

基于参数化模型的水平集SAR图像多区域分割方法

罗时雨, 童 玲, 陈 彦

(电子科技大学自动化工程学院 成都 611731)

【摘要】提出了一种基于参数化模型的水平集合成孔径雷达(SAR)图像多区域分割方法。该方法采用改进的Edgeworth展开式自适应地对SAR图像统计信息进行拟合。由于无需预先估计SAR图像待分割区域的概率密度函数,因此该方法更适用于多区域分割。该方法根据分割区域数量,将改进的Edgeworth展开式嵌入到对应个数的能量泛函模型中,并给出水平集方法求解过程及数值实现方案,最终实现图像多区域分割。实验结果表明,同其他水平集方法相比,该方法能获得更高的分割精度,更适用于多区域分割。

关 键 词 图像处理; 图像分割; 水平集; 统计信息; 合成孔径雷达

中图分类号 TN957.52 **文献标志码** A **doi**:10.3969/j.issn.1001-0548.2016.06.011

Multi-Region Segmentation Method for SAR Images Based on a Parametric Model

LUO Shi-yu, TONG Ling, and CHEN Yan

(School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 611731)

Abstract In this paper, a multi-region segmentation method for synthetic aperture radar (SAR) images based on a parametric model is proposed. The modified Edgeworth expansion series method is employed to fit the statistical information of the SAR image adaptively. Since the estimation of the probability density function of the SAR image is not required, it is more suited for the multi-region segmentation. Based on the number of the segmentation, the modified Edgeworth expansion series is introduced to the corresponding energy functional model and then the solution based on the level set and its numerical method are developed, thus attaining the segmentation. The experimental results indicate that the higher accuracy of the segmentation is achieved by the proposed method compared with those by the other methods, and the proposed method is more suitable for the multi-region segmentation.

Key words image processing; image segmentation; level set; statistical information; synthetic aperture radar (SAR)

图像分割是合成孔径雷达(SAR)图像分析和解译的关键步骤之一。近年来,单极化SAR图像的基于水平集的分割方法是研究热点之一,其优点包括简单的展开式、优良的鲁棒性和准确的边界定位等。

由于SAR图像特有的乘性噪声,基于边界信息的水平集分割方法效果并不理想,因此大多数文献采用区域统计特征对SAR图像进行分割。然而已有的方法需要预先指定区域的统计分布^[1-4],当假定概率分布与真实的分布偏离较大时,分割结果准确率会降低。另外,由于不同的区域不能由一种特定的概率分布来描述^[5-6],因此对于多区域的分割需求,基于指定统计分布的分割方法效果并不令人满意。

针对该问题,本文提出一种无需先验信息基于

参数化模型的水平集多区域分割方法,采用改进Edgeworth展开式对不同的区域进行自适应拟合,将其结果嵌入到对应数量的能量泛函模型中,推导数值求解过程最终实现分割。与基于G0分布的水平集分割方法相比,该方法更适用于多区域的分割,分割更精确。

1 基于参数化模型的水平集方法

基于参数化模型的水平集分割方法如下:首先根据分割区域个数建立对应数量的统计分布函数,各区域的统计分布函数由改进Edgeworth展开式得到;其次将统计分布嵌入到能量泛函,通过变分原理和梯度下降原理最小化能量泛函,并采用水平

收稿日期:2015-10-30;修回日期:2016-03-28

基金项目:国家自然科学基金(41371340)

作者简介:罗时雨(1987-),男,博士生,主要从事SAR图像分类分割方面的研究。

集方法求解,最后实现图像分割。

1.1 基于参数化模型的统计分布

在大多数基于统计信息的水平集SAR图像分割方法中,需要事先根据图像信息假定SAR图像的统计分布。通常认为SAR图像服从Gamma分布、Weibull分布或者G0分布。然而,目前还没有一种分布能完全描述不同的场景和地物,因此对于多区域分割,先假定概率分布不能得到满意的分割结果。本文采用改进的Edgeworth展开式估计不同区域的概率分布,克服了需要先假定概率分布的问题,使分割精度提高^[7]。

根据Edgeworth展开式规律可知^[8-9],如果一个分布不是完全远离正态分布,那么该分布可以由标准正态分布和Chebyshev-Herimite多项式逼近。由于SAR图像某些区域分布不一定满足该条件,因此本文基于中心极限定理先对分布进行变换,再采用Edgeworth展开式对分布进行拟合,该方法称为改进的Edgeworth展开式。其原理如下:

假设独立随机变量序列 $\mathbf{X}=[X_1, X_2, \dots, X_n]$ 服从某种相同的分布,根据中心极限定理可知,若 n 充分大时,其分布近似服从正态分布:

$$Y = \frac{\sum_{k=1}^n X_k - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \quad (1)$$

式中, μ 和 σ 分别为随机变量的均值和方差。

另外,假设SAR图像的像素值由 $\mathbf{X}=[X_1, X_2, \dots, X_n]$ 描述,则可以认为总的像素数 n 足够大。因此,根据式(1)用变量 Y 表示图像像素,则图像的分布可以由下式逼近:

$$p(y) = G(y) \left[1 + \frac{1}{6} \rho_3 C_3(y) + \frac{1}{24} \rho_4 C_4(y) + \frac{1}{72} \rho_3^2 C_6(y) \right] \quad (2)$$

式中,变量 y 由式(1)得到, $G(y)$ 表示标准正态分布; C_3 、 C_4 、 C_6 表示三、四、六阶Chebyshev-Herimite多项式; ρ_3 、 ρ_4 表示变量 y 的三阶和四阶累积量。

C_3 、 C_4 、 C_6 的表达式为:

$$\begin{cases} C_3(y) = y^3 - 3y \\ C_4(y) = y^4 - 6y^2 + 3 \\ C_6(y) = y^6 - 15y^4 + 45y^2 - 15 \end{cases} \quad (3)$$

ρ_3 、 ρ_4 的表达式为:

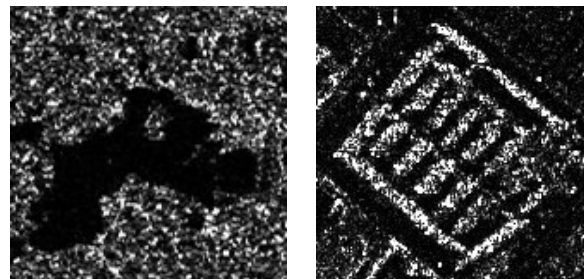
$$\rho_3 = \frac{O_{X,3}}{\sqrt{n}\sigma^3}, \quad \rho_4 = \frac{O_{X,4}}{n\sigma^4} - 3 \quad (4)$$

式中, $O_{X,3}$ 、 $O_{X,4}$ 为变量 $\mathbf{X}$ 的三、四阶累积量:

$$\begin{cases} O_{X,3} = \mu_{X,3} - 3\mu_{X,2}\mu_{X,1} + 2\mu_{X,1}^3 \\ O_{X,4} = \mu_{X,4} - 4\mu_{X,3}\mu_{X,1} - 3\mu_{X,2}^2 + 12\mu_{X,2}\mu_{X,1}^2 - 6\mu_{X,1}^4 \end{cases} \quad (5)$$

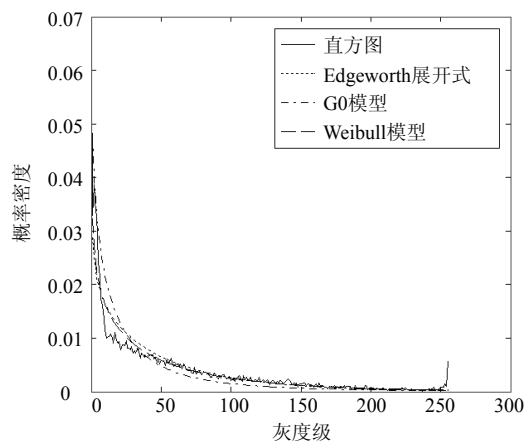
式中, $\mu_{X,1}$ 、 $\mu_{X,2}$ 、 $\mu_{X,3}$ 、 $\mu_{X,4}$ 为变量 $\mathbf{X}$ 的一、二、三、四阶原点矩。

图1给出了Edgeworth展开式、G0分布、Weibull分布对不同场景分布曲线的拟合程度。两幅SAR图像为均没有经过滤波的强度图。实验场景为复杂度较低的水域场景和复杂度较高的建筑场景。

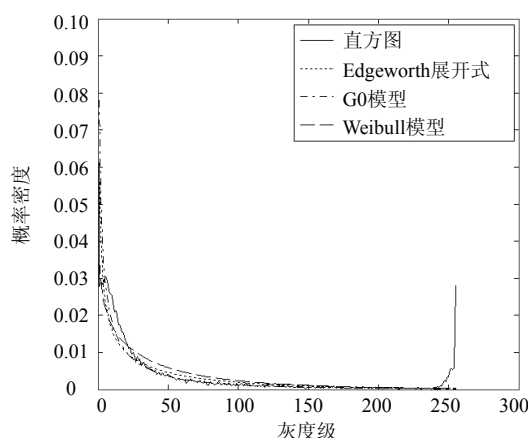


a. 水域场景

b. 建筑场景



c. 水域场景概率密度函数估计



d. 建筑场景概率密度函数估计

图1 利用不同模型估计概率密度函数

本文采用Kullback-Leibler(KL)距离对各自模型

估计准确度进行评价^[10]。距离数值越小表示拟合效果越好。表1给出了KL距离值。由表1可以看出, Weibull分布对均匀场景拟合较好, 但是对复杂场景效果较差; 相反, G0分布不能很好地描述简单场景的统计分布, 更适用于复杂场景。Edgeworth展开式虽然在不同场景下不是最好的拟合方法, 但是对不同场景都能得到很好的拟合效果, 因此更适用于多区域的分割。

表1 不同模型下的KL距离

方法	水域	建筑
Edgeworth	0.235 9	0.277 8
G0	0.531 5	0.253 8
Weibull	0.210 1	0.576 5

1.2 多区域能量泛函模型

水平集函数的定义为曲线等于0, 曲线内部大于0, 曲线外部小于0。设水平集个数为 L , 由于水平集函数通常为符号距离函数, 因此 L 个水平集至多可以得到 $N=2^L$ 个分割区域。为了区分不同区域, 定义一个特征函数为:

$$A_i = \begin{cases} 1 & \text{属于第} i \text{个区域} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad i=1, 2, \dots, N \quad (6)$$

为了求解过程的计算稳定性, 通常水平集方法用Heaviside函数代替1和0^[11], 常用的函数定义以及其导数Dirac函数为:

$$\begin{cases} H(z) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arctan(z) \\ \delta(z) = \frac{\partial H}{\partial z} = \frac{1}{\pi} \left(\frac{1}{1+z^2} \right) \end{cases} \quad (7)$$

假设水平集函数为 $u_k (k=1, 2, \dots, L)$, 那么其所有的组合方式可以用向量表示为 $c_i = [c_1^i, c_2^i, \dots, c_L^i]^T$, $i=1, 2, \dots, N$, $c_k^i=0$ 或1。从而式(6)可以重写为:

$$A_i = \prod_{k=1}^L \phi_i(u_k) \quad i=1, 2, \dots, N \quad (8)$$

式中, $\phi_i(u_k) = \begin{cases} H(u_k) & c_k^i=0 \\ 1-H(u_k) & c_k^i=1 \end{cases}$, 其导数为 $\psi_i(u_k) =$

$$\begin{cases} \delta(u_k) & c_k^i=0 \\ -\delta(u_k) & c_k^i=1 \end{cases}.$$

由于水平集函数为符号距离函数, 因此在求解过程中每次迭代都需要重新初始化水平集函数, 为了避免该问题, 引入一个惩罚项从而加快结果的收敛速度^[12]。设图像由 $I(x, y)$ 表示, 则根据基于区域信息的传统水平集方法可以推导出嵌入Edgeworth展开式的能量泛函为:

$$E \left(\bigcup_{k=1}^L u_k; \bigcup_{i=1}^N p_i \right) = -\alpha \sum_{i=1}^N \int_{\Omega} \ln p_i A_i dx dy + \beta \sum_{k=1}^L \int_{\Omega} \delta(u_k) |\nabla u_k| dx dy + \lambda \sum_{k=1}^L \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla u_k| - 1)^2 dx dy \quad (9)$$

式中, p_i 为由式(2)得到的分割区域概率密度; α 、 β 、 λ 为权重; Ω 为图像域; ∇ 为哈密顿算子; 第1项为统计区域信息, 各个区域的概率密度函数由式(2)估计得到; 第2项为保证曲线的光滑, 避免过小的分割区域; 第3项为惩罚项, 用于调整水平集函数为符号距离函数。

1.3 水平集求解方法

根据水平集定义可知, 将图像界面嵌入到高维水平集函数中, 在演化过程中, 零水平集即为所需的分割曲线。根据变分原则和梯度下降原理, 最小化式(9)即可得到其解为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial u_k}{\partial t} = & \alpha \sum_{i=1}^N \ln p_i \left(\prod_{j=1, j \neq k}^L \phi_i(u_j) \right) \psi_i(u_k) + \\ & \beta \delta(u_k) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u_k}{|\nabla u_k|} \right) + \lambda \left[\Delta u_k - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u_k}{|\nabla u_k|} \right) \right] \\ & k=1, 2, \dots, L \end{aligned} \quad (10)$$

式中, t 为引入的时间变量; Δ 为拉普拉斯算子; div 为散度。

水平集方法中, 通常采用迭代方法对偏微分方程进行求解。因此式(10)的解为:

$$\frac{u_{k,s+1} - u_{k,s}}{\Delta t} = \frac{\partial u_k}{\partial t} \quad (11)$$

式中, s 为迭代次数; Δt 为时间步长。

为了保证迭代求解的稳定性, 通常需要复杂的差分方案, 本文采用文献中半隐式的差分方案, 即可获得很好的结果。

在迭代过程中需要每次重新计算各自类别的概率密度函数。由1.1节可知, 概率密度函数的确定与变量的原点矩有关。第 i 类中的 j 阶原点矩 $\hat{\mu}_{i,j}^i$ 可以由下式估计:

$$\hat{\mu}_{i,j}^i = \frac{\int_{\Omega} I(x, y)^j \phi_i(u_k) dx dy}{\int_{\Omega} \phi_i(u_k) dx dy} \quad i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, 3, 4; k=1, 2, \dots, L \quad (12)$$

对于分割正确性的验证, 本文采用两个水平集函数, 由式(10)可得, 两个水平集函数分别为:

$$\frac{\partial u_1}{\partial t} = \alpha \delta(u_1) [(\ln p_1 - \ln p_3) H(u_2) +$$

$$\delta(u_1)\beta\text{div}\left(\frac{\nabla u_1}{|\nabla u_1|}\right) + \lambda\left[\Delta u_1 - \text{div}\left(\frac{\nabla u_1}{|\nabla u_1|}\right)\right] \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial u_2}{\partial t} = & \alpha\delta(u_2)[(\ln p_1 - \ln p_4)H(u_1) + \\ & (\ln p_3 - \ln p_4)(1 - H(u_1))] + \delta(u_2)\beta\text{div}\left(\frac{\nabla u_1}{|\nabla u_1|}\right) + \\ & \lambda\left[\Delta u_2 - \text{div}\left(\frac{\nabla u_2}{|\nabla u_2|}\right)\right] \end{aligned} \quad (14)$$

两个水平集可以至多分割4个区域,本文分别给出了仿真和真实SAR图像的例证。

2 实验结果及讨论

本文采用仿真SAR图像和真实SAR图像对提出方法进行验证。对比方法选用经典的Chan Vese(CV)模型和基于G0分布的统计活动轮廓模型^[1,13]。CV模型基于图像均值进行分割,G0模型基于图像服从G0分布进行分割。计算复杂度而言CV模型最简单,G0模型其次,本文方法复杂度最高,但仍能在很短时间内得到图像分割结果。

在分割之前需要确定权重参数及迭代步长。经过测试,取 $\alpha=2$, $\beta=1$ 对大部分图像都能得到很好的分割结果。另外,水平集分割中, $\lambda=0.04$,迭代步长 $\Delta t=1$ 能适用于绝大部分图像。

本文采用Matlab实现算法。运行平台为Windows 8.1,处理器为I7-4600U,内存为8 GB。仿真图像为3个不同形状的几何图形并叠加一定的乘性噪声。本文方法运行时间为16.3 s。仿真SAR图像分割结果如图2所示。

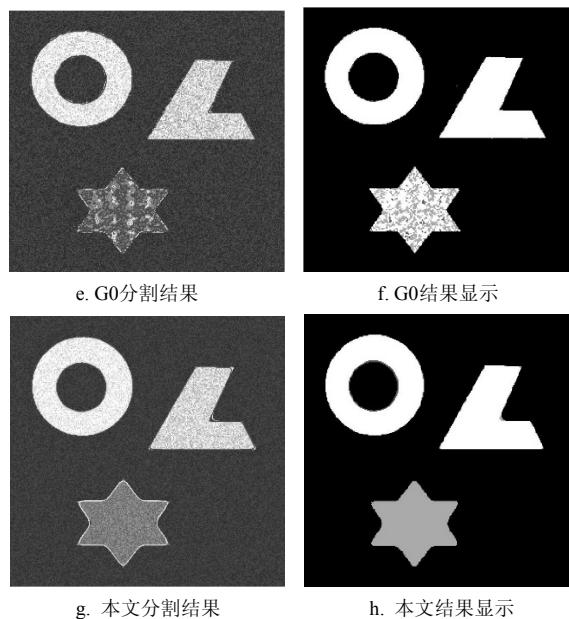
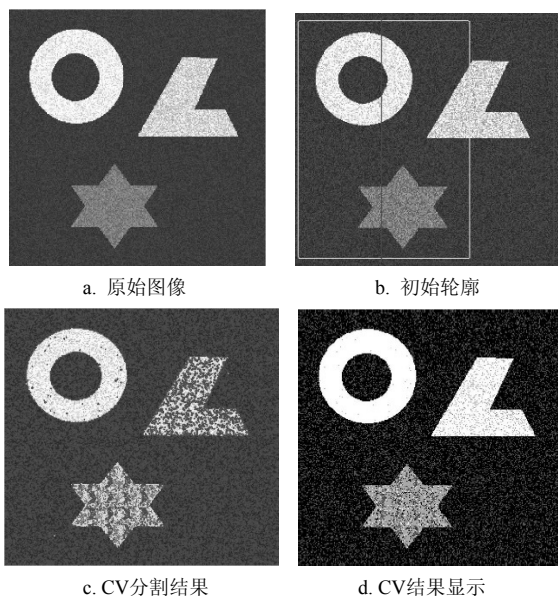
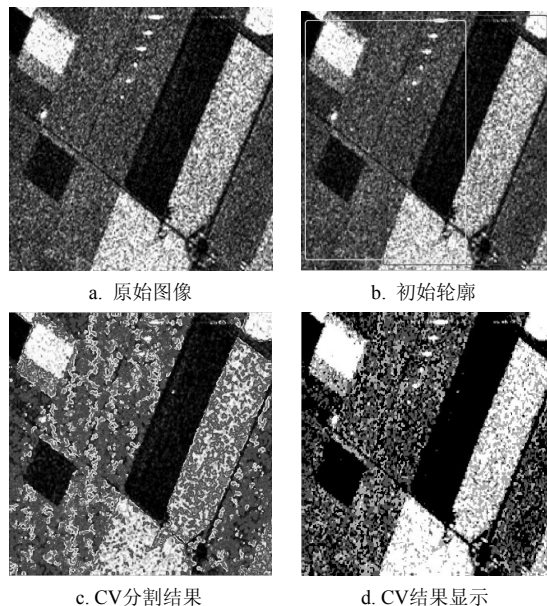


图2 仿真SAR图像分割结果

初始轮廓为每个水平集的零水平集。由图2可知,CV模型完全不适用于SAR图像。因为CV模型是基于区域均值对图像进行分割,而SAR图像噪声为乘性噪声,在灰度值高的区域噪声更大,从而造成CV模型的误判。对于基于G0分布的模型,当区域统计信息能被G0分布描述时,可得到很好的分割结果,如图2e中的前两个图像所示;而当实际分布与G0分布偏离较远时,分割结果就会较差。另外,当引入多个水平集进行多区域分割时,各个水平集都会相互影响,进一步造成分割精度的下降。由图2g可以看出,本文方法能得到较好的分割结果,不仅能区别出不同灰度值的几何图形,而且有非常好的分割边界曲线。



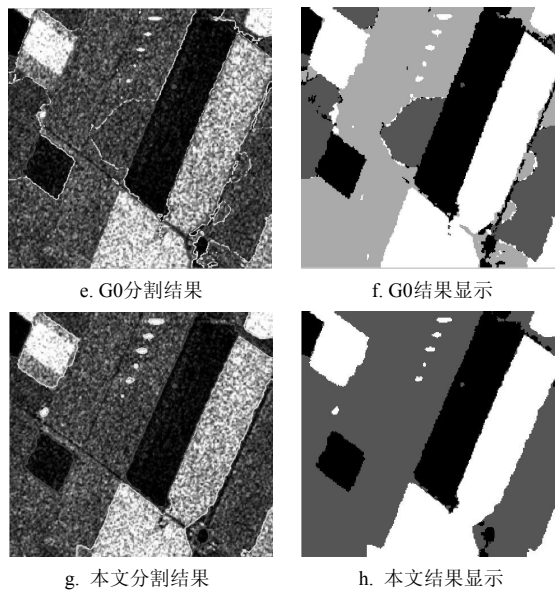


图3 真实SAR图像分割结果

真实SAR图像为AIRSAR获取的一幅Flevoland地区图像, 主要地物为不同的农田。图像为未经过滤波处理的VV极化图像。本文方法运行时间为47.6 s, 真实SAR图像分割结果如图3所示。

由图3可知, 在灰度值较低的区域, 由于噪声很小, CV模型能得到较好的分割结果, 但CV模型不能完成对较高灰度值区域的分割。同样地, 由于G0分布不能完全描述某些类型区域, 从而不能得到正确的分割。本文由于采用自适应的参数化统计信息拟合方法, 适用于不同的地物, 对于多区域的分割, 能得到更好的分割结果。

3 结 论

本文提出了一种基于参数化模型的水平集SAR图像多区域分割方法。这种方法不需要先指定区域统计分布函数, 从而更适用于多区域的分割。实验结果表明, 对于多区域的分割, 本文方法能得到很好的分割边界以及对不同地物的区别力。另外, 本文给出了一般水平集函数的表达式, 根据所需分割区域个数, 可采用对应数量的水平集, 具有很强的实用性。

参 考 文 献

- [1] FENG J L, CAO Z J, PI Y M. Multiphase SAR image segmentation with G(0)-statistical-model-based active contours[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(7): 4190-4199.
- [2] GALLAND F, NICOLAS J M, SPORTOUCHE H, et al. Unsupervised synthetic aperture radar image segmentation using fisher distributions[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(8): 2966-2972.
- [3] AYED I B, HENNANE N, MITICHE A. Unsupervised variational image segmentation/classification using a weibull observation model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11): 3431-3439.
- [4] SHUAI Y, SUN H, XU G. SAR image segmentation based on level set with stationary global minimum[J]. Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, 2008, 5(4): 644-648.
- [5] GAO G. Statistical modeling of SAR images: a survey[J]. Sensors, 2010, 10(1): 775-795.
- [6] BIAN Y, MERCER B. SAR probability density function estimation using a generalized form of K-distribution[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2015, 51(2): 1136-1146.
- [7] LUO S, TONG L, CHEN Y, et al. SAR image segmentation based on the advanced level set[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2014: 012246.
- [8] PAPOULIS A, PILLAI S U. Probability, random variables, and stochastic processes[M]. New Delh, India: Tata McGraw-Hill Education, 2002.
- [9] STUARD A, ORD J. Kendall's advanced theory of statistics[M]. Griffin London: Oxford University Press, 1987.
- [10] JOHNSON D H, SINANOVIC S. Symmetrizing the kullback-leibler distance[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2003, 9(3): 96-99.
- [11] ZHAO H K, CHAN T, MERRIMAN B, et al. A variational level set approach to multiphase motion[J]. Journal of Computational Physics, 1996, 127(1): 179-195.
- [12] LI C, XU C, GUI C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. [S.l.]: IEEE, 2005: 430-436.
- [13] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.

编 辑 漆 蓉