

带 H^1 正则项的 C-V 模型

张少华^{1,2}

(1. 遵义师范学院 数学系, 贵州 遵义 563002; 2. 重庆大学 数学与统计学院, 重庆 401331)

(zhangshaohuazy@163.com)

摘要: C-V 模型 (CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277) 是一个著名的基于区域的图像分割模型。它对活动轮廓的初始化和噪声不敏感, 但分割的图像的范围不够广泛。因此, 运用理论分析与实验相结合的方法, 在 C-V 模型中添加 H^1 正则项, 对其进行了改进, 提出了一个新颖的图像分割的能量泛函, 并推导出了以偏微分方程形式表示的基于区域的自适应插值拟合的活动轮廓模型。实验表明: 该模型能够分割某些原来 C-V 模型不适用的图像, 它对初始轮廓的大小、位置的敏感性较小, 抗噪性较强。

关键词: 图像分割; 活动轮廓; H^1 正则项; 偏微分方程; C-V 模型

中图分类号: TP391.413 **文献标志码:** A

C-V model with H^1 regular term

ZHANG Shao-hua^{1,2}

(1. Department of Mathematics, Zunyi Normal College, Zunyi Guizhou 563002, China;

2. College of Mathematics and Statistics, Chongqing University, Chongqing 401331, China)

Abstract: Chan-Vese (C-V) model (CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277) is one of the well-known region-based image segmentation models. It is much less sensitive to the initialization of the contours and noise; however, the range of segmented images are not enough extensive. Therefore, through using the method of combining theoretical analysis with experiment and adding H^1 regular term in C-V model, the algorithm was improved. A novel energy function for image segmentation was proposed, and an active contour model of region-based adaptive interpolation fit for a Partial Differential Equation (PDE) formulation was deduced. The experimental results show that the improved model can segment some images that C-V model is not applicable, and it is less sensitive to flexible initialization contours and significantly less sensitive to noise.

Key words: image segmentation; active contour; H^1 regular term; partial differential equation; Chan-Vese (C-V) model

0 引言

几何活动轮廓 (active contour) 模型或称为“蛇” (snake) 模型, 其基本思想是: 把演化曲线 (活动轮廓) 隐含地表示为一个高一维函数 (水平集函数) 的零水平集, 让水平集函数在一个偏微分方程 (组) 的控制下进行演化, 直到零水平集演化到图像的目标边缘为止。C-V (Chan-Vese) 模型或称 PC (Piecewise Constant) 模型, 是由 Chan 等人于 2001 年提出来的^[1]。C-V 模型对活动轮廓的初始化和噪声不敏感, 但分割图像的范围不够广泛。

近十年来, C-V 模型被许多学者从不同角度进行了拓展和改进。例如, 为了实现对不同灰度多目标轮廓的提取, Vese 等人^[2]于 2002 年提出了多相 C-V 模型, Gao 等人^[3]于 2005 年提出了多相 C-V 模型的层次 (hierarchical) 算法; 为了分割灰度不均一 (inhomogeneity) 图像 (目标物体的一部分比背景亮, 另一部分比背景暗), 2008 年, Li 等人^[4]提出了 RSF (Region-Scalable Fitting) 模型或称 LBF (Local Binary Fitting) 模型, RSF 模型能够分割灰度不均一图像, 但对活动轮廓的初始化和噪声较为敏感; 为了分割背景灰度变化大或背景灰度渐变的图像, 何瑞英等人^[5]于 2009 年提出扩展 C-V 模型; 徐玲凌等人^[6]于 2009 年提出一种改进的 C-V 水平集模型图像分割算法, 在一定程度上提高了图像分割的速度; 叶昆权等人^[7]于 2009 年提

出结合数学形态学和无边界主动轮廓模型的图像分割方法, 在一定程度上提高了分割的精确度; 杨青等人^[8]于 2010 年运用广义模糊算子来改进 C-V 模型中的速度函数, 较大地提高了分割的准确性及效率; 林挺强等人^[9]于 2010 年在 C-V 模型中引入一速度项, 提高了模型的收敛速度等。鉴于以上情况, 本文从 C-V 模型的能量泛函入手, 基于 C-V 模型, 添加一个 H^1 正则项, 在于对水平集函数进行较强的平滑, 这样不仅可以避免水平集函数的重新初始化, 且能增强模型的抗噪性, 且通过适当选择参数, 可扩大模型的应用范围, 从而就得到了一个新的模型。实验表明: 本文模型能够分割某些原来 C-V 模型不适用的图像, 对初始轮廓的大小和位置不敏感, 抗噪性较强。

1 对 C-V 模型的分析

C-V 模型^[1], 其能量泛函为:

$$E(C, c_1, c_2) = \mu \oint_{\Omega} ds + \lambda_1 \iint_{\Omega_1} (I(x, y) - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega_2} (I(x, y) - c_2)^2 dx dy \quad (1)$$

$$M_1(\varphi) = H(\varphi), M_2(\varphi) = 1 - H(\varphi) \quad (2)$$

$$c_i = \frac{\iint_{\Omega_i} M_i(\varphi) I(x, y) dx dy}{\iint_{\Omega_i} M_i(\varphi) dx dy}; i = 1, 2 \quad (3)$$

收稿日期: 2011-02-25; 修回日期: 2011-04-09。

基金项目: 中央高校基本科研业务费资助项目 (CDJXS1010001); 遵义师范学院科研基金资助项目 (11KY16)。

作者简介: 张少华 (1963-), 男, 贵州遵义人, 副教授, 硕士研究生, 主要研究方向: 偏微分方程、图像处理。

其中: $I(x, y)$ 是待分割的图像, C 是演化曲线, $\Omega_i (i = 1, 2)$ 分别表示曲线的内部和外部区域, φ 是水平集函数, $H(\varphi)$ 是 Heaviside 函数, $\mu \geq 0, \lambda_1, \lambda_2 > 0$ 是权重系数。

在该能量泛函中, 前一项对应于演化曲线的长度, 起正则化作用; 后两项是全局二值拟合项, 其作用是使演化曲线更好地拟合目标边缘。

通过水平集的表示和梯度下降流, 可导出控制水平集演化的偏微分方程:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) [\mu \operatorname{div}(\nabla \varphi / |\nabla \varphi|)] + \delta(\varphi) [-\lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2] \quad (4)$$

其中 $\delta(x)$ 是 Dirac 函数。

对于每个水平集函数 φ , 常数 c_1 和 c_2 分别是图像在演化曲线内、外的平均灰度值, 是全局变量。可见, C-V 模型是基于图像全局信息的。由于 c_1 和 c_2 是全局变量, 用 c_1 和 c_2 分别近似灰度不均一 (intensity inhomogeneity) 图像在演化曲线内、外的灰度值时, 必然会产生较大的误差, 从而导致 C-V 模型不能分割灰度不均一图像。

2 本文模型

$$E(\varphi) = \frac{1}{2} \iint_{\Omega} |\nabla \varphi|^2 dx dy \quad (5)$$

为 H^1 正则^[10], Ω 是图像区域。

在水平集演化过程中, 水平集函数会产生震荡 (shocks), 使得数值计算存在较大误差, 所以需要反复重新初始化水平集函数。通过极小化能量泛函 (式(5)), 可以约束水平集函数始终保持为一个光滑函数, 从而避免了震荡的出现。

根据上面的分析, 本文算法基于 C-V 模型, 添加一个 H^1 正则项, 从 C-V 模型的能量泛函入手, 提出了如下新的模型。

本文模型的能量泛函定义为:

$$E(C, c_1, c_2) = \mu \oint_{\Omega} ds + \lambda_1 \iint_{\Omega_1} (I(x, y) - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega_2} (I(x, y) - c_2)^2 dx dy + \frac{1}{2} \iint_{\Omega} |\nabla \varphi|^2 dx dy \quad (6)$$

通过水平集的表示和梯度下降流, 可导出控制水平集演化的偏微分方程:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) [\mu \operatorname{div}(\nabla \varphi / |\nabla \varphi|)] + \delta(\varphi) [-\lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2] + \tau \cdot \Delta \varphi \quad (7)$$

其中 $\tau \geq 0$ 为权重参数, 其余参数与 C-V 模型相同。

在方程(7)中, 右边最后一项是水平集函数的 H^1 正则项, 它通过极小化能量泛函 (式(5)) 得到。因此本文模型并不需要重新初始化水平集函数。

在方程(7)中, 右边第一项仅为零水平集正则化项, 主要作用是使演化曲线尽量光滑 (并不能保证整个水平集函数的光滑), 具有一定的抗噪性, 而方程(7)中最后一项, 通过约束整个水平集的光滑性, 避免了孤立点 (区域) 的出现, 故有更强的抗噪性。

3 实验结果

现在验证本文模型: 1) 本文模型对图像的分割; 2) 具有较强的抗噪性; 3) 对初始轮廓的大小不敏感; 4) 对于初始轮廓的位置不敏感。

数值实现采用简单的中心差分法, 程序用 Matlab 7.4 编写。正则化 Dirac 函数 $\delta(\varphi)$ 与 C-V 模型一致。若无特别声明, 模型参数 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \mu = 0.001 \times 255 \times 255, \varepsilon = 1, \tau = 1$;

其余参数和 C-V 模型一样。

3.1 本文模型对图像的分割

图1显示了本文模型对一幅细胞图像 (138×143), 一幅自然图像 (147×118) 和一幅左心室图像 (136×132) 的分割结果, 分割结果是令人满意的。

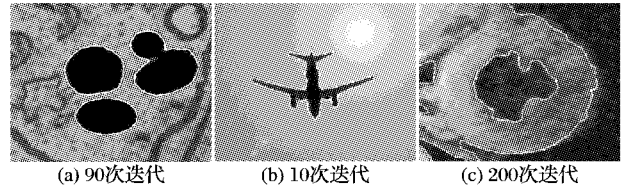


图1 本文模型对几幅图像的分割结果

3.2 本文模型与 C-V 模型的抗噪性对比

实验显示, 对图2中这幅人工图像 (参数 $\mu = 0.006 \times 255 \times 255, \tau = 1.3$), 在不含噪声时, C-V 模型和本文模型都能得到正确的分割结果; 在含噪声时, C-V 模型不能分割出目标, 本文模型却能较好地分割出目标。这说明, 本文模型和 C-V 模型相比, 具有较强的抗噪性。

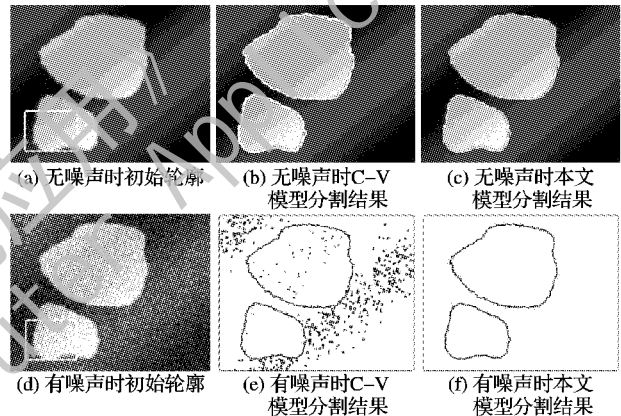


图2 两个模型对加噪前后图像的分割结果

3.3 初始曲线大小的敏感性

图3为左心室图像 (158×151), 其中: 参数 $\mu = 0.08 \times 255 \times 255, \tau = 1$ 。

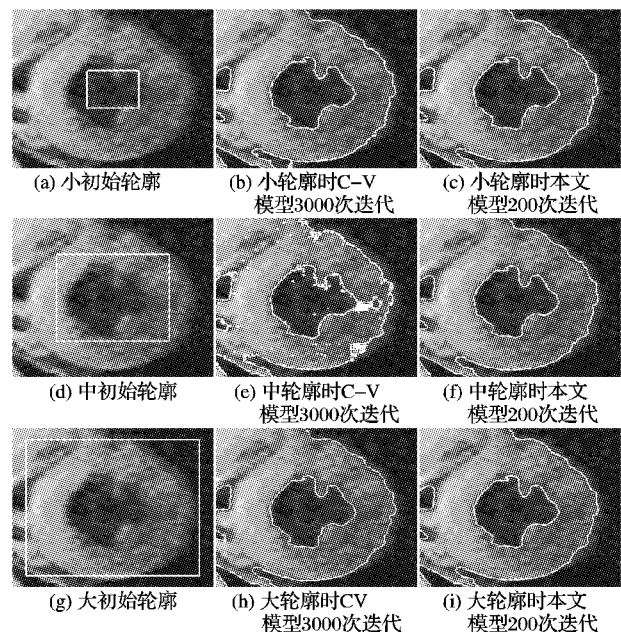


图3 两个模型对不同大小的初始曲线的分割结果

图3中, 初始轮廓为小、中、大三种情况时, C-V 模型只是在 大轮廓时能基本分割出目标, 而在其他两种情况时不能正

确地分割出目标;本文模型在三种情况下都能很好地分割出目标。由此可见,本文模型不受初始曲线大小的影响。

3.4 初始曲线位置的敏感性对比

图4为细胞图像(138×143),其中:参数 $\mu = 0.2 \times 255 \times 255$, $\tau = 1.0$ 。

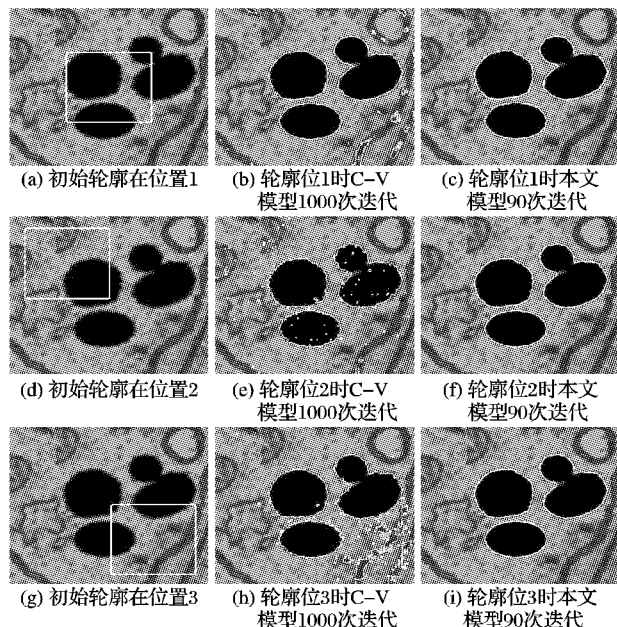


图4 两个模型对不同位置的初始曲线的分割结果

图4中,当初始轮廓在三个不同的位置时,C-V模型都不能得到正确的分割结果;本文模型在三个不同的位置时都能得到好的分割效果,迭代次数稳定。可以看出,本文模型的分割效果不受初始曲线位置的影响。

4 结语

本文从C-V模型的能量泛函入手,基于C-V模型,添加

了一个 H^1 正则项,在于对水平集函数进行较强的平滑,提出了一个图像分割的新颖的能量范函,且导出了水平集形式的以偏微分方程表示的基于全局信息的活动轮廓的新模型。该模型集成了C-V模型的优点,可避免水平集函数的重新初始化,抗噪性较强,且通过适当选择参数,可扩大模型的应用范围。实验表明:本文模型比C-V模型的应用范围广,能够分割某些原来C-V模型不适用的图像,抗噪性较强,对初始轮廓的大小和位置不敏感。

参考文献:

- [1] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266–277.
- [2] VESE L A, 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] GAO S, BUI T D. Image segmentation and selective smoothing by using Mumford-Shah model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10): 1537–1549.
- [4] LI C M, KAO C-Y, GORE J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940–1949.
- [5] 何瑞英,何传江. 扩展无边活动轮廓模型[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(24): 156–158.
- [6] 徐玲凌,肖进胜,易本顺,等. 改进的C-V水平集模型图像分割算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(10): 209–210.
- [7] 叶昆权,战应伟. 结合数学形态学和无边界主动轮廓模型的图像分割方法[J]. 计算机应用, 2009, 29(9): 2398–2401.
- [8] 杨青,何明一. 改进CV模型的医学图像分割[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(17): 194–196.
- [9] 林挺强,高峰,唐沐恩,等. 一种新的基于CV模型的图像分割算法[J]. 信号处理, 2010, 26(12): 1853–1857.
- [10] CHUANG G, VESE L A. Image segmentation using a multilayer level-set approach [J]. Computing and Visualization in Science, 2009, 12(6): 267–285.

(上接第2205页)

3 实验结果

本文用Stanford大学^[6]和Athens大学^[7]进行破碎物体复原的部分实验数据验证了该算法,这些数据主要是用Minolta VIVID-900三维扫描仪扫描得到的点云数据,首先对其进行了三角网格优化剖分。实验中各阈值的取值和碎块的材质以及网格采样密度有关,其中阈值 T_4 还和投影时法矢扰动的大小量化成灰度值的方法有关。由于事先无法确定每个阈值的大小,所以本文通过统计的方法得到每一个经验阈值的取值。例如对于图1的城砖,阈值 T_1 取值为9.73, T_2 取值为45.34, T_3 取值为0.11。



图4 曲面的法矢扰动图像

在Pentium Dual 2.00 GHz的PC机上,用Visual C++和OpenGL编程实现了上述算法,测试的碎块三角网格数量在10000到40000之间,算法执行速度平均为2 s。

4 结语

本文提出了一种在破碎刚体复原问题中,碎块三角网格

模型的断裂面分割算法,包括曲面分割、计算曲面法矢扰动的大小和扰动图像。实验结果表明,算法能够正确地提取出较复杂形状碎块的断裂面,且速度较快。但是算法区分断裂面和原始面的前提是断裂面和原始面的粗糙程度存在差别,如果某些碎块的原始面和断裂面粗糙度相当,则无法进行区分。

参考文献:

- [1] HUANG Q X, FLORY S, GELFAND N, et al. Reassembling fractured objects by geometric matching [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 569–578.
- [2] PAPAIOANNOU G, KARABASSI E A, THEOHARIS T. Reconstruction of three-dimensional objects through matching of their parts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1): 184–187.
- [3] 董洪伟. 三角网格分割综述[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(2): 181–193.
- [4] 王坚. 非规则碎片拼合关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2007.
- [5] 孙家广,胡事民. 计算机图形学基础教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 138–141.
- [6] 3D Puzzles—Reassembling fractured objects by geometric matching [EB/OL]. [2010–11–29]. <http://www.geometrie.tuwien.ac.at/ig/3dpuzzles.html>.
- [7] PAPAIOANNOU G. Image gallery [EB/OL]. [2010–12–27]. <http://www.aueb.gr/users/gepap/>.