

基于类间方差参数活动轮廓模型图像分割

崔 鸣^{1,2}, 周昌雄^{1,2}, 胡志峰², 张 培², 徐荣青³

(1 江苏省现代企业信息化应用支撑软件工程技术研发中心, 江苏 苏州, 215104;

2 苏州市职业大学 电子信息工程系, 江苏 苏州 215104; 3 南京邮电大学 光电工程学院, 江苏 南京 210003)

摘 要: 提出了基于类间方差参数活动轮廓模型图像分割法. 该方法将气球力参数活动轮廓模型中的恒定气球力替换为包含区域信息的变力, 最大化目标和背景两区域类间方差, 引导轮廓曲线进化. 实验结果表明: 对于初始轮廓位置不论是处于目标区域内部, 或者是处于背景区域内部, 还是与目标和背景区域相交, 该模型都能获得正确分割结果.

关键词: 类间方差; 图像分割; 参数活动轮廓模型

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)04-0145-04

Image Segmentation Based on Parametric Active Contour Model of Inter-Region Variance

CUI Ming^{1,2}, ZHOU Chang-xiong^{1,2}, HU Zhi-feng², ZHANG Pei², XU Rong-qing³

(1 Jiangsu Province Support Software Engineering R&D Center for Modern Information Technology

Application in Enterprise, Suzhou 215104, China;

2 Department of Electronic and Information Engineering, Suzhou Vocational University, Suzhou 215104, China;

3 College of Optoelectronic Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: In this paper, an improved image segmentation method based on parametric active contour model of inter-region variance was proposed and successfully applied to image segmentation. This proposed model replaces constant force in the balloon parametric active contour model with variable force incorporating foreground and background two regions information. It guides curve to evolve with the criterion of the maximization inter-region variance of the foreground and background. Experimental results show that the proposed model is robustness to initial contours position whether it is inside the target region, or outside background region, or intersects with target and background region, and can segment image automatically.

Key words: inter-region variance; image segmentation; parametric active contour model

1 引言

图像分割是图像处理和前期视觉中的基本技术, 是大多数图像分析及视觉系统的重要组成部分, 也是成功进行图像分析、理解与描述的关键步骤^[1]. 由 Kass 等人提出参数活动轮廓(Snake)模型提供了一种独特的功能强大的集几何、物理和近似理论于一身的图像分割方法. 它是一条由相应能量

函数控制的可形变参数曲线, 以最小化能量为目标, 控制参数曲线变形, 具有最小能量的闭合曲线就是目标轮廓. 参数活动轮廓模型直接以曲线参数化形式表达曲线的演化, 模型表达紧凑, 有利于快速实时实现, 其时间复杂度为 $O(\text{轮廓曲线点数})$ ^[2]. 该模型的缺点是对轮廓曲线初始位置比较敏感, 它要求曲线初值尽可能地靠近目标真实边界, 这在大多数情况下是很难实现的^[3].

收稿日期: 2009-03-31; 修回日期: 2009-06-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(60778007); 江苏省现代企业信息化基金项目(SX200906)

将参数活动轮廓模型的研究文献粗略地分为四类:(1)对能量函数使用各种优化技术,如有限元方法、神经网络和动态规划等;(2)对外力的研究,如Cohen提出的气球力参数活动轮廓模型^[3]、Xu提出的梯度向量流(Gradient Vector Flow, GVF)^[4]等;(3)新的参数活动轮廓模型,如基于B-样条的^[5]、基于小波框架的以及结合其他技术的模型^[6]; (4)对其他问题如迭代终止标准等的研究.在第2类对外力的研究中,人们提出的气球力参数活动轮廓模型、梯度矢量流等许多改进模型都能在一定程度上扩大收敛范围,但上述改进方法对医学图像分割具有一定的难度,仍与初始轮廓曲线位置有关,不能实行自动分割.因为医学图像中的器官和病变组织边界本质上具有模糊性和不均匀性.文中提出基于类间方差参数活动轮廓模型图像分割,它兼有对初始位置不敏感性和计算量小的优点,该模型在医学图像中获得满意地分割效果.

2 参数活动轮廓模型原理

参数活动轮廓模型轮廓线 C 可定义为 $X(s) = (x(s), y(s))$ 的集合,其中 $X(s)$ 是轮廓线 C 上的二维坐标点, s 为归一化的弧长,取值为 $0 \leq s \leq 1$. 轮廓线 C 的能量由式(1)给出

$$E(C) = E_{\text{int}} + E_{\text{ext}} \quad (1)$$

其中, E_{int} 为内部能量, E_{ext} 为外部能量,通过最小化式(1),轮廓曲线沿能量降低方向进化. 内部能量 E_{int} :

$$E_{\text{int}} = \frac{1}{2} \int_0^1 \left[\alpha(s) \left| \frac{\partial X}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{\partial^2 X}{\partial s^2} \right|^2 \right] ds \quad (2)$$

式(2)右边第一项为弹性能量,第二项为刚性能量. $\alpha(s)$ 、 $\beta(s)$ 分别为弹性系数和刚性系数,取常数. 内部能量控制轮廓曲线平滑性和连续性. 外部能量 E_{ext} :

$$E_{\text{ext}} = \int_0^1 P(X(s)) ds \quad (3)$$

$$P(X(s)) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (4)$$

其中, $I(x, y)$ 为图像的灰度值, ∇ 为梯度算子, 外部能量引导轮廓线进化到目标边界. 根据变分原理, 使式(1)最小化, 得欧拉-拉格朗日方程:

$$\frac{\partial}{\partial s} \left(\alpha \frac{\partial X}{\partial s} \right) - \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(\beta \frac{\partial^2 X}{\partial s^2} \right) - \nabla P(X) = 0 \quad (5)$$

式(5)实际上是一个力平衡方程, 由于高斯力 $\nabla P(X)$ 作用范围小, Cohen在垂直于轮廓曲线方向

(外法线)上加入气球力,并写成动态形式如下:

$$\gamma \frac{\partial X}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial s} \left(\alpha \frac{\partial X}{\partial s} \right) - \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(\beta \frac{\partial^2 X}{\partial s^2} \right) + k_1 n(s) - k_2 \nabla P / \|\nabla P\| \quad (6)$$

式(6)为气球气力参数活动轮廓模型, 右边的第三项为气球力, 它是大小和方向都不变的恒力. 其中 γ 为阻尼子数, $n(s)$ 为轮廓曲线外法线方向, k_1 、 k_2 为常数. 当 $k_1 = 0$ 为高斯力 Snake 模型. 式(6)以曲线参数化形式表达曲线进化, 用差分法迭代求解可快速实现, 具有计算量小的特点. 气球气力参数活动轮廓模型虽然扩大了作用力范围, 但必须要求初始轮廓曲线在目标内部. 当初始轮廓曲线远离目标边界或者与目标和背景相交时, 很难收敛到正确的边界. Xu提出的梯度向量流也很难在医学图像中获得满意地分割效果.

3 类间方差参数活动轮廓模型

能量函数在活动轮廓模型中起着决定的因素. 当图像中只有目标和背景两类分片光滑区域时, 设图像 $I(x, y)$ 其区域为 Ω 面积为 A , 被轮廓曲线 C 分割为目标 Ω_1 (C 的内部) 面积为 A_1 , 以及背景 Ω_2 (C 的外部) 面积为 A_2 两个同质区域, 目标和背景两个区域以及整体区域的平均灰度值 c_1 、 c_2 、 c 分别为:

$$c_1 = \iint_{\Omega_1} I(x, y) dx dy / \iint_{\Omega_1} dx dy$$

$$c_2 = \iint_{\Omega_2} I(x, y) dx dy / \iint_{\Omega_2} dx dy$$

$$c = \iint_{\Omega} I(x, y) dx dy / \iint_{\Omega} dx dy$$

建立如下能量函数:

$$E(C) = -\frac{A_1}{A} (c_1 - c)^2 - \frac{A_2}{A} (c_2 - c)^2 \quad (7)$$

能量函数 $E(C)$ 由目标和背景两区域类间方差描述, 即目标区域平均灰度值 c_1 与整体区域的平均灰度值 c 之差的平方, 背景区域平均灰度值 c_2 与整体区域的平均灰度值 c 之差的平方, 两者加权之和. 由于能量函数 $E(C)$ 是两区域平均灰度值的函数, 因此, 该能量函数融合了区域信息. 当两区域平均灰度值与整体区域的平均灰度值距离最大化时, 能量 $E(C)$ 最小化. 随着轮廓曲线 C 由初始位置进化到目标真实边界时, 两区域类间方差最大, 这时轮廓曲线 C 完成图像分割任务, C 内部的区域为目标, C 外部的区域为背景. 由于能量函数 $E(C)$ 融合区域信

息,提高了该模型对图像分割的能力,并且大大降低了对噪声的影响. 因为 $A_1 = \iint_{\Omega_1} dx dy, A_2 = \iint_{\Omega_2} dx dy, A = \iint_{\Omega_1 \cup \Omega_2} dx dy$, 所以, $\frac{\delta A_1}{\delta C} = n, \frac{\delta c_1}{\delta C} = \frac{I - c_1}{A_1} n, \frac{\delta A_2}{\delta C} = -n, \frac{\delta c_2}{\delta C} = -\frac{I - c_2}{A_2} n$.

对能量函数 $E(C)$ 求变分 $\delta E(C)/\delta C$:

$$\frac{\delta E(C)}{\delta(C)} = -\frac{1}{A} [((c_1 - c)(2I - c - c_1) - (c_2 - c)(2I - c - c_2))]n \quad (8)$$

根据梯度下降法,可得轮廓曲线 C 进化方程:

$$\partial C / \partial t = -\delta E / \delta C \quad (9)$$

参数活动轮廓模型式(6)表示轮廓曲线进化,右边的第三项为气球力,它是大小和方向都不变的恒力 $F_{\text{气球力}}$:

$$F_{\text{气球力}} = k_1 n \quad (10)$$

式(9)也表示轮廓曲线进化,所以 $\frac{\partial C}{\partial t} = \gamma \frac{\partial X}{\partial t}$, 其中 γ 为阻尼系数. 若将恒定的气球力修改为变力 $F_{\text{改进力}}$:

$$F_{\text{改进力}} = k_1 \frac{1}{A} [((c_1 - c)(2I - c - c_1) - (c_2 - c)(2I - c - c_2))]n \quad (11)$$

基于类间方差参数活动轮廓模型轮廓曲线进化方程:

$$\gamma \frac{\partial X}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial s} (\alpha \frac{\partial S}{\partial s}) - \frac{\partial^2}{\partial s^2} (\beta \frac{\partial^2 X}{\partial s^2}) + \frac{k_1}{A} [((c_1 - c)(2I - c - c_1) - (c_2 - c)(2I - c - c_2))]n(s) - k_2 \nabla P / \|\nabla P\| \quad (12)$$

不失一般性,设 $k_1 > 0$, 目标均值 c_1 小于背景均值 c_2 , 即 $c_1 < c < c_2$, $I(x, y)$ 为点 (x, y) 像素的灰度值. 令 $F_1 = (c_1 - c)(2I - c - c_1)$, $F_2 = -(c_2 - c)(2I - c - c_2)$, 当轮廓曲线处于目标区域, $I < (c_1 + c)/2$, $I < (c_2 + c)/2$ 则 $F_1 > 0, F_2 > 0$, 这时 $F_{\text{改进力}} > 0$, 轮廓曲线向外扩张. 愈远离目标边界的轮廓曲线, $I(x, y)$ 愈小, $F_{\text{改进力}}$ 力愈大, 轮廓曲线迅速地向真实目标边界靠拢; 反之, 愈靠近目标边界的轮廓曲线, $F_{\text{改进力}}$ 力小, 向真实目标边界前进速度较慢; 当轮廓曲线处于真实目标边界附近时, 这时 $F_{\text{改进力}}$ 近似为零时, 轮廓曲线在内力作用下, 收敛到正确目标边界, 且图像两区域类间方差最大.

4 实验与结论

实验环境为 Matlab6.5, $\alpha = 0.05, \beta = 0, \gamma =$

$1, k_1 = 0.15, k_1 = 2$. 图1为几种 Snake 模型对 32×76 像素医学图像分割. 图1(a)为 32×76 像素原图像, 图1(b)黑色的曲线为初始轮廓曲线叠加在原图像上, 可处于任意位置, 也可任意曲线. 图1(c)黑色曲线为在高斯外力 Snake 模型下迭代次数 30 次后, 轮廓曲线进化结果, 由于初始轮廓曲线不在目标边界附近, 在灰度均匀区域高斯外力迅速下降为零, 无法继续进化, 不能实现正确分割. 图1(d)黑色曲线为在气球力 Snake 模型下迭代次数 6 后, 曲线进化结果, 因初始轮廓曲线没有全部位于目标区域内部, 而是跨越目标和背景两个区域, 故无法实现正确分割. 图1(e)黑色曲线为在梯度矢量流模型 (GVF) 下迭代次数 2 次后, 曲线进化结果, 因 GVF 模型收敛范围有限, 它也不能进化到正确的目标边界, 无法实现正确分割. 图1(f)为文中算法基于类间方差参数活动轮廓模型图像分割, 迭代次数 18 次后曲线进化结果, 由于引入区域信息, 轮廓曲线能进化到正确的目标边界位置, 对模糊边界图像能完成分割任务^[7-8].

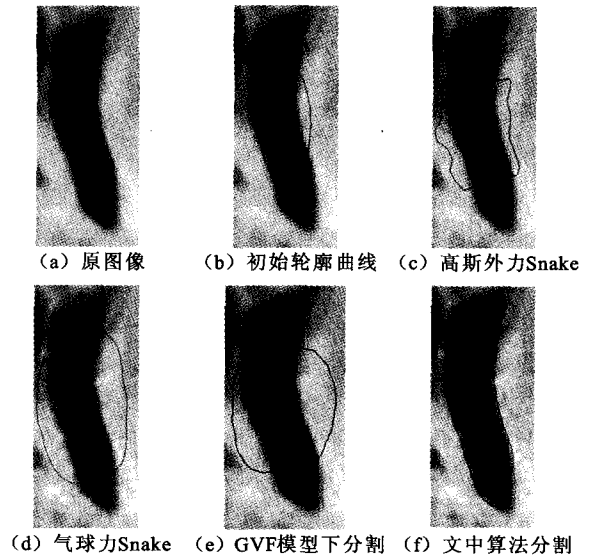


图1 几种 Snake 模型对医学图像分割

图2 基于类间方差参数活动轮廓模型在不同初始轮廓曲线位置下对图像分割.

图2(a)为原图像, 其中白色曲线为初始轮廓曲线, 可处于目标内部任意位置, 且初始轮廓曲线距目标边界较远; 图2(b)为基于类间方差参数活动轮廓模型迭代 32 次后对(a)分割结果, 从实验可知当初始轮廓线在目标内部时, 该模型能获得正确分割. 图2(c)为原图像, 其中黑色的初始轮廓曲线与目标和背景相交, 且初始轮廓线距目标边界较近; 图2(d)为基于类间方差参数活动轮廓模型迭代 14 次后对

(c)分割结果,从实验可知当初始轮廓曲线与目标和背景相交时,该模型也能获得正确分割.图 2(e)为原图像,其中黑色的初始轮廓曲线在背景内部,且接近目标真实边界;图 2(f)为基于类间方差参数活动轮廓模型迭代 5 次后对(e)分割结果,从实验可知当初始轮廓曲线在背景内部时,该模型同样能获得正确分割.由于基于类间方差参数活动轮廓模型引入了两区域灰度平均值的区域信息,能适用于医学图像模糊边界分割,该模型对不同初始轮廓线都能获得正确分割,表明基于类间方差参数活动轮廓模型对初始轮廓线位置不敏感;并且初始轮廓曲线愈接近目标真实边界,迭代次数愈少,分割速度愈快.

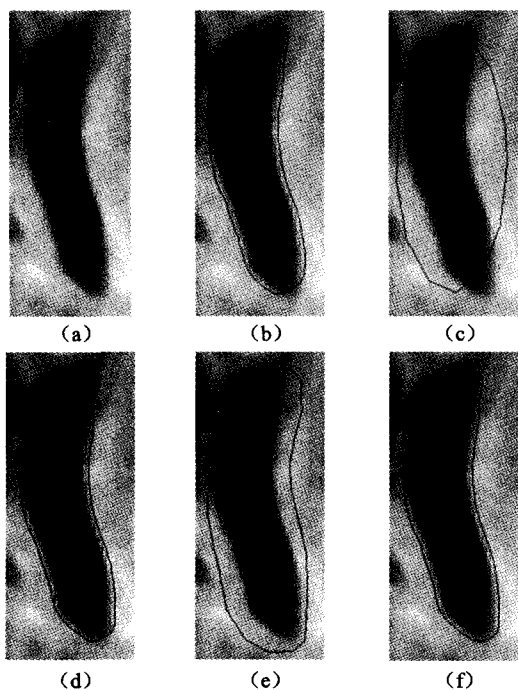


图 2 基于类间方差参数活动轮廓模型在不同初始轮廓曲线位置下对图像分割

5 结束语

通过上述分析和实验可知,将气球力参数活动轮廓模型中的恒定气球力修改为变力,所得到基于类间方差参数活动轮廓模型,由于变力包含区域信息,该模型对初始轮廓线位置不敏感,能实现对医学图像自动分割,并且结果正确.

参考文献:

- [1] 吴成茂. 模糊熵的修改及其在图像分割中的应用[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(1): 25-28.
- [2] 汤晖, 许伦辉, 汤青波. 退火遗传算法在交通图像分割中的应用研究[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(8): 22-26.
- [3] 李培华, 张田文. 主动轮廓线模型综述[J]. 软件学报, 2000, 11(6): 751-757.
- [4] Williams D J, Shab M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation[J]. CVGIP: Image Understanding, 1992, 55(1): 14-26.
- [5] Cohen L D. On active contour models and balloons[J]. CVGIP: Image Understanding, 1991, 53(2): 211-218.
- [6] Xu Chenyang, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7(3): 359-369.
- [7] 蒋晓悦, 赵荣椿. B-样条子波在图像边缘检测中的应用[J]. 中国体视学与图像分析, 2002, 7(4): 198-201.
- [8] 徐剑, 黄志彦, 曹春红. 基于小波多尺度分析与 GVF Snake 的空中目标提取[J]. 电子与控制, 2002, 11(4): 32-35.

作者简介:

崔 鸣 男, (1972-), 硕士研究生, 工程师. 研究方向为信息处理.

周昌雄 男, (1965-), 博士, 教授.