

用于图像分割的鲁棒的区域活动轮廓模型

孟红波 王昌明 包建东
(南京理工大学机械工程学院 南京 210094)

摘 要 针对非同质或者弱边界图像分割时出现的问题,提出一种改进的活动轮廓模型。首先,由图像的区域统计信息定义了一个新的能量泛函。区域统计信息由局部信息和全局信息采用新的加权组合而成。其次,采用水平集方法最小化该能量泛函,得到水平集演化方程并不断更新。最后,采用高斯滤波方法规则化水平集方程。此外,该模型可以退化成为一种无需初始化和规则化的简单的全局活动轮廓模型。合成图像和真实图像的实验结果表明:该模型能有效地分割非同质或弱边缘图像,对噪声并初始轮廓曲线具有较好的鲁棒性,并且计算效率高。

关键词 图像分割,活动轮廓模型,区域信息,灰度不均,初始曲线

中图法分类号 TP391.4 文献标识码 A

Robust Region-based Active Contours Model for Image Segmentation

MENG Hong-bo WANG Chang-ming BAO Jian-dong

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract A novel region based active contours model was proposed to deal with the images with intensity inhomogeneities and weak boundaries. For the proposed model, a new energy function was defined, which consists of a local fitting term and an auxiliary global fitting term. Then, the energy functional was incorporated into a variational level set formulation. Furthermore, we regularized the level set function by using Gaussian filtering to keep it smooth and eliminated the re-initialization. In addition, the proposed model can degrade to a new global CV model. Experiments results show that the proposed model can not only segment images with intensity inhomogeneities and weak boundaries, but also robust to the noise and initial contours. Also, it has high computational efficiency.

Keywords Image segmentation, Active contours model, Region information, Intensity inhomogeneities, Initial contours

1 引言

图像分割是图像处理和机器视觉中一个研究难点和热点。活动轮廓模型是近年来应用在图像分割领域中的一个成功的方法,该模型最早由 Kass 等于 1988 年提出^[1]。活动轮廓模型可以分为:基于边缘的活动轮廓模型^[1-3]和基于区域的活动轮廓模型^[4-14]。这两类方法适用范围不同,需要根据具体的图像而进行选择。

基于边缘的活动轮廓模型利用图像的梯度信息,吸引轮廓曲线停止在目标的边缘处。其典型的代表是测地活动轮廓模型^[2]。然而,当目标的边缘模糊或者图像被噪声污染又或图像光照不均时,这种方法将会越过目标的边界或产生伪边界,从而导致不能正确分割出目标。

基于区域的活动轮廓利用图像的局部区域信息(如灰度、颜色、纹理等)来驱使轮廓曲线向目标物体的边界逼近。其中最著名的是 CV 模型^[4],CV 模型是建立在假设轮廓曲线内部和外部的灰度均匀的基础上的,所以当出现灰度不均时,CV 模型将不能有效分割。

灰度不均图像又称为非同质图像,常出现在不同的自然图像中,例如自然图像、医学图像、声纳图像等。它是在图像

获取过程中的不理想因素造成的。灰度不均会导致不能正确获得目标边界曲线。为此,一些基于局部统计信息的活动轮廓模型被提出^[5-11]。例如,李^[5,6]把局部区域信息引入至 CV 模型,即 RSF 模型,该模型能成功分割光照不均的图像。张^[7]提出 LIF 模型,该模型和 RSF 模型具有相同的分割效果,但是计算效率大大提高。然而由于只利用局部信息,这些模型对初始曲线敏感,容易陷入局部最小。针对以上问题,一些结合全局和局部能量的组合式方法被提出^[13-15]。因为同时利用了图像的全局区域能量和局部区域能量,这类模型能够处理非同质或者弱边界图像且对初始曲线具有较好的鲁棒性。但是两类能量的组合方式导致了一些新的问题产生,例如出现双边界^[15]、不能有效处理染噪图像^[13,14]等。针对以上问题,基于全局和局部区域信息思想,本文提出一种新的活动轮廓模型即 LGCV 模型。采用新的局部和全局信息的加权组合方式构造能量拟合项,再将用来曲线演化的水平集通过高斯核^[7,8]进行平滑处理。实验证明本文方法不但能够处理非同质图像,对初始轮廓曲线具有较好的鲁棒性,而且具有很好的抗噪性和较高的计算效率。此外,新模型中当局部区域信息分量减至零时,得到的退化的全局区域模型是一种新的无需初始化和规则化的 CV 模型。

孟红波(1989—),男,博士生,主要研究方向为稳定平台伺服控制,E-mail:menghongbo19890607@163.com;王昌明(1952—),教授,主要研究方向为智能测控技术及系统、光电传感器技术与智能仪器;包建东(1979—),博士,讲师,主要研究方向为智能仪器、测试技术。

2 相关背景

2.1 CV 模型

CV 模型^[4]是简化的 Mumford-Shah 模型,其定义如下:

$$E^{CV}(c_1, c_2, C) = \int_{outside(C)} (I - c_1)^2 dx + \int_{inside(C)} (I - c_2)^2 dx + \nu|C| + \mu \cdot Area(inside(C)) \quad (1)$$

式中, $outside(C)$ 和 $inside(C)$ 分别表示曲线 C 的外部 and 内部。 c_1 和 c_2 分别表示曲线外部和内部的平均灰度值。公式中第三项和第四项则分别表示曲线的长度和曲线内部面积。最小化式(1),用零水平集表示演化曲线,则对应的水平集方程为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\epsilon(\phi) \left[\nu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \mu - (I - c_1)^2 + (I - c_2)^2 \right] \quad (2)$$

式中:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x) \cdot H_\epsilon(\phi) dx}{\int_{\Omega} H_\epsilon(\phi) dx} \quad (3)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x) \cdot (1 - H_\epsilon(\phi)) dx}{\int_{\Omega} (1 - H_\epsilon(\phi)) dx} \quad (4)$$

$H_\epsilon(\phi)$ 和 $\delta_\epsilon(\phi)$ 分别为规则化的 Heaviside 函数和 Dirac 函数,分别定义如下:

$$\begin{cases} H_\epsilon(\phi) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{\phi}{\epsilon} \right) \right] \\ \delta_\epsilon(\phi) = \frac{1}{\pi \epsilon^2 + \phi^2} \end{cases} \quad (5)$$

本文中,为简便,仍将它们分别简写成 $H(\phi)$ 和 $\delta(\phi)$ 。因为 c_1 和 c_2 分别是曲线外、内部的灰度均值,是一个全局量,故该模型对初始曲线和噪声具有较好的鲁棒性,但是由于不包含局部信息,处理非同质图像时,若能量函数达到最小,轮廓曲线会偏离目标边界,从而不能准确分割。

2.2 RSF 模型^[5,6]

李提出的 RSF 模型^[5,6]使用了图像的局部信息,利用高斯核函数描述像素和它周围像素点之间的关系构造局部能量函数,然后通过最小化能量泛函来驱动曲线演化,从而分割灰度分布不均的图像。其能量函数定义如下:

$$F^{RSF}(\phi, f_1, f_2) = \lambda_1 \int \int K_\sigma(x-y) \cdot |I(y) - f_1(x)|^2 \cdot H(\phi(y)) dy dx + \lambda_2 \int \int K_\sigma(x-y) \cdot |I(y) - f_2(x)|^2 \cdot (1 - H(\phi(y))) dy dx + \nu \int |\nabla H(\phi(x))| dx + \mu \int \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x)| - 1)^2 dx \quad (6)$$

其中:

$$f_1(x) = \frac{K_\sigma * [H(\phi)I(x)]}{K_\sigma * H(\phi)} \quad (7)$$

$$f_2(x) = \frac{K_\sigma * [(1 - H(\phi))I(x)]}{K_\sigma * (1 - H(\phi))} \quad (8)$$

f_1 和 f_2 为曲线外、内区域的加权平均值。这种方法通过计算图像中各个像素点的实际灰度与其邻域灰度的加权差值来构建能量函数。核函数 K_σ 的半径确定了邻域区域的大小,由此成功分割了非同质图像。核函数 K_σ 通常取为删减的高

斯函数。模型中的第三和第四项分别为曲线的长度项和能量惩罚项,它们的作用是约束水平集函数使其平坦光滑。该模型能有效地处理灰度不均和弱边缘图像。由于该模型只利用了局部特征,忽略了全局信息,使得它对初始轮廓曲线和噪声较为敏感。

2.3 LRCV 模型^[8]

刘提出了一种改进的区域活动轮廓模型,记为 LRCV^[8]模型。不同于 CV 模型,该模型采用了像素点和邻域像素点差值来拟合能量,这一点类似于 RSF 模型,且由于最后采用了高斯滤波器,使得该模型对噪声具有较好的鲁棒性和平滑性。该模型的能量函数如下:

$$E(c_1, c_2, \phi) = \lambda_1 \int_{\Omega} (I(x) - c_1(x))^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} (I(x) - c_2(x))^2 (1 - H(\phi(x))) dx \quad (9)$$

这里 c_1, c_2 的表达式参考式(7)和式(8)。

3 LGCV 模型

综合 CV 模型对初始曲线和噪声良好的鲁棒性、RSF 模型处理灰度不均图像的能力和 LRCV 模型的抗噪性和平滑性,提出一种基于区域的结合全局和局部信息的活动轮廓模型,记为 LGCV 模型,定义如下的关于水平集 ϕ 能量泛函:

$$E(m_1, m_2, \phi) = \lambda_1 \int_{\Omega} (I(x) - m_1(x))^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} (I(x) - m_2(x))^2 (1 - H(\phi(x))) dx \quad (10)$$

其中:

$$\begin{cases} m_1 = \alpha \cdot c_1 + \beta \cdot f_1 \\ m_2 = \alpha \cdot c_2 + \beta \cdot f_2 \end{cases} \quad (11)$$

c_1, c_2, f_1, f_2 分别由式(3)、式(4)和式(7)、式(8)计算得到, $\alpha, \beta \in [0, 1]$ 用来控制局部和全局分量在数据拟合项中所占的比重,且 $\alpha + \beta = 1$ 。当图片出现灰度不均匀时,曲线的演化应该主要依赖局部分量,即 α 应该取小值。拟合项中 β 值控制的全局信息的出现使得该模型对初始曲线具有较好的鲁棒性。反之,则应该设置较大的全局项分量控制曲线演化,达到理想的分割效果。

固定 m_1 和 m_2 ,使用梯度下降法^[16]对 E 求 ϕ 最小值,得到相应的几何流如下:

$$\frac{\partial \phi(x, t)}{\partial t} = \delta(\phi) \cdot [-\lambda_1 (I(x) - m_1(x))^2 + \lambda_2 (I(x) - m_2(x))^2] \quad (12)$$

本文模型中的 Heaviside 函数和 Dirac 函数仍采用紧支持规则化函数,见式(5)。

此外,为了保证水平集在演化过程中的平滑性,本文中继续采用 LRCV 模型中的高斯卷积^[7,8]的方法来平滑水平集能量函数,从而避免了计算代价高昂的重新初始化^[4]和规则化^[5,6]。

$$\phi^{n+1} = G_\zeta * \phi^n \quad (13)$$

其中, ζ 为高斯卷积的方差,高斯卷积核大小为 $k \times k, n$ 为迭代次数。

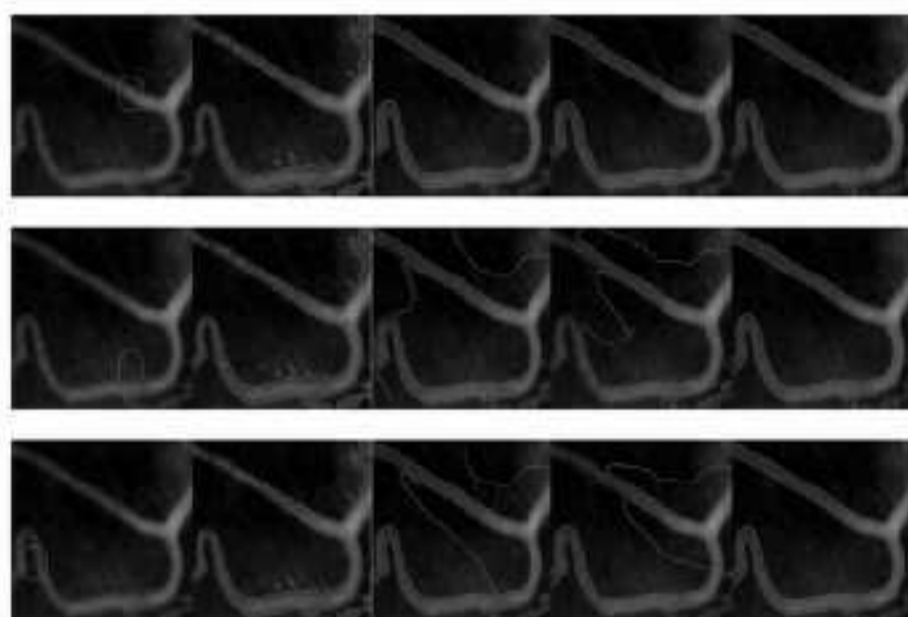
综上,本文的算法实施步骤如下:

步骤 1 初始化水平集函数 ϕ 为二值函数;

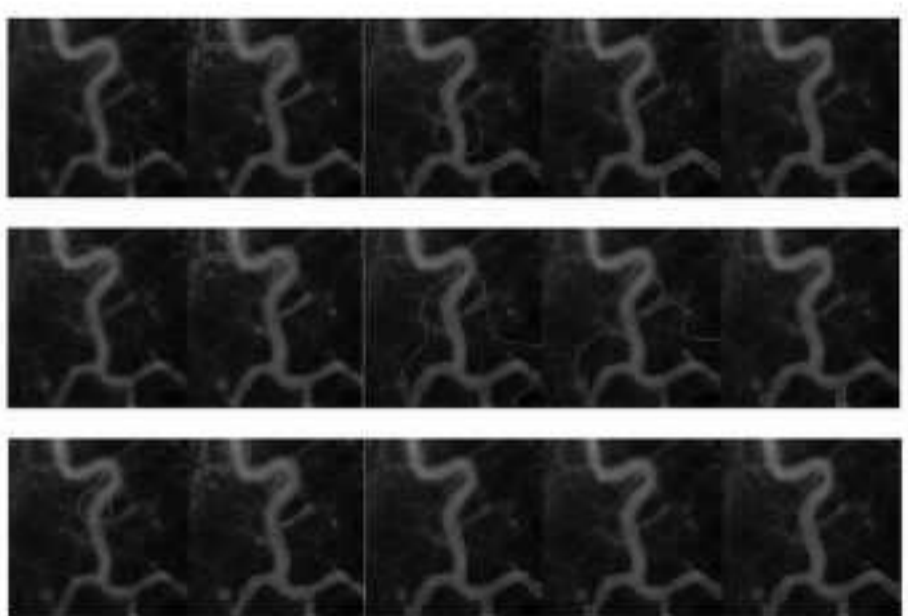
- 步骤 2 计算 c_1, c_2, f_1, f_2 , 以及 m_1 和 m_2 ;
- 步骤 3 根据式(12), 更新水平集函数 ϕ ;
- 步骤 4 通过高斯滤波器平滑水平集函数 ϕ ;
- 步骤 5 判断 ϕ 是否收敛, 若不收敛则返回步骤 2。

4 实验结果

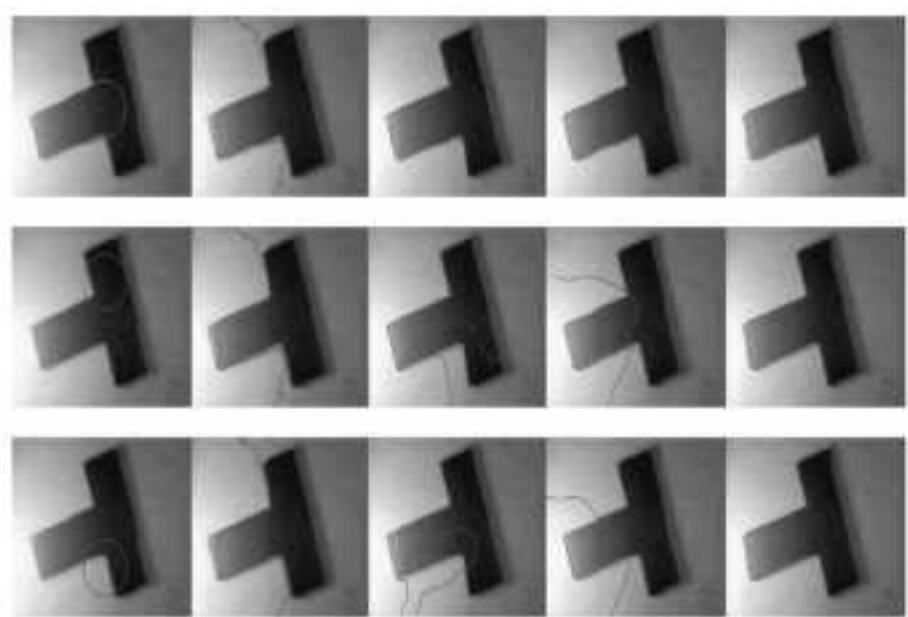
所有实验的运行环境为 intel(R) Core(TM) Duo CPU 2.00GB 内存 PC, MATLAB R2010a。若非特殊说明, 本文中模型的默认参数设置如下: $\alpha=0.01, \Delta t=0.025s, \zeta$ 变化范围为 $[1, 3]$, 其对应的 k 范围为 $[3, 13]$, 局部信息的 σ 则视具体的图像而定, $\lambda_1=\lambda_2=1$, RSF 模型中的 $\nu=0.001 \times 255^2$ 。



(a) Vessel image 1



(b) Vessel image 2



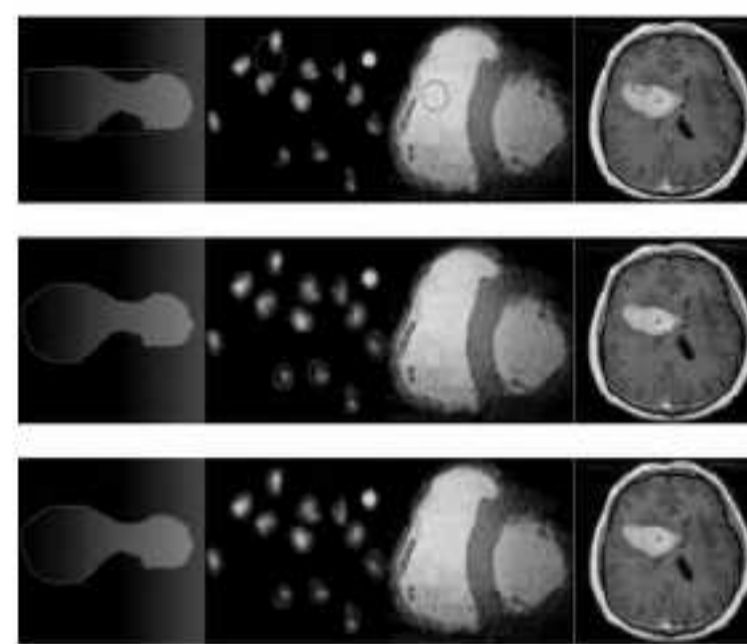
(c) 'T' image

图 1 使用 CV 模型、RSF 模型、LRCV 模型和本文模型分割血管图像和光照不均的 'T' 图像

图 1 比较的是 CV 模型^[4]、RSF 模型^[5,6]、LRCV 模型^[8]和本文模型对三组图片在不同初始轮廓曲线条件下的分割效果。从左至右依次对应的是原图、CV 模型、RSF 模型、LRCV 模型和本文模型的分割结果。图 1(a)和(b)显示的是真实的血管 X 射线图像, 尺寸大小分别是 103×131 和 111×110 。由图中可以看出血管边缘模糊, 局部背景甚至比血管还要亮。初始轮廓曲线为半径为 10 的圆, 选择不同的初始位置。可以看出, 本文模型不受初始轮廓曲线的影响, 均能成功分割出目标, CV 模型不论选择何种初始轮廓曲线均不能正确分割出

血管; 而 RSF 模型和 LRCV 模型只有在某些特殊的位置(第一行位置时)才能得到理想的分割结果。算法中, RSF 模型、LRCV 模型和本文模型中局部信息对应的高斯核 $\sigma=3$ 。图 1(c)显示的是一幅光照不均的 'T' 图像, 大小为 127×96 。初始轮廓曲线半径大小为 15, 选择不同的初始位置。如图所示, CV 模型不能正确分割光照不均图像; RSF 模型和 LRCV 模型的分割结果较为依赖初始曲线, 即在选择合适的初始曲线时, 这两个模型可以分割出目标(如第一个初始位置)。由此可知, 由于 CV 模型只利用了全局信息, 不能正确分割弱边缘和光照不均图像, RSF 模型和 LRCV 模型能够获得理想的分割结果, 但是较大程度上依赖于初始曲线。本文模型分割弱边缘和非同质图像时, 对初始轮廓曲线具有较好的鲁棒性。

图 2 中比较的是组合模型分割合成的结果和真实的医学图片, 使用文献^[13]中的 CVRSF 模型和本文模型。从左至右图片大小依次是: 合成图像 140×135 , 细胞图像 182×136 , 心脏图像 152×128 和大脑图像 109×119 。两种模型的初始曲线均相同, 为了便于比较两种算法的效率, 将它们的参数设置相同。表 1 显示的是两种模型得到相同的分割结果所需的迭代次数和计算时间。文中的计算时间指的是选取初始轮廓曲线之后到演化结束消耗的时间。



第一行: 初始轮廓曲线, 第二行: CVRSF 模型的分割结果, 第三行: 本文模型分割结果

图 2 使用 CVRSF 模型和本文模型分割结果

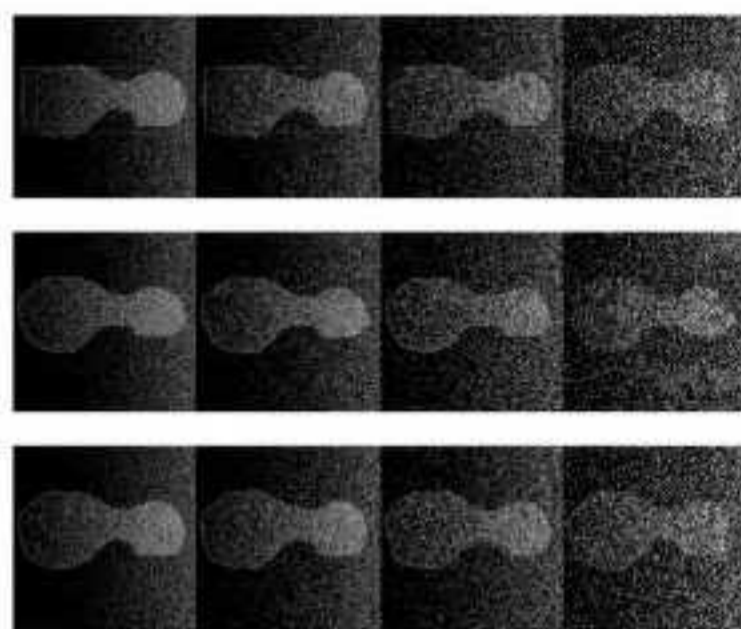
表 1 CVRSF 模型和本文模型迭代次数和消耗时间

		CVRSF	LRCV
Synthesized image	Iterations	20	20
	Time/s	3.16	2.47
Cell image	Iterations	20	20
	Time/s	2.70	2.20
Heart image	Iterations	30	10
	Time/s	10.36	2.08
Brain image	Iterations	70	40
	Time/s	20.67	9.52

由表 1 可知, 由于本文模型即 LRCV 模型舍弃了保持函数平滑的规则项, 采用的是高斯滤波方法保持平滑, 在达到相同的分割结果时, 本文算法所需的迭代次数和时间较少。实验证明了本文 LRCV 算法相比于 CVRSF 模型具有较高的计算效率。

图 3 比较的是 CVRSF 模型和本文模型的抗噪性。在经典的灰度不均的合成图片添加零均值的高斯噪声, 添加的高斯噪声方差自左向右依次为 0.005、0.01、0.02、0.05。图 3 中第二行显示的是 CVRSF 模型的分割结果, 第三行为本文算法的分割结果。本实验中, CVRSF 模型中长度项系数取值

$\nu=0.03 \times 255^2$, 以获得较好的分割效果^[14]。从图 3 中的第二行可以看出, 当噪声方差是 0.01 时, CVRSF 模型轮廓曲线能获得目标边界, 但边界曲线不光滑, 有较多偏差。当噪声方差逐渐变大时, CVRSF 模型完全失效, 不能正确分割出目标。这是因为 CVRSF 模型是由 CV 模型和 RSF 模型直接加权得到的组合, 而 RSF 模型对于噪声敏感, 所以 CVRSF 模型也容易受噪声影响。本文模型则具有较好的抗噪性, 即使在噪声很严重时, 也能够大致获得目标的轮廓曲线, 且轮廓曲线也较 CVRSF 模型光滑。实验结果表明: 相比于 CVRSF 模型, 本文模型对于噪声具有较好的鲁棒性。



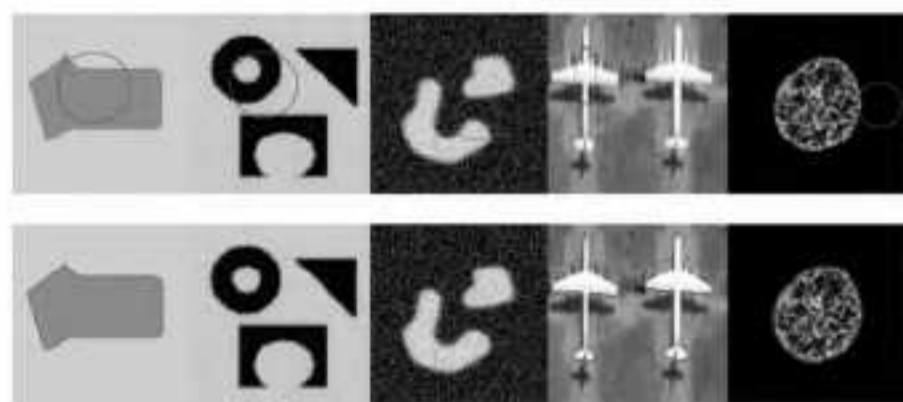
自左向右方差依次为 0.005, 0.01, 0.02, 0.05

图 3 CVRSF 模型和本文方法分割不同方差的噪声图像

当局部分量为零即系数 $\beta=0$ 时, 本文模型将退化至一种全局区域轮廓模型, 即一种既不需要重新初始化也无需规则项的 CV 模型, 记为 GCV 模型, 对应的水平集演化方程为:

$$\frac{\partial \phi(x, t)}{\partial t} = \delta(\phi) \cdot [-\lambda_1 (I(x) - c_1(x))^2 + \lambda_2 (I(x) - c_2(x))^2] \quad (14)$$

图 4 显示的是一组使用 GCV 模型图像分割结果, 图片大小依次为: 170×182 , 189×191 , 128×128 , 319×127 和 128×128 。实验过程中, 可以发现 4 至 5 次迭代后, 曲线就可以跟踪到目标边缘, 具有很高的演化效率。



第一行为原始图像及初始曲线, 第二行为本文退化模型的分割结果

图 4 退化的全局区域模型分割结果

结束语 本文提出一种新的基于区域的活动轮廓模型图像分割方法。全局和局部信息的有效结合使得本文模型既能够有效地处理灰度不均或弱边缘图片, 又对初始曲线具有很好的鲁棒性, 这是其他基于区域活动轮廓模型所不能比拟的。而相较于组合式活动轮廓模型如 CVRSF 模型^[14], 本文模型具有演化效率较高和抗噪性较好等优点。此外, 本文模型可以退化成一种无需初始化和规则化的简单的全局活动轮廓模型, 经过较少的迭代次数便可以收敛至目标边界。合成图像

和真实图像的实验结果表明: 本文模型能够有效地分割非同质或弱边缘图像, 对噪声以及初始轮廓曲线具有较好的鲁棒性, 且计算效率高。

参考文献

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models[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] Li Chun-ming, Xu Chen-yang, Gui Chang-feng, et al. Level set formulation without Re-initialization; a new variational formulation[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2005: 430-436
- [4] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. IEEE Trans. Imag. Proc., 2001, 10: 266-277
- [5] Li Chun-ming, Kao Chiu-yen, Gore J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 17-22
- [6] Li Chun-ming, Kao Chiu-yen, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17: 1940-1949
- [7] Zhang Kai-hua, Song Hui-hui, Zhang Lei. Active contours driven by local image fitting energy[J]. Pattern Recognition, 2010, 43: 1199-1206
- [8] Liu Shi-gang, Peng Ya-li. A local region-based Chan-Vese model for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2012, 45: 2769-2779
- [9] 吴继明, 朱学峰, 熊建文, 等. 图像分割中局部能量驱动的快速主动轮廓模型[J]. 光电子. 激光, 2010, 21(1): 140-143
- [10] 杨名字, 丁欢, 赵博, 等. 结合邻域信息的 Chan-Vese 模型图像分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(3): 413-418
- [11] Wang Li, He Lei, Mishra A, et al. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy[J]. Signal Processing, 2009, 89: 2435-2447
- [12] 任守纲, 马超, 徐焕良. 基于改进主动轮廓模型的图像分割方法研究[J]. 计算机科学, 2013, 40(7): 289-292, 296
- [13] 陈强, 何传江. 全局和局部拟合的活动轮廓模型[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(11): 204-206
- [14] Wang Li, Li Chun-ming, Sun Quan-sen, et al. Active contours driven by local and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33(7): 520-531
- [15] Wang Xiao-feng, Huang De-shuang, Xu Huan. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2010, 43: 603-618
- [16] Evans L. Partial Differential Equations[M]. Providence: American Mathematical Society, 1998