

基于边缘扩散信息拟合的测地线活动轮廓模型

于晓升, 吴成东, 陈东岳, 齐苑辰

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 针对测地线活动轮廓模型对轮廓初始化敏感的问题, 提出一个基于边缘扩散信息拟合的测地线活动轮廓模型. 首先定义了一个与图像边缘法线方向的二阶导数相关的扩散方程, 通过求解这个扩散方程获得边缘扩散信息, 利用这种边缘扩散信息构建了一个新的力场; 然后由该力场驱动活动轮廓演化, 使活动轮廓可以从边缘的两侧向真实目标边缘逼近, 最终收敛到期望的边缘. 本文模型采用一种快速有效的数值方法实现, 水平集函数在整个演化过程中无需重新初始化, 活动轮廓演化速度得到显著提高. 一系列的人工和真实图像的实验结果表明, 本文模型不仅对于初始轮廓的位置选择不敏感, 并且可以分割弱边界目标、具有复杂几何结构的目标和带有孔洞结构的目标, 综合性能优于一些传统算法.

关 键 词: 边缘扩散信息; 测地线活动轮廓; 力场; 水平集

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2015)02-0157-06

Geodesic Active Contour Model Based on Edge Diffusion Information Fitting

YU Xiao-sheng, WU Cheng-dong, CHEN Dong-yue, QI Yuan-chen

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: YU Xiao-sheng, E-mail: yuxiaosheng7@hotmail.com)

Abstract: Aiming at the sensibility of geodesic active contour model to contour initialization, a model was proposed based on edge diffusion information fitting. A diffusion functional was defined, which is related to the second derivative in the normal direction of image edge, and the edge diffusion information was obtained by solving this diffusion functional. Then, the edge diffusion information was utilized to construct a novel force field, which drives the active contour to evolve and converge to desirable edges. An efficient numerical method was used for the implementation of the proposed model in order to converge rapidly and avoid reinitialization. Experimental results on a series of real and synthetic images demonstrate that the proposed model is robust to the initial contour, and it can segment the objects with the weak edges successfully, as well as the objects with complex geometry shapes and the objects with interior and exterior boundaries. It has better segmentation performance compared with some traditional models.

Key words: edge diffusion information; geodesic active contour; force field; level set

图像分割是图像处理和计算机视觉领域的基础研究课题, 活动轮廓模型^[1]作为这个领域的重要工具之一, 一直受到人们的极大关注.

活动轮廓模型的基本思想是在图像域中定义一条曲线, 曲线在图像数据的约束下进行演化并最终停止在目标的边缘上, 实现图像分割. 根据源于图像数据的约束条件, 活动轮廓模型可以分为

两类: 基于边缘的活动轮廓模型和基于区域的活动轮廓模型; 两类模型各有优缺点, 需要根据待分割目标的特点进行选择. 本文讨论基于边缘的活动轮廓模型.

测地线活动轮廓模型^[2] (geodesic active contour, GAC) 是一种经典的基于边缘的活动轮廓模型. GAC 模型利用图像的梯度信息推动活动

轮廓演化,使活动轮廓从远离边缘的位置向目标边缘逐渐逼近并最终停止在边缘上. GAC 模型的一个主要缺陷是对轮廓初始化敏感,初始轮廓线必须完全包围目标或者完全在目标的内部或外部,这极大地限制了 GAC 模型的应用. 针对上述问题,有多种改进方法^[3-5]. Paragios 等^[3]应用梯度矢量流^[6](gradient vector flow, GVF)作为轮廓演化的驱动力,提出了一种梯度矢量流测地线活动轮廓 (gradient vector flow geodesic active contour, GVFGAC) 模型. GVF 是一个双向的力场,可以使活动轮廓从边缘的两侧向边缘演化. 但是 GVF 力场中存在许多临界点^[5],使得 GVFGAC 模型仍对初始轮廓较为敏感. 受 GVFGAC 模型启发,研究人员提出了不同的外力场来驱动活动轮廓演化,其中, Xie 等^[5]根据静磁场对电流的作用原理来模拟目标边缘对活动轮廓的作用力,构建了一种静磁场力,提出了静磁场活动轮廓 (magnetostatic active contour, MAC) 模型. MAC 模型对初始轮廓的敏感性较低,能够处理具有弱边缘和复杂形状的目标,在实际应用中,取得了很好的结果. 尽管如此,这些模型在活动轮廓整个演化过程中,水平集函数需要重新初始化,这导致活动轮廓演化速度较慢. 在文献[7-8]中提出了一些快速有效的数值方案,解决了水平集函数周期性初始化问题,但都不适用于这些模型.

本文提出一个基于边缘扩散信息拟合的测地线活动轮廓模型. 该模型对初始轮廓不敏感,活动轮廓演化速度快,能够分割弱边界目标、复杂几何结构的目標和带有孔洞结构的目標,综合性能优于一些传统算法.

1 GAC 模型

GAC 模型是一种经典的基于边缘的活动轮廓模型,它是在 Snakes^[1]模型的理论基础上提出的,其能量泛函形式定义如下:

$$E^{GAC}(C(p)) = \int_0^L g(|\nabla I(C(s))|) ds = \int_0^1 g(|\nabla I(C(p))|) |c'(p)| dp. \quad (1)$$

式中: ∇ 表示梯度算子; s 表示 Euclidean 弧长; L 表示闭合曲线 $C(p)$ 的弧长; g 是边缘停止函数,

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I|}. \quad (2)$$

式中 G_{σ} 表示标准差为 σ 的高斯核. 用梯度下降法最小化能量方程(1),得到 GAC 模型的演化方程:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = gkN - (\nabla g \cdot N)N. \quad (3)$$

式中: N 为活动轮廓的单位内法向量; k 为活动轮廓的欧式平均曲率. Caselles 等^[2]提出,可以在式(3)中引入气球力改进其性能,

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(k + a)N - (\nabla g \cdot N)N. \quad (4)$$

由式(4)可知,活动轮廓演化时受到三种力的支配: k 为曲率平滑约束力,它源于活动轮廓自身,保证了活动轮廓演化过程中时刻保持光滑; a 为气球力,使活动轮廓可以通过收缩(或膨胀)的方式向真实目标边缘逼近,它们的强弱受到边缘停止函数 g 的控制; $\nabla g \cdot N$ 源于图像,是一种双向力,仅在目标边缘附近有意义,其作用是推动活动轮廓向目标边缘靠近并停止在边缘上. 活动轮廓在三种力的作用下演化,当三种力达到动态平衡时,活动轮廓收敛.

2 基于边缘扩散信息拟合的测地线活动轮廓模型

2.1 边缘扩散信息拟合力

GAC 模型的一个主要缺陷是它对初始轮廓敏感,即初始轮廓必须完全处于真实目标的内部或外部. 这是因为作为活动轮廓演化主要推动力的气球力是一个单向力场,使得活动轮廓只能同时收缩或膨胀. 当活动轮廓初始位置同时位于目标区域和背景区域时,这种单一演化方式使 GAC 模型无法准确收敛到目标边缘.

针对上述轮廓初始化情况,为了有效分割图像中的目标,位于目标区域的轮廓线和位于背景区域的轮廓线应采用截然相反的演化方式,即如果位于目标区域的轮廓线向外膨胀,那么位于背景区域的轮廓线则向内收缩,反之亦然. 图 1 展示了这种理想化的活动轮廓演化方式. 图中白色圆形区域为目标区域,其他区域为背景区域. 为实现上述演化方式,驱动 GAC 模型演化的外力场在目标区域和背景区域需要具有相反的符号.

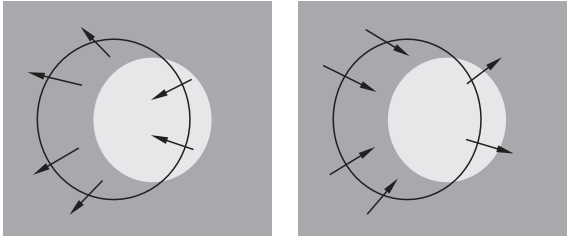


图 1 理想的活动轮廓演化
Fig. 1 Ideal evolution of the active contours

沿图像边缘法线方向的二阶导数 I_{NN} 是一种广泛应用的边缘描述子^[9], 它能够较好地捕获弱边缘, 其在边缘两侧具有相反的符号, 本文采用扩散的方法将 I_{NN} 的局部符号信息扩展至整个图像域:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g \nabla^2 I_{NN} - h(u - I_{NN}). \quad (5)$$

式中 g 和 h 分别定义如下:

$$g(|\nabla I|) = \exp^{-\left(\frac{|\nabla I|}{k}\right)^2}, h(|\nabla I|) = 1 - g(|\nabla I|). \quad (6)$$

u 表示图像边缘扩散信息, 它是通过偏微分方程(5)对沿图像边缘法线方向的二阶导数 I_{NN} 进行扩散得到的, 在目标区域和背景区域具有相反的符号. g 和 h 是两个权值函数, k 是梯度阈值. g 是关于图像梯度模值的单调递减函数, h 是关于图像梯度模值的单调递增函数. 在图像的边缘, g 较小, 降低了扩散速度, h 较大, 增加了 $(u - I_{NN})$ 的权重, I_{NN} 得到了有效的保护. 在图像的平坦区域, g 较大, 增加了扩散速度, 能够快速将 I_{NN} 的局部符号信息扩展至全局. u 可通过对式(5)迭代求解获得.

在上述工作的基础上, 本文提出一个边缘扩散信息拟合力, 定义如下:

$$d = \text{sign}(u) b. \quad (7)$$

式中 b 为一个正的常数, d 表示边缘扩散信息拟合力. 显然, d 与 u 在图像中每一点的符号是一致的, 满足上述外力场的需求. 此外, 由于 I_{NN} 能够较好地捕获图像弱边缘, 因此, u 在弱边缘处具有准确的符号信息, 这一性质使得 d 对弱边缘不敏感. 本文将用于 GAC 模型, 作为模型的演化推动力.

2.2 本文模型及数值方法

在变分水平集算法框架下, GAC 模型能量泛函重新定义为

$$E^{\text{GAC}}(\phi) = \int_{\Omega} g \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla \phi| dx + a \int_{\Omega} g H_{\varepsilon}(-\phi) dx. \quad (8)$$

式中 ϕ 为水平集函数, 函数 $H_{\varepsilon}(\phi)$ 为正则化 Heaviside 函数, 函数 $\delta_{\varepsilon}(\phi)$ 为相应的正则化 Dirac 函数, 定义如下:

$$H_{\varepsilon}(\phi) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left(1 + \frac{\phi}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \sin\left(\frac{\pi \phi}{\varepsilon}\right) \right), & |\phi| \leq \varepsilon; \\ 1, & \phi > \varepsilon; \\ 0, & \phi < -\varepsilon. \end{cases} \quad (9)$$

$$\delta_{\varepsilon}(\phi) = \begin{cases} \frac{1}{2\varepsilon} \left[1 + \cos\left(\frac{\pi \phi}{\varepsilon}\right) \right], & |\phi| \leq \varepsilon; \\ 0, & |\phi| > \varepsilon. \end{cases} \quad (10)$$

式中 ε 为正则化参数. 本文利用边缘扩散信息拟合力代替式(8)中的气球力, 提出一个基于边缘扩散信息拟合的测地线活动轮廓模型, 定义如下:

$$E^{\text{DGAC}} = \int_{\Omega} g \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla \phi| dx + d \int_{\Omega} g H_{\varepsilon}(-\phi) dx. \quad (11)$$

与 GAC 模型相比, 本文模型采用边缘扩散信息拟合力作为活动轮廓演化的主要推动力. 边缘扩散信息拟合力是一个双向的全局力场, 可以使活动轮廓同时从边缘的两侧向目标边缘逼近, 直至收敛; 边缘扩散信息拟合力对弱边缘具有较好的鲁棒性, 在弱边缘的两侧力场是截然相反的, 使得活动轮廓能够准确地停止在弱边缘上.

为了保证活动轮廓演化的稳定性, 防止水平集函数在靠近边缘时变得太陡或太平坦, 传统水平集方法需要将水平集函数初始化为一个符号距离函数, 并且在活动轮廓的整个演化过程中, 水平集函数必须周期性地重新初始化为符号距离函数, 这极大地增加了计算量和计算复杂度. 现有的许多重新初始化方法会导致负面效果, 如牵引零水平集远离边界, 很难判定何时进行重新初始化^[7]. 针对上述问题, 研究人员提出了许多解决方案^[7-8]. 其中, Li 等^[7] 提出了一个距离正则化水平集演化方法, 通过在活动轮廓模型的变分水平集^[10]公式中引入一个距离正则化项, 使水平集函数不必初始化为一个符号距离函数, 在整个演化过程中无需重新初始化, 并且可以采用更大的时间步长提高演化速度. 因此, 鉴于 DRLSE 方法在数值求解过程中的优势, 本文模型予以采用. 式(11)引入一个距离正则化项, 同时为实现泛函各项之间的平衡, 在曲线加权长度约束项中引入调节参数 λ , 式(11)重写为

$$E^{\text{DGAC}} = \mu \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dx + \lambda \int_{\Omega} g \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla \phi| dx + \int_{\Omega} g H_{\varepsilon}(-\phi) dx. \quad (12)$$

采用梯度下降法最小化能量方程 E^{DGAC} , 得到如下演化方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \text{div} \left[\frac{p'(|\nabla \phi|)}{|\nabla \phi|} \nabla \phi \right] + \lambda \delta_{\varepsilon}(\phi) \text{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + d g \delta_{\varepsilon}(\phi). \quad (13)$$

式中函数 p' 是势能函数 p 的一阶导数:

$$p'(|\nabla \phi|) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} \sin(2\pi |\nabla \phi|), & |\nabla \phi| \leq 1; \\ |\nabla \phi| - 1, & |\nabla \phi| > 1. \end{cases} \quad (14)$$

对式(13)进行迭代求解即可获得最终的分

割结果.

本文算法具体步骤描述如下.

步骤 1 使用高斯滤波器对图像进行平滑处理,降低噪声的干扰.

步骤 2 初始化水平集函数 $\phi(x)$:

$$\phi(x)=\begin{cases}-c_0, & x\in R; \\ c_0, & \text{其他}.\end{cases}\quad (15)$$

式中 c_0 为一常数, R 为图像中任意一个闭合区域.

步骤 3 根据式(5)计算图像边缘扩散信息 u .

步骤 4 根据式(13)演化水平集.

步骤 5 判断水平集函数是否收敛,本文采用文献[11]中方法作为收敛条件判断,定义如下:

$$Q=|L(C(n))-L(C(n-1))|. \quad (16)$$

式中 $|L(C(n))-L(C(n-1))|$ 为曲线 C 在相邻 2 次迭代时的长度改变量,如果 $Q<\xi$, ξ 为一个小的正数,水平集函数收敛,停止演化;否则返回步骤 3.

3 实验结果与分析

用本文提出的模型分割不同类型的图像,并与 GAC 模型和 GVFGAC 模型的分割结果比较,

验证算法的有效性. 实验平台为 Windows XP 的 PC(Intel D820 CPU/2 GB 内存),实验中所有模型的仿真程序均为 Matlab 编写. GAC 模型和 GVFGAC 模型演化过程中,采用二阶基本无震荡差分格式(ENO2)计算重新初始化的水平集函数.

对于本文所有的实验,有如下参数可以固定:时间步长 $\Delta t=5$,正则化参数 $\varepsilon=1.5$,常数力 $b=3$,曲线长度项参数 $\lambda=5$,距离正则化项参数 $\mu=0.4$. 梯度阈值 k' 需要根据不同的图像设定不同的数值.

图 2 为使用上述 3 种模型分割一幅灰度均匀的人工图像的实验仿真结果. 人工图像中包含 4 个独立的不规则几何形状. 如图 2a 所示,本次实验的初始轮廓是一个以图像中心位置为圆心的圆形,轮廓与这 4 个目标接触. 图 2b 为 GAC 模型的分割结果,可以看到由于初始轮廓同时位于目标和背景区域,活动轮廓没有收敛,分割失败. 图 2c 为 GVFGAC 模型的分割结果,从图中可以看出,GVF 力场的临界点阻止了活动轮廓继续向目标边界演化,导致图像分割结果不理想. 图 2d 为本文模型的分割结果,本文模型对轮廓的初始化不敏感,轮廓最终准确地停止在目标的边缘上,分割效果理想.

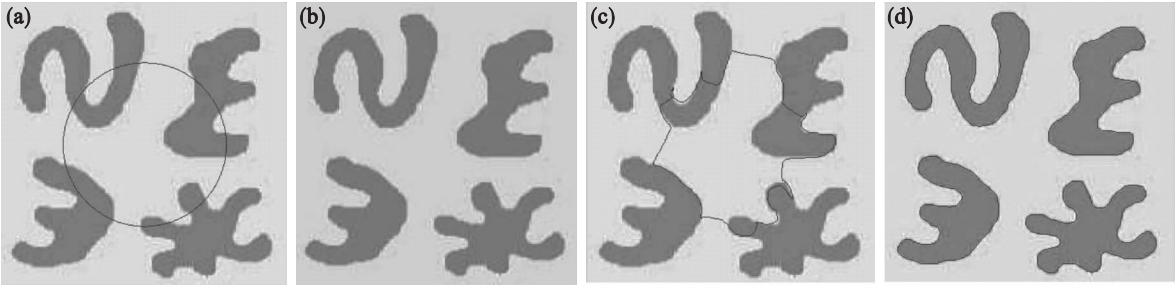


图 2 人工图像分割结果比较
Fig. 2 Comparison of the segmentation results for a synthetic image
(a)—原图; (b)—GAC 模型分割结果; (c)—GVFGAC 模型分割结果; (d)—本文模型分割结果.

图 3 展示 3 种模型分割弱边缘图像的能力. 图中目标是一个部分边缘模糊的圆形,几何结构特征不明显. 为了使上述 3 种算法的比较有意义,将初始轮廓的位置设置在目标的内部,使活动轮廓的演化结果不受初始轮廓位置影响,如图 3a 所示. 从图中可以看出,GAC 模型在一些弱边缘处发生了边缘泄露,没有收敛到期望的边缘;GVFGAC 模型和本文模型有效地克服了弱边缘的干扰,演化的轮廓最终准确地停止在目标的边缘上,分割效果理想.

图 4,图 5 展示了 3 种模型分割带孔目标和

具有复杂几何结构目标的能力. 如图 4a 所示,图中目标含有两个圆形孔洞,将初始轮廓的位置设置在目标和孔洞之间. 从图 4b~4c 可以看出:GAC 模型无法分割带孔目标,GVFGAC 模型受 GVF 力场的临界点影响,图像分割结果不理想;本文模型都准确地分割了目标的内轮廓和外轮廓,分割效果理想. 图 5 包含 4 个独立的具有复杂几何结构的形状,这几个形状中包含大量的孔洞,初始轮廓是一个以图像中心位置为圆心的圆形(图 5a),与这 4 个目标相互接触. 从图 5b~5c 可以看出:GAC 和 GVFGAC 模型都无法准确分割

这些复杂几何形状;图 5d 为 MAC 模型和本文模型的分割结果,4 个目标均被准确地分割出来.

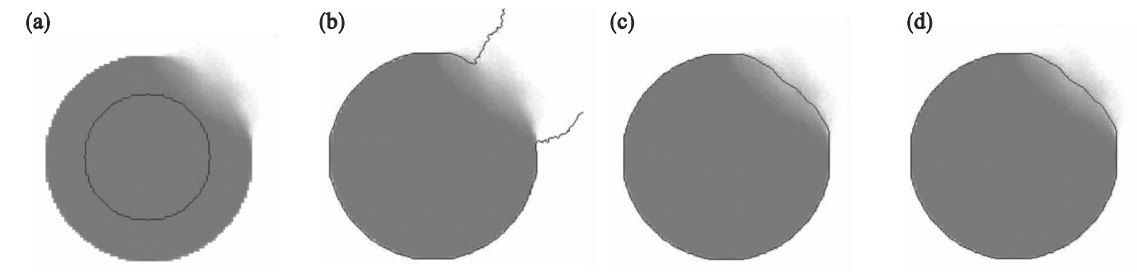


图 3 弱边缘图像分割结果比较

Fig. 3 Comparison of the segmentation results for an image with weak edges

(a)—原图; (b)—GAC 模型分割结果; (c)—GVFGAC 模型分割结果; (d)—本文模型分割结果.

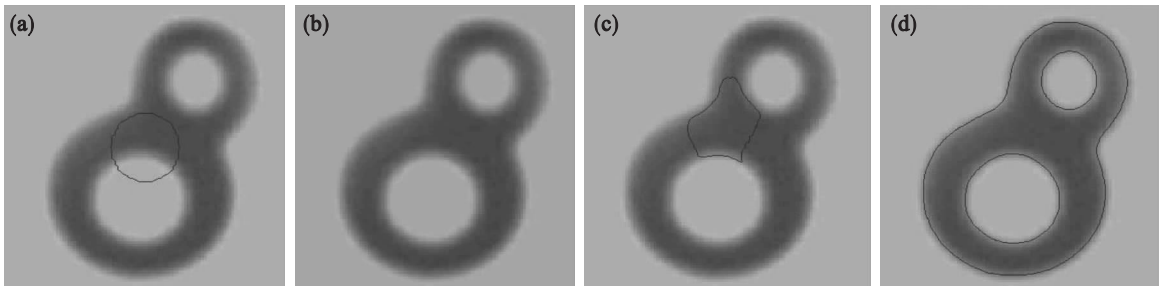


图 4 带孔图像分割结果比较

Fig. 4 Comparison of the segmentation results for an image with interior and exterior boundaries

(a)—原图; (b)—GAC 模型分割结果; (c)—GVFGAC 模型分割结果; (d)—本文模型分割结果.

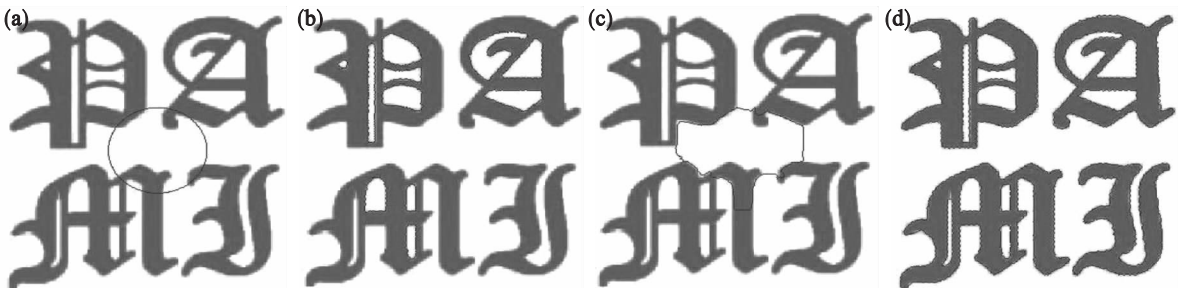


图 5 复杂几何结构图像分割结果比较

Fig. 5 Comparison of the segmentation results for an image with complex shapes

(a)—原图; (b)—GAC 模型分割结果; (c)—GVFGAC 模型分割结果; (d)—本文模型分割结果.

4 结 语

本文提出了一个基于边缘扩散信息拟合的测地线活动轮廓模型. 本文模型能够灵活地设置初始轮廓,准确快速地分割弱边界目标、复杂几何结构目标和带有孔洞结构的目标,综合性能优于一些传统算法.

参考文献:

[1] Kass M, Witkin A, Terzopoulus D. Snakes: active contour model[J]. *International Journal of Computer Vision*,1988,1(4):321-331.

[2] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*,1997,22(1):

61-79.

[3] Paragios N, Mellina-Gottardo O, Ramesh V. Gradient vector flow fast geometric active contours[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(3): 402-407.

[4] Jalba A, Wilkinson M, Roerdink J. CPM: a deformable model for shape recovery and segmentation based on charged particles. [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(10): 1320-1335.

[5] Xie X H, Mirmehdi M. MAC: magnetostatic active contour model [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(4): 632-646.

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