

一种鲁棒的区域活动轮廓图像分割方法

蒋帆¹ 王昌明¹ 包建东¹ 谢小敏¹ 丁良华²

(南京理工大学机械工程学院 南京 210094)¹ (内蒙古北方重工业集团有限公司科研所 包头 014033)²

摘要 针对分割灰度不均或者边缘模糊图像时出现的问题,提出一种改进的活动轮廓模型。首先,利用图像的统计信息构建新的全局力和局部力。其次,将这两种力加权组合得到一个混合的能量函数。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。合成图像和真实图像的实验结果表明:优化模型能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以及高的计算效率等优点。

关键词 图像分割,活动轮廓模型,灰度不均,初始曲线,噪声

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Robust Region-based Active Contours Model for Image Segmentation

JIANG Fan¹ WANG Chang-ming¹ BAO Jian-dong¹ XIE Xiao-min¹ DING Liang-hua²
(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)¹
(Science and Research Institute of Inner Mongolia North Heavy Industries Group, Baotou 014033, China)²

Abstract A novel region-based active contours model is proposed to deal with the images with intensity inhomogeneities and weak boundaries. For the proposed model, new global force and local force are defined, which compose a hybrid energy functional. Then, the energy functional is incorporated into a variational level set formulation. Furthermore, we regularize the level set function by using Gaussian filtering to keep it smooth and eliminate the re-initialization. In addition, the proposed model can degrade to a new global CV model. Experiment results show that the proposed model can not only segment images with intensity inhomogeneities and weak boundaries, but also robust to the noise, initial contours. And, it has high computational efficiency.

Keywords Image segmentation, Active contours model, Intensity inhomogeneities, Initial contours, Noise

图像分割一直是图像处理和机器视觉中的研究热点和难点。基于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。活动轮廓模型一般可以分为基于边缘的活动轮廓^[1,2]和基于区域的活动轮廓模型^[3,4]。

基于边缘的活动轮廓模型利用图像的梯度信息,使轮廓曲线停止在目标的边缘处,例如测地活动轮廓模型^[2]。然而,当目标的边缘模糊或灰度不均时,这种方法将不能正确分割出目标。基于区域的活动轮廓利用的是图像的局部区域信息(如灰度,纹理等)来引导轮廓曲线向目标物体的边界逼近。其中最有名的是 CV 模型^[5], 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。因而,一些基于局部统计信息的活动轮廓模型被提出^[4-9]。例如,李^[4,5]把局部区域信息引入至 CV 模型,即 RSF 模型。该模型成功分割光照不均的图像。张^[6]提出 LIF 模型,该模型和 RSF 模型具有相同的分割效果,但是计算效率被大大提高。然而只利用局部信息会导致这些方法对初始曲线敏感,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^[10-11]。这类方法同时具有全局方法和局部方法的优点,即能够处理

非同质或者弱边界图像且对初始曲线具有较好的鲁棒性。然而这类组合方法产生了一些新的问题,例如出现双边界^[11],不能有效处理染噪图像^[10]等。

针对以上问题,本文提出一种新的鲁棒的活动轮廓模型。首先,利用图像的统计信息构建新的全局力和局部力。其次,利用这两种力加权组合得到一个混合的能量函数。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。合成图像和真实图像的实验结果表明:本文模型能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以及计算效率高等优点。

1 模型比较

1.1 CV 模型

CV 模型^[5]能量函数其定义如下:

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

式中, $inside(C)$ 和 $outside(C)$ 分别表示曲线 C 的内部和外部。 c_1 和 c_2 分别表示曲线内部和外部的平均灰度值。公式中第 3

蒋帆(1988—),男,硕士生,主要研究方向为图像处理, E-mail: 441338195@qq.com;王昌明(1952—),男,教授,博士生导师, E-mail: wangchangming@mail.njust.edu.cn(通信作者);包建东(1979—),男,博士,讲师;谢小敏(1987—),女,博士生。

项和第4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:

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

式中:

$$\begin{cases} c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x) \cdot H_\epsilon(\phi) dx}{\int_{\Omega} H_\epsilon(\phi) dx} \\ c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x) \cdot (1 - H_\epsilon(\phi)) dx}{\int_{\Omega} (1 - H_\epsilon(\phi)) dx} \end{cases} \quad (3)$$

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

$$\begin{cases} H_\epsilon(\phi) = \frac{1}{2} [1 + \frac{2}{\pi} \arctan(\frac{\phi}{\epsilon})] \\ \delta_\epsilon(\phi) = \frac{1}{\pi} \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + \phi^2} \end{cases} \quad (4)$$

本文中,为简便,以下仍将它们分别简写成 $H(\phi)$ 和 $\delta(\phi)$ 。由于 c_1 和 c_2 分别是曲线内外部的灰度均值,是一个全局量,使得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,当能量泛函达到最小时,轮廓曲线偏离目标边界从而不能准确分割灰度不均的图像。

1.2 LRCV 模型^[7]

刘提出了一种改进的区域活动轮廓模型,记为 LRCV^[7]模型。不同于 CV 模型采用像素点与全局均值差值来定义能量函数,该模型采用了像素点和邻域像素点差值来拟合能量,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:

$$E(f_1, f_2, \phi) = \lambda_1 \int_{\Omega} (I(x) - f_1(x))^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} (I(x) - f_2(x))(1 - H(\phi(x))) dx \quad (5)$$

式中, f_1 和 f_2 为曲线内外区域的加权平均值,定义为:

$$\begin{cases} f_1(x) = \frac{K_s * [H(\phi)I(x)]}{K_s * H(\phi)} \\ f_2(x) = \frac{K_s * [(1 - H(\phi))I(x)]}{K_s * (1 - H(\phi))} \end{cases} \quad (6)$$

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。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较为敏感。

1.3 优化模型

综合 CV 模型的对初始曲线和噪声有良好的鲁棒性和 LRCV 模型抗噪性和平滑性,提出一种结合全局和局部信息的混合区域活动轮廓模型(Hybrid region_based Active Contours, HRAC),定义如下的能量函数:

$$E = \alpha E^{\text{global}} + (1 - \alpha) E^{\text{local}} \quad (7)$$

式中, $\alpha \in [0, 1]$ 为权衡全局力和局部力的权值,当灰度不均比较严重时,则应该设置小值,使得局部力占主要地位。

假设曲线内外灰度均匀,定义拟合图像:

$$I^{\text{GF1}}(x) = c_1(x) \cdot H(\phi) + c_2(x) \cdot (1 - H(\phi)) \quad (8)$$

$c_1(x), c_2(x)$ 为曲线内外灰度均值,则当曲线位于目标边界时,下列能量函数达到最小:

$$E^{\text{global}} = \frac{1}{2} (I(x) - I^{\text{GF1}}(x))^2 \quad (9)$$

本文中的局部模型采用 LRCV 模型^[7],则本文的混合能量关于水平集 ϕ 能量泛函:

$$E = (1 - \alpha) \cdot \left(\int_{\Omega} (I(x) - f_1(x))^2 H(\phi(x)) dx + \int_{\Omega} (I(x) - f_2(x))(1 - H(\phi(x))) dx \right) + \frac{1}{2} \alpha \cdot (I(x) - I^{\text{GF1}}(x))^2 \quad (10)$$

使用梯度下降流^[12]对 E 求 ϕ 最小值,得到相应的几何流如下:

$$\frac{\partial \phi(x, t)}{\partial t} = \delta(\phi) \cdot [((1 - \alpha) \cdot (- (I(x) - f_1(x))^2 + (I(x) - f_2(x))^2)) + \delta(\phi) \cdot \alpha \cdot (I(x) - I^{\text{GF1}}(x)) (c_1 - c_2)] \quad (11)$$

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^[6,7]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^[3]和规则化^[2,5,6]。

$$\phi^{n+1} = G_{\zeta} * \phi^n \quad (12)$$

式中, 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 ;
- 步骤 3 根据式(11),更新水平集函数 ϕ ;
- 步骤 4 根据式(12)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。

2 实验结果与分析

本节验证优化模型:(1)与 CV 模型相比,能分割灰度不均和边缘模糊的图像;(2)与 LRCV 模型相比,对初始轮廓曲线具有较好的鲁棒性;(3)与文献[10]中的 CVRSF 相比,对噪声具有较好的鲁棒性以及更高的计算效率。

所有实验的运行环境为 intel(R) Core(TM) Duo CPU 2.00GB 内存 PC, MATLAB R2010a。优化模型的默认参数设置如下: $\alpha = 0.01, \Delta t = 0.025, \zeta$ 变化范围为 $[1, 3]$, 其对应的 k 范围为 $[3, 13]$ 。

图 1 中的实验比较的是优化模型和 CV 模型。显示的是一组血管图像和合成的光照不均 T 图像。图像的尺寸分别为 103×131 和 127×96 。血管 X 射线图像和 T 图像均出现灰度分布不均的情况,且血管图像的目标边缘模糊。从实验结果可以看出,与 CV 模型相比,优化模型能够分割光照不均和弱边缘图片。

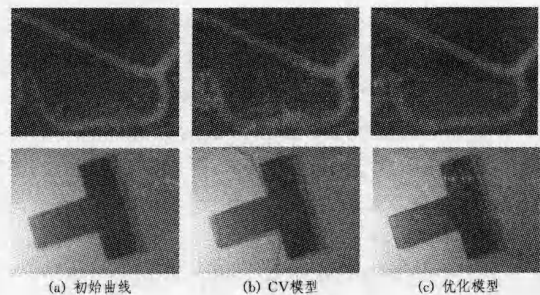


图 1 CV 模型和优化模型分割结果

图 2 中的实验比较的是初始曲线对优化模型和 LRCV 模型^[7]的影响。所用图像尺寸为 111×110 和 127×96 。血

管图像实验中初始轮廓曲线是半径为 10 的圆,选择不同的初始位置。可以看出,优化模型不受初始轮廓曲线的影响,均能成功分割出目标。而 LRCV 模型只有在某些特殊的位置才能得到正确的分割结果。T 图像实验中初始轮廓曲线半径大小为 15,选择不同的初始位置。如图 2 所示,LRCV 模型的分割结果较为依赖初始曲线,即选择的初始曲线合适时,该模型可以分割出目标,能够获得理想的分割结果。优化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。

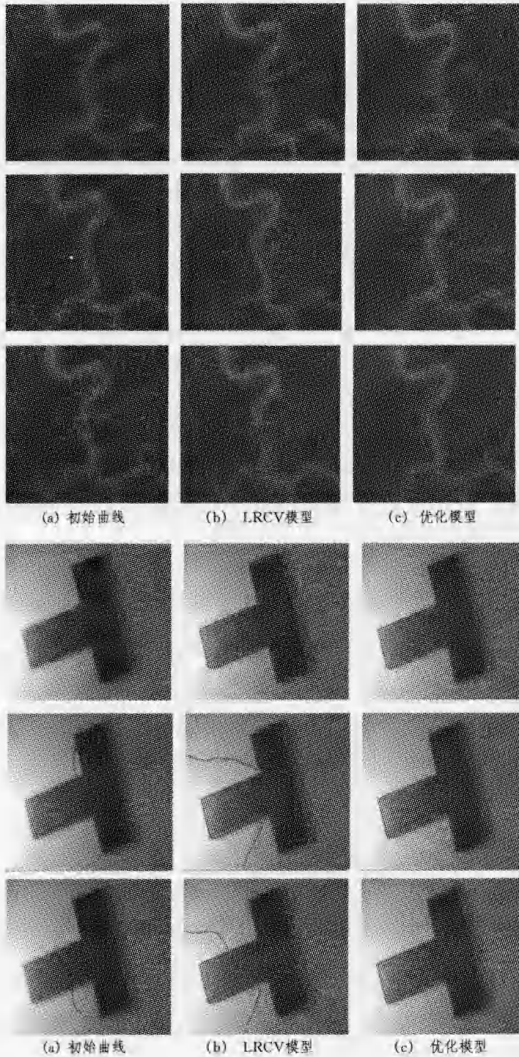


图 2 LRCV 模型和优化模型分割血管图像和光照不均的 T 图像

图 3 中的实验验证的是优化模型的高计算效率,使用文献[10]中的 CVRSF 模型和优化模型。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,为它们设置相同的参数。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。

表 1 CVRSF 模型和优化模型迭代次数和消耗时间

	Vessel		Brain image		Heart image	
	Iterations	Time/s	Iterations	Time/s	Iterations	Time/s
CVRSF	180	19.50	70	20.56	30	11.46
优化模型	100	8.95	40	9.23	10	2.36

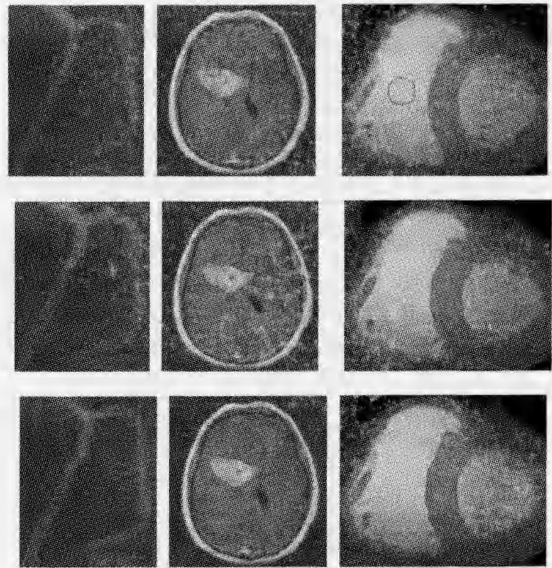


图 3 使用 CVRSF 模型和优化模型分割的结果

图 3 使用 CVRSF 模型和优化模型分割的结果

由表 1 可知,由于优化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,因此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。实验证明了优化模型相比 CVRSF 模型具有较高的计算效率。

图 4 中的实验比较的是 CVRSF 模型和优化模型的抗噪性。在灰度不均的合成图片中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 0.001,0.01,0.04。当噪声方差逐渐变大时, CVRSF 将会完全失效,而优化模型在噪声淹没目标时也能得到目标的边界。实验结果表明:相比于 CVRSF 模型,优化模型对噪声具有较好的鲁棒性。

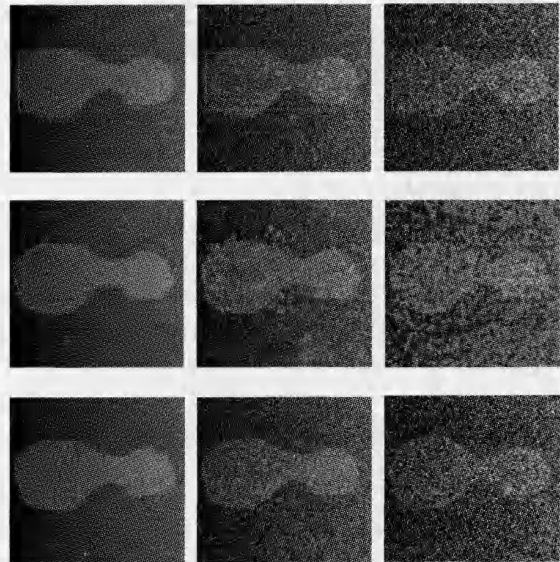


图 4 CVRSF 模型和优化方法分割不同方差的噪声图像

图 4 CVRSF 模型和优化方法分割不同方差的噪声图像

结束语 本文提出的优化区域活动轮廓模型能够成功地分割光照不均图像和弱边缘图像。组合能量的使用使得本模型对噪声和初始轮廓曲线具有很好的鲁棒性以及较高的计算

效率。本模型中,全局能量和局部能量的权值系数为一常数,不同的图像需设置不同的系数。因此,设置随空间自适应变化的权值系数是未来研究工作的一个方向。

参考文献

- [1] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79
- [2] Li Chun-ming, Xu Chen-yang, Gui Chang-feng, et al. Level set formulation without Re-initialization; a new variational formulation[J]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2005*, 2005, 1(1): 430-436
- [3] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. *IEEE Trans. Imag. Proc.*, 2001, 10: 266-277
- [4] Li Chun-ming, 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: 1940-1949
- [5] Li Chun-ming, Kao C-Y, Gore J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[A]//*IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]*. 2007; 17-22

(上接第 308 页)

实验过程同时发现,本文方法尚存在多处不足,以下几个方面有待于改进:(1)分割过程全自动化。本文分割过程为半自动,需要手动在图片上选择点,全自动化可以作为未来的一个改进方向;(2)初始轮廓的选择。局部 C-V 模型对初始轮廓极为敏感,初始轮廓的选择直接影响分割结果,对于距离分叉处较远的图片,本文使用的初始轮廓为圆形初始轮廓,距离分叉处较近的图片使用了内插等高线的方法获得初始轮廓,未来的工作中将寻找更好的方法全自动地实现初始轮廓选择;(3)内膜改进分割方法优化。由于改进的内膜分割方法改善效果并不明显,以后的工作中将进行显著性检验,得到显著性水平值进而寻找更好的优化方法,并增加与其他方法的对比研究,进一步证明该算法的优势所在;(4)超声图像伪影。分割内膜时,由于部分图片存在大量的伪影,对分割的准确性造成了极大的影响,未来可以考虑通过图片前处理或引入先验知识来去除伪影的影响。

结束语 大量实验可以证明,C-V 模型用于超声颈动脉内膜分割时,可以取得比较理想的分割结果。但是在处理灰度不均匀的图像时,C-V 模型不能取得很好的效果,因此使用局部 C-V 模型对外膜进行分割,利用图像的局部灰度统计信息,可以对外膜进行有效的分割,获得较理想的分割结果。本文在 C-V 模型的基础上,提出了改进的方法,引入内外膜距离限制项,提高分割准确度,同时使用了稀疏场方法,提高了水平集运算的效率,大大缩短了程序运行时间。

参考文献

- [1] 金娇英,王龙会,丁明跃.两种超声颈动脉血管斑块图像分割方法比较与改进[J].*计算机科学*,2012,B06:485-488
- [2] 张丹丹,董小黎,杨黎明.不稳定动脉粥样硬化斑块的研究进展[J].*现代生物医学进展*,2012,25:4961-4963
- [3] Pock T, Cremers D, Bischof H. An algorithm for minimizing the Mumford-Shah functional[C]//*IEEE 12th International Conference on Computer Vision*. Kyoto, Japan, 2009: 1133-1140

- [6] Zhang Kai-hua, Song Hui-hui, Zhang Lei. Active contours driven by local image fitting energy[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43: 1199-1206
- [7] Liu Shi-gang, Peng Ya-li. A local region-based Chan-Vese model for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45: 2769-2779
- [8] 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
- [9] Wang Li, He Lei, Mishra A, et al. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy[J]. *Signal Processing*, 2009, 89: 2435-2447
- [10] 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
- [11] Wang Xiao-feng, Huang De-shuang, Xu Huan. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43: 603-618
- [12] Evans L. *Partial Differential Equations*[M]. Providence: American Mathematical Society, 1998

- [4] 张文娟,冯象初.基于区域的图切割算法求解 Mumford-Shah 图像分割模型[J].*计算机科学*,2012,2:297-301
- [5] Chan T F, Vese L. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277
- [6] 杨勇,马志明,徐春. LCV 模型在医学图像分割中的应用[J].*计算机学报*,2010,36(10):184-186
- [7] He Lin, Osher S. Solving the Chan-Vese Model by a Multiphase Level Set Algorithm Based on the Topological Derivative[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2007, 4485: 777-788
- [8] 张志强,王万玉.一种改进的双边滤波算法 [J]. *中国图象图形学报 A*, 2009, 14(3): 443-447
- [9] Wang Xiao-Feng, Huang De-Shuang, Xu Huan. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43: 603-618
- [10] Kirsten K, Loya P. Calculation of determinants using contour integrals[J]. *American Journal of Physics*, 2008, 76(1): 60-64
- [11] Sreedhar K, Panlal B. Enhancement of Images using Morphological Transformation [J]. *International Journal of Computer Science & Information Technology*, 2012, 4(1): 33-50
- [12] Zorn K K. Advancing our understanding of endometrial cancer histologic subtypes: Should we lump or split[J]. *Gynecologic Oncology*, 2007, 106(1): 6-7
- [13] Adalstein D, Sethian J. A fast level set method for propagating interfaces[J]. *Journal of Computational Physics*, 1994, 118(2): 269-277
- [14] Whitaker R. A level-set approach to 3D reconstruction from range data[J]. *International Journal of Computer*, 1998, 29(3): 203-231
- [15] Cheong L-F, Xiang Xu. Behaviour of SFM algorithms with erroneous calibration [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2011, 115: 16-30
- [16] 刘民士,王春.射线法判断点与多边形内外关系的改进算法[J].*滁州学院学报*,2010,12(2):14-16
- [17] 田考聪.描述性统计分册[M].北京:人民卫生出版社,2004: 108-110