量极小值点,并采用并行遗传计算,实现实时自适应分割。

1 贪婪 Snake 算法基本原理

对于一幅图像 $I(x,y)$, (x,y) 为像素的位置,Snake模型的轮廓曲线 C 可定义为 $v(s) = [x(s), y(s)]$ 的集合, $v(s)$ 是轮廓曲线 C 上的二维坐标点, $s \in [0,1]$ 为归一化的弧长。Snake算法的基本思想就是找到一条轮廓曲线,并使得下面定义的总能量式(1)最小化的过程:

$$E_{\text{Snake}}(v) = \sum_{i=1}^n [\alpha \times E_{\text{cont}}(v_i) + \beta \times E_{\text{curv}}(v_i) + \gamma \times E_{\text{image}}(v_i)] \quad (1)$$

一阶连续能量项 E_{cont} 可以通过计算Snake点之间的距离

收稿日期:2010-09-25;修回日期:2010-11-24。基金项目:湖南省自然科学基金资助项目(09JJ3119);中国博士后科学基金特别资助项目(200904282);湖南省科技计划项目(2009FJ3015);中南大学研究生学位论文创新资助基金资助项目(2009ssxt177)。

作者简介:赵于前(1973-),男,湖南双峰人,副教授,博士,CCF高级会员,主要研究方向:图像处理、数字取证; 刘锤(1985-),男,湖南双峰人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理。

得到:

$$E_{\text{cont}}[v_i] = \frac{|\bar{d} - |v_i - v_{i-1}||}{\max_j \{|\bar{d} - |v_i(j) - v_{i-1}(j)||\}} \quad (2)$$

其中 $\{v_i(j) | j = 1, 2, \dots, m\}$ 表示 Snake 点 v_i 的 m 个相邻点, 而 \bar{d} 表示 Snake 轮廓曲线所有相邻两点间距离的平均值。

二阶曲率约束能量项 E_{curv} 的表达式如下:

$$E_{\text{curv}}[v_i] = \frac{|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|}{\max \{ |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}| \}} \quad (3)$$

图像能 E_{image} 考虑到了图像的梯度(用 grad 来表示)大小, 其归一化的形式表达如下:

$$E_{\text{image}}[v_i] = \frac{\min\{\text{grad}\} - |\text{grad}|}{\max\{\text{grad}\} - \min\{\text{grad}\}} \quad (4)$$

传统 Snake 模型对初始轮廓曲线位置比较敏感, 针对这一缺点, Cohen 等人提出气球力 Snake (Balloon Snake) 模型^[4], 在 Snake 的力平衡等式中加入一个新的力 F_{pressure} (气球力):

$$F_{\text{pressure}} = k\mathbf{n}_i \quad (5)$$

其中: k 为气球力的幅度大小, \mathbf{n}_i 表示点 v_i 处垂直于轮廓曲线 C 的单位法线。在 v_i 的邻域中一点 p_i 的能量用 $E_{\text{bal}}(v_i)$ 表示, 则 $E_{\text{bal}}(v_i)$ 可表示为点矩阵的形式:

$$E_{\text{bal}}(v_i) = \mathbf{n}_i \cdot (\mathbf{v}_i - \mathbf{p}_i) \quad (6)$$

此时气球力 Snake 总能量公式为:

$$E_{\text{Snake}}(v) = \sum_{i=1}^n [\alpha \times E_{\text{cont}}(v_i) + \beta \times E_{\text{curv}}(v_i) + \gamma \times E_{\text{image}}(v_i) + k \times E_{\text{bal}}(v_i)] \quad (7)$$

因为加入了新的外力, 气球力 Snake 模型能够克服传统 Snake 模型由于捕获范围小而对初始轮廓位置敏感的问题。如果感兴趣的形状比较复杂, 可将初始轮廓放在目标区域内, 然后像“气球”一样膨胀起来, 得到符合要求的目标边界轮廓。同时, 由于贪婪 Snake 模型只考查点 v_i, m -邻域(一般取 $m = 8$)中各个点的能量, 以具有最小能量的点的位置作为 v_i 的下一个位置, 使得 Snake 曲线能迅速收敛到目标位置。

2 基于并行遗传算法的参数优化

在不同的图像分割场合, 为气球力 Snake 模型选取一组合适的参数是一个难题。如果气球力 Snake 模型的初始参数选择不当, 轮廓曲线会越过边界(尤其是弱边界), 从而无法收敛到正确的目标边界。一般说来, 当轮廓曲线到达感兴趣的目标边界时, 梯度达到最大, 从而总能量达到最小。而当轮廓越过边界的时候, 它要经过一个没有边缘的同质区域, 梯度达到最小, 总能量将趋向最大。因此, 能量的系数决定了 Snake 的变形效果。给某个特定对象人工选择一组系数(α, β, γ, k)以及迭代次数 $Iternum$ 相对来说是个非常困难的任务, 而参数选择的适当与否直接影响着分割效率和分割质量。鉴于这一点, 本文采用并行遗传算法与气球力 Snake 相结合的方式来寻找求解满足分割效果的最优参数。

2.1 编码方案和初始化操作

要寻优的参数为 5 个, 本文对于每个参数采用 8 位二进制编码表示, 二进制串 $<00000000>$ 和 $<11111111>$ 分别对应参数区间的两个端点。而每个个体为一组参数(5 个), 对于初始种群中的每个个体都采用 40 位二进制来表示。其中: 1~8 位表示 α 的值, 取值为 $[0, 2]$; 9~16 位表示 β 的值, 取值为 $[0, 2]$; 17~24 位表示 γ 的值, 取值为 $[0, 2]$; 25~32 位表示 k 的值, 取值为 $[0, 20]$; 33~40 位表示迭代次数 $Iternum$ 的值, 取值为 $[10, 3000]$ 。取初始种群数为: 10~50。

2.2 计算适应度

目标函数选用气球力 Snake 的能量函数极小化: $\min E_{\text{Snake}}(v)$, 其中:

$$E_{\text{Snake}}(v) = \sum_{i=1}^n [\alpha \times E_{\text{cont}}(v_i) + \beta \times E_{\text{curv}}(v_i) + \gamma \times E_{\text{image}}(v_i) + k \times E_{\text{bal}}(v_i)] \quad (8)$$

考虑到目标函数在定义域内可能会小于 0, 而且是求函数的最小值, 本文引入一个较大的正数 M , 得到函数式(9)作为适应度函数:

$$\max f = M - E_{\text{Snake}} \quad (9)$$

然后将计算出来的个体适应度值进行排序, 最适应个体排序为 1, 次适应个体排序为 2, 以此类推。为了加速优化, 本文选出排序前 2 的个体直接进入下一代种群。

2.3 产生新个体

1) 选择。根据适应度大小按比例选择个体, 即个体被选择的概率与适应度值成正比。本文采用轮盘赌方法。

2) 交叉。实验结果显示多点、均匀交叉优于单点交叉。本文算法采用两点交叉, 对于经过选择操作得到的个体, 每次选取两个个体以大小为 0.6 的交叉概率进行交叉操作。

3) 变异。对于经过交叉操作得到的个体, 以 0.08 的变异概率进行变异操作, 从而得到新一代种群。

2.4 迁移操作

并行遗传算法采用环状拓扑结构单向迁移, 假设当前子种群为 P_1, P_2, \dots, P_k , 则子种群 P_i ($i = 1, 2, \dots, k$) 的迁移方法为: P_i 复制其适应度最高的 n 个个体, 传递到子种群 P_{i+1} 中并替换掉适应度最低的 n 个个体, 其中 P_k 向 P_1 迁移。

2.5 终止准则

如果分割图像与前一次迭代产生的图像差异较小, 即两幅图像基本相同的情况下, 证明已经找到了目标物体的边缘了。引入图像区域形状特征的相似度函数 $Sim(C)$, 计算分割得到的轮廓曲线 C 的形状特征与前一次迭代的形状特征的欧氏距离, 当得到的 $Sim(C)$ 值的变化小于给定的某一值或者当达到最大遗传代数时, 终止计算输出最优结果, 其对应的个体解码即为最优 Snake 参数。一般情况下, 取最大遗传代数 G 为 10~100。

2.6 算法描述

由以上分析, 基于遗传算法来选取气球力 Snake 模型参数的图像分割步骤如下:

第 1 步 输入图像, 图像预处理, 在图像区域定义初始轮廓曲线。

第 2 步 编码, 产生初始种群, 即参数 α, β, γ, k 以及迭代次数 $Iternum$ 。

第 3 步 将参数赋给初始轮廓曲线进行迭代演化, 计算适应度。

第 4 步 判断是否满足终止条件: 若不满足, 则进行迁移、选择、交叉和变异操作产生新的个体, 然后转第 3 步; 若满足, 则终止算法输出最优结果。

3 实验结果分析

图 1(a) 所示是一幅肺部计算机断层扫描(Computerized Tomography, CT) 图像, 其中左肺为分割目标区域。分别用气球力 Snake 模型和本文优化算法对其进行实验, 图 1(b)~(d) 显示了分割结果: 其中图 1(b) 为初始轮廓曲线; 图 1(c) 为气球力 Snake 模型分割结果, 通过反复实验, 人工选取参数如下: $\alpha = 1, \beta = 0.5, \gamma = 0.8, k = 15, Iternum = 500$; 图 1(d) 为利用本文算法参数优化后的分割结果, 参数分别为

$\alpha = 0.87, \beta = 0.56, \gamma = 0.94, k = 11.21, Iternum = 550$, 取初始种群为 10, 交叉概率为 0.55, 变异概率为 0.06, 遗传终止代数为 20。由实验结果可知, 在图 1(c) 中由于参数选取不当, 轮廓曲线越过了弱边界, 没有得到正确的分割结果; 通过优化初始参数, 得到了图 1(d) 所示的较好的分割结果。

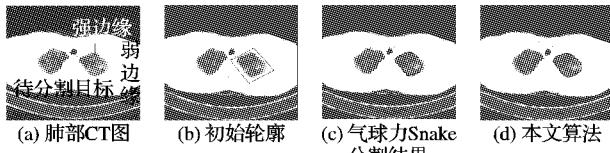


图 1 肺部 CT 图像分割

利用上述分割方法, 对四幅头部磁共振成像 (Magnetic Resonance Imaging, MRI) 医学图像(包括四个方向的视图:侧视图、后视图、前视图、俯视图)进行实验, 图像的特点是背景复杂且含强固有噪声, 图中都包含了一个病变部位。仍然取初始种群为 10, 交叉概率为 0.55, 变异概率为 0.06, 遗传终止代数为 20。原始图像及初始轮廓曲线如图 2 所示。

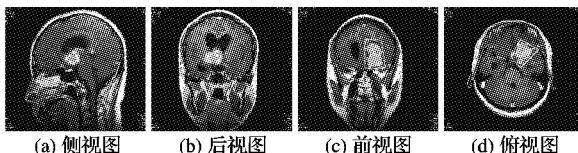


图 2 四幅头部 MRI 图像及其初始 Snake 轮廓

图 3 显示了最终分割结果, 对应的参数以及运算时间如表 1 所示。其中运算时间的统计环境为: 主频 2.99 GHz AMD Athlon 系列 CPU, 2 GB DDR2 内存, XP 操作系统, Visual Studio 2008 + OpenCV 2.0 编程环境。由于图 2(a)、图 2(b) 的初始轮廓曲线置于目标区域内, 在迭代搜索时需要对气球力能量系数 k 符号取反操作(即 $k \in [-20, 0]$), 从而使得 Snake 曲线像“气球”一样膨胀起来得到最终目标边界, 如图 3(a)、3(b) 所示; 同时, 由图 3(c)、3(d) 所示分割结果, 当初始轮廓曲线将目标区域包含在内时(如图 2(c)、2(d) 所示), 将遗传迭代搜索所得参数应用于气球力 Snake 模型, 也能成功地实现对头部 MRI 图像中病变部位的分割与识别, 取得较好的效果。

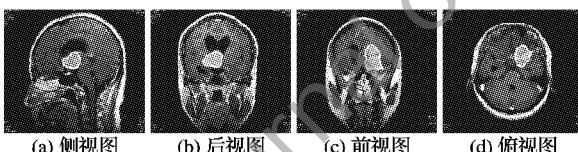


图 3 四幅头部 MRI 图像分割结果

4 结语

本文给出了一种用遗传算法来求解气球力 Snake 模型最

优参数的图像分割方法, 采用并行计算来改进遗传搜索策略, 以满足实时分割的需要。最后将其应用于医学图像的分割, 验证了算法的有效性。

表 1 遗传算法优化后的参数及迭代搜索时间

图像	α	β	γ	k	Iternum	运算时间/s
图 3(a)	0.91	0.79	0.88	-12.50	266	8.159
图 3(b)	1.39	1.05	1.21	-9.44	335	11.226
图 3(c)	1.68	0.45	0.66	14.65	732	26.759
图 3(d)	1.16	0.98	1.33	17.62	477	13.115

参考文献:

- [1] 杨莉, 杨新. 基于区域划分的曲线演化多目标分割 [J]. 计算机学报, 2004, 27(3): 420–425.
- [2] 周昌盛, 于盛林. 基于最小总体偏差和区域信息的 snake 模型的图像分割 [J]. 南京航空航天大学学报, 2006, 37(8): 520–523.
- [3] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOUS D. Snakes: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321–331.
- [4] COHEN L D, COHEN I. Finite element methods for active contour model and balloons for 2D and 3D images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1131–1147.
- [5] 侯迎宾, 肖扬. 改进的 snake 模型及其在图像边缘提取中的应用 [J]. 数据采集与处理, 2008, 23(2): 153–157.
- [6] DAGHER I, TOM E K. Water balloons: A hybrid watershed balloon snake segmentation [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(7): 905–912.
- [7] HE L, PENG Z, EVERDING B, et al. A comparative study of deformable contour methods on medical image segmentation [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(2): 141–163.
- [8] 赵于前, 李桂源, 黄忠朝. 基于遗传算法的形态学医学图像滤波 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(14): 591–594.
- [9] 葛继科, 邱玉辉, 吴春明, 等. 遗传算法研究综述 [J]. 计算机应用研究, 2008, 25(10): 2991–2915.
- [10] 施博, 童小念. 基于并行遗传算法的双阈值图像分割方法 [J]. 微计算机信息, 2009, 25(3): 304–305.
- [11] 陈勤, 刘茵, 王涛. 一种基于遗传算法的 FFT Snake 模型图像分割方法 [J]. 计算机工程与科学, 2007, 29(5): 66–68.
- [12] 陈允杰, 张建伟. 遗传算法在 snake 模型中的应用 [J]. 计算机应用, 2004, 24(5): 80–84.
- [13] 李潇, 李平, 文玉梅, 等. 基于改进蛇模型的步态轮廓提取 [J]. 计算机应用, 2007, 27(6): 1468–1471.
- [14] WILLIAMS D J, SHAH M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation [J]. Computer Vision, Graphics, Image Processing, 1992, 55(1): 2–14.

(上接第 717 页)

- [12] KIM D H, FINKEL H. Hyperspectral image processing using locally linear embedding [C]// Proceedings of the First International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2003: 316–319.
- [13] HAN T, COODENOUGH D G. Nonlinear feature extraction of hyperspectral data based on locally linear embedding (LLE) [C]// IGARSS'05: Proceedings of 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005: 1237–1240.
- [14] MOHAN A, SAPIRO G, BOSCH E. Spatially coherent nonlinear dimensionality reduction and segmentation of hyperspectral images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2007, 4(2): 206–210.
- [15] LUO Q, TIAN Z, ZHAO Z X. Shrinkage-divergence-proximity locally linear embedding algorithm for dimensionality reduction of hyperspectral image [J]. Chinese Optics Letters, 2008, 6(8): 16–18.
- [16] CHEN G Y, QIAN S E. Dimensionality reduction of hyperspectral imagery using improved locally linear embedding [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2007, 1: 013509.
- [17] SAUL L K, ROWEIS S T. Think globally, fit locally: Unsupervised learning of low dimensional manifolds [J]. Journal of Machine Learning Research, 2004, 4(2): 119–135.
- [18] UC Irvine machine learning repository [EB/OL]. [2010-06-20]. <http://archive.ics.uci.edu/ml/>.