

图像分割中局部能量驱动的快速主动轮廓模型<sup>\*</sup>吴继明<sup>1,2,\*</sup>, 朱学峰<sup>2</sup>, 熊建文<sup>3</sup>, 鲍苏苏<sup>1</sup>

(1. 华南师范大学计算机学院, 广东 广州 510631; 2. 华南理工大学自动化科学与工程学院, 广东 广州市 510640; 3. 华南师范大学物理与电信学院, 广东 广州市 510631)

**摘要:**为了解决图像对象灰度分布不一致性的分割难题,提高图像分割速度,提出了一个全新的快速主动轮廓模型。它由曲线周围局部的统计信息驱动曲线发生形变演化,并使用图像中的边缘信息来引导曲线的演化方向。模型中,根据区域模板与演化曲线共同定义的局部统计信息创建数据拟合项,并应用水平集方法求解曲线的演化。对合成图像和医学图像的实验结果表明,本文提出的分割模型可以同时分割多个灰度不一致的对象,分割速度快,结果稳定,对噪声具有很好的鲁棒性。

**关键词:**图像分割; 灰度不一致; 水平集方法; 主动轮廓模型; 局部区域能量

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2010)01-0140-04

## A fast active contour model for image segmentation driven by local region energy

WU Ji-ming<sup>1,2,\*</sup>, ZHU Xue-feng<sup>2</sup>, XIONG Jian-wen<sup>3</sup>, BAO Su-su<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science and Engineering, South China Normal University, Guangzhou 510631, China;

2. School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangdong 510640, China; 3. School of Physics and Communication Engineering, South China Normal University, Guangzhou 510631, China)

**Abstract:** In order to overcome the difficulties caused by intensities inhomogeneity and improve the speed of image segmentation, we propose a novel active contour model in which the curve evolution is driven by the statistical information around the curve, and the curve is forced to march toward the boundary under the alignment term. In our model, the data fitting term, which is constructed by the local information between the curve and mask, is incorporated into a variational level set formulation to be solved. Experiment results on the synthetic and medical images demonstrate that our new active contour model can segment multi-objects with intensity inhomogeneity at a faster convergence speed, and it is robust to noise.

**Key words:** image segmentation; intensity inhomogeneity; level set method; active contour model; localizing region energy

## 1 引言

在自然图像和医学图像中,绝大多数目标对象都是非均匀分布的,经典的基于区域的主动轮廓模型,如 Chan 和 Vese<sup>[1]</sup> 提出的 piecewise constant 模型(简称 C-V 模型),无法取得正确的分割边界。为了解决这类灰度分布不一致图像的分割问题, Vese 和 Chan<sup>[2]</sup> 提出了分段光滑模型 piecewise smooth 模型(简称 PS 模型), Tsai 等人<sup>[3]</sup> 提出了一个基于曲线演化理论、边值随机理论的分割模型。但是,这两类分割模型的计算量非常大,曲线收敛速度非常慢。祝世平等<sup>[4]</sup> 提出了基于结构元素块阈值分割的边缘检测方法,刘应乾等<sup>[5]</sup> 提出了活动轮廓与 Gx-

bor 滤波器结合的分割方法, An 等人<sup>[6]</sup> 提出了应用不同尺度参数进行局部估计近似的方法,但是在分割多目标、多模态对象的医学图像方面效率不高。

本文在 C-V 模型基础上,提出了一个全新的主动轮廓模型,它能快速分割出图像中灰度不一致的多个对象,并确保能量泛函收敛至全局最小值。该模型的能量函数建立在演化曲线周围的局部图像统计信息上,可以确保在曲线的演化过程中,通过曲线局部化的信息引导曲线形变,分割出各个不同灰度的对象。同时,在分割模型中充分应用了图像的边缘信息,在配准项的作用下可以极大地加快曲线的演化速度。

收稿日期: 2009-05-12 修订日期: 2009-08-03

\* 基金项目: 国家“863” 高技术研究发展计划资助项目(2006AA02Z346); 广东省自然科学基金团队资助项目(6200171); 佛山市禅城区产学研资助项目(2008B1034)

\* \* E-mail: wujm1170@163.com

## 2 局部区域信息驱动的快速主动轮廓模型

### 2.1 局部区域驱动曲线演化的基本思想

本文提出的主动轮廓模型,把演化曲线的局部统计信息融入了分割的变分框架中,它的基本分割思想是:在演化曲线的每一点上创建半径为  $r$  的圆模板,计算基于点的模板内局部化能量。在最小化各点处局部能量泛函的过程中,驱动曲线上的各个点进行演化,从而分割出各个灰度分布不均匀的对象。

用  $I_0$  表示定义于区域  $\Omega$  的给定图像,  $C$  表示一封闭曲线,它用符号距离函数  $\phi(x)$  的零水平集描述,即  $C = \{x | \phi(x) = 0\}$ 。曲线内外的区域可以用光滑的 Heaviside( $x$ ) 函数(简称为  $H(\cdot)$ )描述。同时,引入一个基于曲线上某点  $x$  的局部区域模板  $B(x, y)$ , 它被定义为  $B(x, y) = \begin{cases} 1, & |x - y| < r \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$ 。式中,  $r$  是一定大小的圆半径,  $x$  是模板的中心,  $y$  是区域  $\Omega$  中的任意一点,  $x, y$  为 2 个独立的空间变量。在这个能量模板的约束下,曲线  $C$  上点  $x$  局部化能量可以定义为

$$E_x^{\text{fit}}(c1(x), c2(x), C) = B(x, y) [ 1(I_0(y) - c1(x))^2 H(\phi(y)) + 2(I_0(y) - c2(x))^2 (1 - H(\phi(y))) ] dy + 1/|C| \quad (1)$$

上述能量模型反映出,数据拟合项  $c1(x)$ 、 $c2(x)$  是基于曲线上的各空间点的函数,不再是曲线内外区域的整体平均值。当曲线  $C$  刚好位于对象的边界处时,局部拟合能量  $E_x^{\text{fit}}$  能获得最小值,  $c1(x)$ 、 $c2(x)$  对曲线  $C$  两边的局部灰度强度做了最优估计。因此,这种修改后的数据拟合项更能表达出曲线演化过程中,局部化信息对曲线的驱动作用,从而能很好地解决灰度分布不均匀对象的分割问题。如果对图像域  $\Omega$  的所有点  $x$  求  $E_x^{\text{fit}}$  的最小值,则可以获得图像中的所有边界。因此,分割图像中所有边界的能量泛函可以表达为

$$E(c1(x), c2(x), C) = \int_{\Omega} E_x^{\text{fit}}(c1(x), c2(x), C) dx \quad (2)$$

为了进一步加快曲线的演化速度,在主动轮廓模型中引入了图像的边缘信息,利用图像的梯度信息作为曲线演化的方向标,增强曲线演化的方向性。 $L1$  域规则化的数据拟合项能更好地保持能量泛函全局最小化的几何属性<sup>[7]</sup>, 我们的分割模型采用  $L1$  域的数据拟合形式。另外,为了简化曲线的重新初始化过程,使用 Li<sup>[8]</sup> 提出的隐式方法来实现。因此,新模型的能量泛函被定义为

$$E(c1(x), c2(x), C) = \int_{\Omega} B(x, y) [ 1/|I_0(y) - c1(x)| + H(\phi(y)) + 2/|I_0(y) - c2(x)| (1 - H(\phi(y))) ] dy dx - 2 \int_{\Omega} \langle \nabla I, \nabla \phi \rangle ds + 3 \int_{\Omega} \frac{1}{2} (\phi(x) - 1)^2 dx + 1 \int_{\Omega} \nabla H(\phi(x)) / dx \quad (3)$$

式中:右边的第 1 项是对图像数据进行分割的  $L1$  域数据拟合项;第 2 项是加速曲线演化的配准项;第 3 项为隐式重新初始化函数  $\phi(x)$  为符号距离函数;第 4 项是对曲线长度的规则化项。

### 2.2 模型能量泛函的变分形式与算法实现

图像的分割过程就是求解能量泛函极值的过程,将 2-D 曲

线  $C$  嵌入到 3-D 空间中,使用水平集方法求解曲线的演化,从而保证分割对象过程中的拓扑属性;并应用标准的梯度下降法最小化能量泛函(3)。为了高效计算演化曲线上任意一点  $(x)$  处的局部化能量,使用中心位于  $x$  处大小为  $13 \times 13$  的固定模板,提取该点周围的局部化信息。在水平集方法中,当曲线  $C$  被表示函数  $\phi$  的零水平集时,曲线的长度可以定义为  $|\nabla H(\phi(x))| dx$ 。首先,固定水平集函数  $\phi$ ,通过能量泛函  $E(c1, c2, C)$  对函数  $c1(x)$ 、 $c2(x)$  的最小化,来计算  $c1(x)$ 、 $c2(x)$  的值,即

$$c1(x) = \frac{\int_{\Omega} B(x, y) I_0(y) H(\phi(y)) dy}{\int_{\Omega} B(x, y) H(\phi(y)) dy};$$

$$c2(x) = \frac{\int_{\Omega} B(x, y) I_0(y) (1 - H(\phi(y))) dy}{\int_{\Omega} B(x, y) (1 - H(\phi(y))) dy} \quad (4)$$

然后,固定  $c1(x)$ 、 $c2(x)$  的值,使用标准梯度下降法求能量泛函  $E(c1, c2, C)$  对  $\phi$  的最小值,获得曲线演化 PDE 的解为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = [- (m1 - m2) - 2 \text{sign}(\langle \nabla I_0, \nabla \phi \rangle) I_0] \phi + 3 [I - \text{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|})] \phi + 1 (\phi) \text{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) \quad (5)$$

其中:  $m1 = \int_{\Omega} B(x, y) / I_0(y) - c1(x) / dy$ ;  $m2 = \int_{\Omega} B(x, y) / I_0(y) - c2(x) / dy$ 。

在上述有限差分方案中,为了保证计算可靠的全局静态最小值,使用紧支持正则化函数  $H(\cdot)^{[1]}$  来近似估计  $H(\cdot)$ ,  $H(\cdot) = \frac{1}{2} [1 + \frac{2}{\pi} \arctan(\frac{\phi}{\epsilon})]$ , 则  $H(\cdot)$  的导数可以表示为  $\phi(x) = \frac{1}{x^2 + \epsilon^2}$ 。

本文基于有限差分方案的实现算法为

- 1) 创建模板  $B(x, y)$ , 并任意初始化一符号距离函数  $\phi$ ;
- 2) 根据式(4)计算局部区域模板约束下的曲线内、外的描述函数;
- 3) 在式(5)的作用下,计算下一时间步长的曲线演化;
- 4) 在给定的迭代次数内,重复执行步骤 2 和 3。

## 3 实验结果与分析

对合成图像、医学图像进行了分割处理,验证新的分割模型性能,并与 C-V 模型<sup>[11]</sup>、An s 模型<sup>[6]</sup>进行比较。实验过程中,使用到的参数被设定为  $\alpha = 1$ ,  $\beta_1 = 1$ ,  $\beta_2 = 1$ ,  $\beta_3 = 1$ ,  $\beta_4 = 1$ ,  $t = 0.1$ ,  $\epsilon = 0.001 \times 255 \times 255$ , 初始化曲线被设定为二值函数。在每个实验中,所有分割模型使用相同的参数。

图 1 给出了 3 种分割模型对噪声合成图像分割结果的比较。合成图像大小为  $79 \times 75$ , 有较强的噪声,其中的 3 个对象灰度分布不均匀。实验结果表明,我们的模型能在 60 次迭代内完全分割出 3 个不同的对象,在之后的多次迭代过分割中结果仍然保持稳定;C-V 模型中曲线演化了 20 次后就基本停止了,无法正常分割目标,An s 模型能分割出目标,但是算法需要迭代 140 次,曲线演化速度缓慢。

医学图像的显著特征是“噪声大,对比度低,拓扑结构复杂,灰度分布极不均匀”。分别对 X 射线图像和 MRI 图像进行分割实验。图 2 给出了 3 个不同模型对血管 X 射线图像进行

分割的演化过程。图像大小分别为  $103 \times 131$ , 图像中血管的边界非常模糊, 含有大量的噪声, 特别是在最底部的小分支血管, 肉眼已经很难分辨出边界。比较(a)与(c)可知, An's模型100次迭代后的曲线演化状态, 本文模型只需要20次迭代就可以完成, 剩下的时间主要消耗在最弱、最模糊的边界分割上。分割过程表明, 本文模型可以精确地分割出所有的对象, 在边界

信息强的血管边界处, 由配准项主导曲线演化, 分割速度非常快, 而在图像最底部的弱边缘小血管处, 主要由区域能量引导曲线演化, 配准项不发生作用。C-V模型执行20次迭代后曲线就停止了, 无法分割出血管边界; An's模型虽然可以分割出所有血管, 但是总的迭代次数非常大, 且在分割图像中最底部的弱边缘小血管时迭代了120次之久。

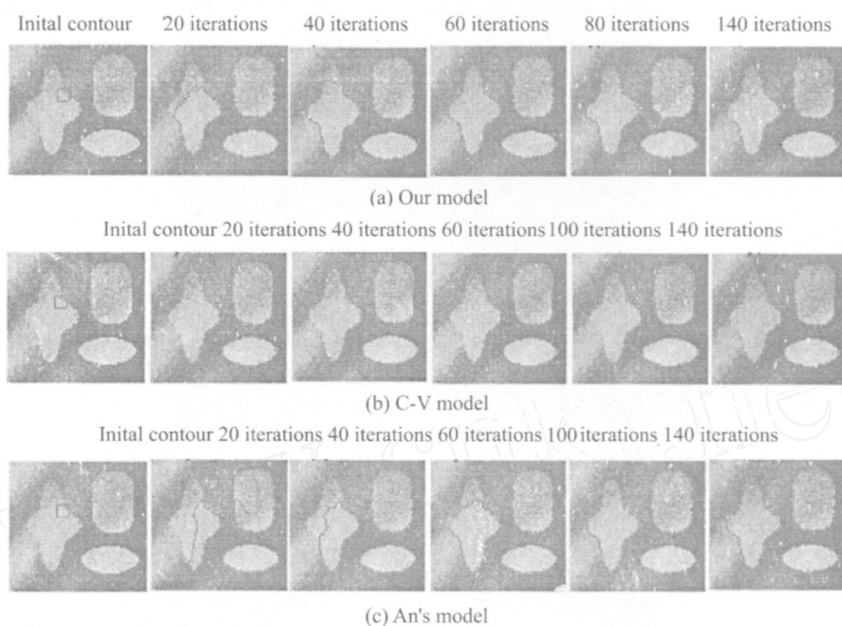


图1 3个分割模型对噪声合成图像分割结果对比

Fig.1 Segmentation results of three different models applied to a noisy synthetic image

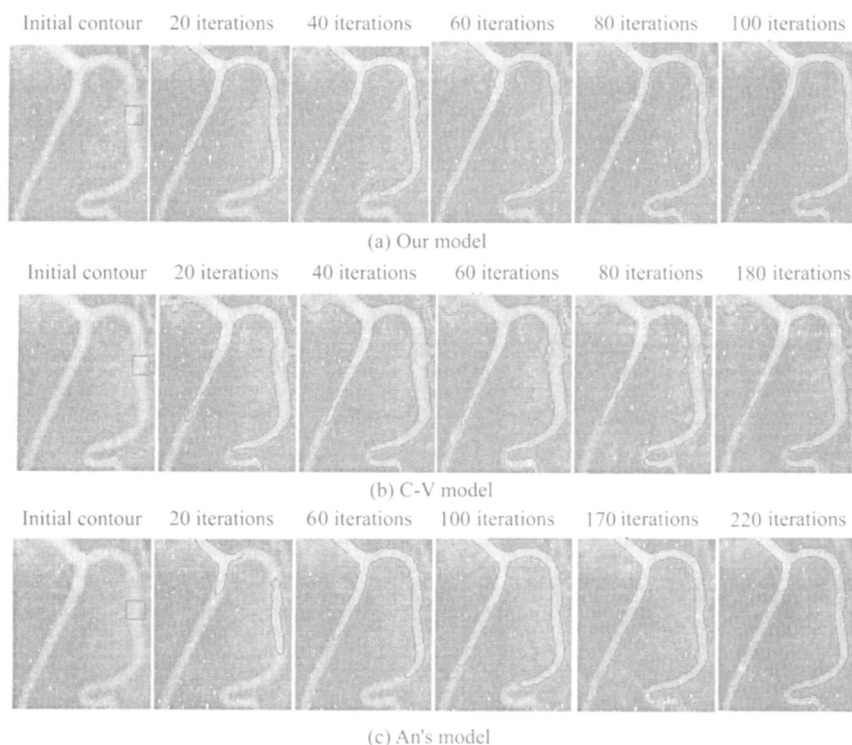


图2 3个模型分割血管X射线图像的对比

Fig.2 Comparison of three different models on the segmentation of X-ray

图 3 是对大脑灰质、白质 MRI 图像(119 ×78)分割的实例,白质对象的结构复杂,存在很多的拓扑分支,在白质各个分支的尾端,有些白质灰度值甚至比灰质的灰度强度还小。然而,我们的模型能快速地在 100 次迭代中分割完整的大脑白质边界,An s 模型却需要 180 次的迭代,C-V 模型算法在迭代 40 次后就停止了,不能分割出白质的边界。

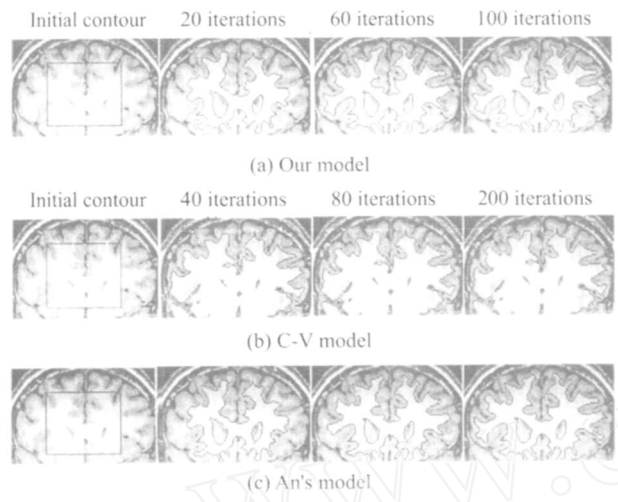


图 3 3 个模型分割大脑白质 MRI 图像的过程

Fig.3 The segmentation process on MRI among three different models

最后,对本文与 An s 模型在相同参数设置及完全一样的初始化曲线下分割相同目标的速度进行了量化比较。表 1 给出了两模型最终分割出图 1 ~ 图 3 中各对象边界的 CPU 时间,运行 Matlab 代码的 CPU 为 Pentium 4 处理器,主频为 2.8 GHz,内存为 1 GB,6.5 版本的 Matlab 程序运行在 WindowsXp 环境下。实验结果表明,本文的分割模型比 An s 模型具有更快的分割速度。

表 1 本文模型及 An s 模型分割图像 1、2 和 3 的 CPU 时间

Tab.1 CPU time(in second) for our model and Shawn model spent in the segmentation of images 1,2 and 3

	Fig. 1	Fig. 2	Fig. 3
Our mode	5.43	8.45	10.89
An s model	8.35	20.94	13.61

4 结论与展望

灰度分布不一致性是医学图像一大特点,经典的基于全

局区域信息的 C-V 模型不能取得正确的分割结果。针对医学图像的这一特点,本文在 C-V 模型基础上,提出了一个全新的分割模型。该模型基于局部区域能量建立主动轮廓模型的数据拟合项,用局部模板统计信息驱动曲线的演化,最终获得全局稳定解。另外,基于图像边缘信息的曲线演化方向矢量极大地缩小了曲线演化形变的路径,从而整体上提高了图像的分割速度。对合成图像、医学图像的实验表明,本文的分割模型能精确地分割出灰度分布不一致的多个对象,对边界模糊微弱的图像也能取得非常满意的分割结果,分割速度快,对噪声具有很好的鲁棒性。与 An s 模型分割结果对比,本文模型能量泛函驱动下的曲线演化路径更短,曲线收敛迅速,图像分割速度更快。今后,我们将把新模型扩展到彩色图像的分割领域,同时进一步研究模型中区域模板的尺寸与分割图像精细目标之间的关系。

参考文献:

[1] Chan T,Vese L. Active contours without edge[J]. IEEE Transaction on Image Processing,2001,10(2):266-277.  
[2] Vese L,Chan T F. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model[J]. International Journal of Computer Vision,2002,50(3):271-293.  
[3] Tsai A, Yezzi A, Willsky A S. Curve evolution implementation of the mumford-shah functional for image segmentation,denoising,interpolation,and magnification[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2001,10:1169-1186.  
[4] ZHU Shi-ping,XIA Xi,ZHANG Qing-rong. An edge detection algorithm in image processing based on point-by-point threshold segmentation[J]. Journal of Optoelectronics ·Laser(光电子·激光),2008,19(10):1383-1387. (in Chinese)  
[5] LIU Ying-qian, CAO Mao-yong, SUN Nong-liang. Wall-pasted cells segmentation based on active contour models and gabor filters[J]. Journal of Optoelectronics ·Laser(光电子·激光),2007,18(10):1255-1259. (in Chinese)  
[6] An Jung-ha, Rousson Mikael,Cherryang Xu. -convergence approximation to piecewise smooth medical segmentation[A]. Proc:Medical Image Computing[C]. 2007,4792:495-502.  
[7] Alliney S. Digital filters as absolute norm regularizers[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,1992,40(6):1548-1562.  
[8] LI Churr-ming,XU Cherr-yang,GUI Cang-feng,et al. Level set without re-initialization: a new variational formulation [A]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. 2005,05:1063-1069.

作者简介:

吴继明 (1973 - ) 男,博士研究生,讲师,主要从事图像处理、模式识别与智能的研究。