

文章编号:1007-2780(2014)01-0146-06

基于 Chan-Vese 模型的 TFT-LCD Mura 缺陷快速分割算法

卢小鹏¹, 李 辉^{1*}, 刘云杰², 梁 平², 李 坤¹

(1. 电子科技大学 航空航天学院, 四川 成都 611731;

2. 四川出入境检验检疫局 机电处, 四川 成都 610041)

摘要:针对传统的 Chan-Vese 模型(C-V 模型)分割背景不均匀的 TFT-LCD Mura 缺陷速度慢的问题,将水平集函数与符号距离函数的偏差作为能量项引入 C-V 模型,去掉了符号距离函数重初始化步骤;为了平衡图像的整体亮度不均匀,在传统的 C-V 模型中引入轮廓曲线内、外部区域之间的亮度差项,提高了分割准确性。在数值实现上,采用无条件稳定的半隐差分格式,适当加大步长,加速曲线演化过程,相比于有限差分格式和 AOS 格式,分割速度明显提高。实验结果表明,本文提出的算法能够准确地分割背景不均匀的 Mura 缺陷图像,并且分割速度快。

关键词: Chan-Vese 模型; TFT-LCD Mura 缺陷; 水平集; 半隐差分格式

中图分类号: TN141.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20142901.0146

Algorithm for fast TFT-LCD Mura defect image segmentation based on Chan-Vese model

LU Xiao-peng¹, LI Hui^{1*}, LIU Yun-Jie², LIANG Ping², LI Kun¹

(1. School of Aeronautics and Astronautics, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;

2. Sichuan Entry-Exit Inspection and Quarantine Bureau, Chengdu 610041, China)

Abstract: Aiming at the issue of low efficiency of traditional Chan-Vese model(C-V model) method for uneven background TFT-LCD Mura defect segmentation, a new formulation which was the difference between the level set function and signed distance function was introduced to C-V model to completely eliminate the re-initialization procedure of signed distance function. In order to reduce the effect from non-uniformity brightness of image, the C-V model was proved by adding the brightness difference between inside and outside area of the contour curve to improve the accuracy of the segmentation. In the numerical implementation, the unconditionally stable semi-implicit scheme was used to accelerate the evolution velocity by increasing the time step appropriately. This semi-implicit scheme has higher segmentation speed than the finite difference scheme and AOS format. The results show that the proposed algorithm can segment the uneven background Mura defect accurately and rapidly.

Key words: Chan-Vese model; TFT-LCD Mura defect; level set; semi-implicit scheme

收稿日期:2013-08-28; 修订日期:2013-09-30.

基金项目:国家质检总局科技计划项目(No. 2012IK100)

* 通信联系人, E-mail: kelly.li@126.com

1 引言

随着液晶显示器向大尺寸、轻薄化、低功耗、高分辨率的方向发展,TFT-LCD 在生产过程中产生各种显示不均匀缺陷的几率大大增加。亮点、亮线、暗线等缺陷由于其特征明显,易于检测。而 Mura 缺陷对比度低,边缘模糊,大小、形状都不固定,而且背景图像复杂,这就增加了缺陷分割的难度,成为研究的热点^[1-2],并且传统的图像分割方法无法得到满意的分割效果。

Osher 等人^[3]于 1988 年提出了计算稳定、抗噪性好且具有跟踪拓扑结构变化的水平集方法,并成功运用到图像处理中。Caselles^[4]和 Malladi^[5]等人以曲线演化理论和水平集方法为基础,分别独立地提出了几何主动轮廓模型,将图像分割问题转化为求能量泛函的最优解问题。而后,Caselles 等人又对几何主动轮廓模型做了改进,提出了测地主动轮廓模型^[6]。国内的周则明等^[7]利用 Snake 模型并结合水平集方法对左心室 MRI 图像进行分割。但以上方法都存在基于图像梯度的边缘检测项,只能检测用梯度定义的图像边缘。2001 年,Chan 和 Vese 简化了 Mumford-Shah^[8]模型,并结合水平集思想,提出了

Chan-Vese 水平集模型^[9],即经典的 C-V 模型。C-V 模型不再依赖图像的梯度信息,适用于梯度无意义或者边缘模糊的图像的分割。但是,C-V 模型以 2 个灰度均值拟合描述目标和背景 2 个同质区域,对于背景不均匀的图像无法准确地分割。同时,每次的更新迭代,都要重新初始化符号距离函数,计算量大,降低了目标检测效率。

在数值实现上,常用的求解格式有有限差分格式、AOS^[10]格式等。有限差分格式必须在较小的时间步长下才能得到稳定解,计算效率低;而 AOS 格式虽然可以采用较大的时间步长,但在迭代过程中需要多次计算矩阵的逆而使得分割精度下降。本文针对 C-V 模型,在模型本身、数值实现等方面加以改进,提高了模型对背景不均匀图像的分割能力和分割速度。

2 传统的 C-V 模型

假设定义域为 Ω 的图像 $I(x, y)$ 被闭合曲线 C 划分为目标、边界 2 个区域 C_o, C_b ,其平均灰度分别为 c_o, c_b 。C-V 模型在实现过程中,需要把演化曲线 C 嵌入到水平集函数 φ 中,同时引入 Heaviside 函数和 Dirac 函数,则 C-V 模型的水平集表示为:

$$E(c_o, c_b, \varphi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi(x, y)) |\nabla \varphi(x, y)| dx dy + v \int_{\Omega} H(\varphi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_o|^2 H(\varphi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_b|^2 (1 - H(\varphi(x, y))) dx dy, \quad (1)$$

其中: $\mu \geq 0, v \geq 0, \lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$ 为常数。

Chan 和 Vese 以欧拉-拉格朗日方法求解式(1),并利用梯度下降流得到最终的偏微分方程:

$$\begin{cases} c_o(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\varphi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi(x, y)) dx dy} \\ c_b(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\varphi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi(x, y))) dx dy} \\ \frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - v - \lambda_1 (1 - c_o)^2 + \lambda_2 (1 - c_b)^2 \right] \\ \varphi(0, x, y) = \varphi_0(x, y) \end{cases} \quad (2)$$

传统的 C-V 模型主要根据区域的灰度均值特性处理背景简单的两类分割问题,而对于背景复杂的图像无法准确地分割。另外,水平集函数 φ 必须构造为符号距离函数, φ 经过少量的迭代演化后,就会背离符号距离函数,通常以重新初始化符号距离函数来保持计算的稳定性,这样致使计算量增大和演化速度降低,同时分割的准确度也受到影响。

3 改进的 C-V 模型

为了解决符号距离函数重初始化问题, Li^[11]等人在建立基于梯度的参数活动轮廓模型时,根据符号距离函数的梯度始终满足 $|\nabla \varphi| = 1$,在能量函数中增加一惩罚项:

$$P(\varphi) = \iint_{\Omega} \frac{(|\nabla \varphi| - 1)^2}{2} dx dy. \quad (3)$$

对于任何偏离 $|\nabla \varphi| = 1$ 的局部, 在后续演化过程中将被纠正, 因此, 无需重新初始化符号距离函数。

为了平衡图像背景整体亮度不均匀对检测效果的影响, 在传统的 C-V 模型中增加一个与轮廓曲线内、外部区域之间的亮度差有关的能量项, 该能量项可以描述为:

$$F_m(c_o, c_b, C) = \text{Area}(\text{inside}(C)) \cdot (c_o - c_b)^2. \quad (4)$$

这里, $\text{Area}(\text{inside}(C))$ 是曲线内部的面积。

综上所述, 改进后的 C-V 模型为:

$$F = E + P + F_m. \quad (5)$$

整理可得改进模型的能量方程为:

$$\begin{aligned} F(\varphi) = & \mu \iint_{\Omega} \delta(\varphi(x, y)) |\nabla \varphi(x, y)| dx dy + \\ & \iint_{\Omega} \frac{(|\nabla \varphi| - 1)^2}{2} dx dy + \\ & v(c_o - c_b)^2 \iint_{\Omega} H(\varphi(x, y)) dx dy + \\ & \lambda_1 \iint_{\Omega} |I(x, y) - c_o|^2 H(\varphi(x, y)) dx dy + \\ & \lambda_2 \iint_{\Omega} |I(x, y) - c_b|^2 (1 - 2H(\varphi(x, y))) dx dy. \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)对应的演化方程如下:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} = & \delta(\varphi) \left[\mu \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - v(c_o - c_b)^2 - \lambda_1 \right. \\ & \left. (I - c_o)^2 + \lambda_2 (I - c_b)^2 \right] + \left[\Delta \varphi - \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right]. \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)中的演化方程所涉及的参数过多。在算法实现上取 $\delta(\varphi) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + \varphi^2}$, 可以将 $\delta(\varphi)$ 替换为 $|\nabla \varphi|$, 进而消除 Dirac 函数 $\delta(\varphi)$ 对非零水平集的抑制, 提高了演化速度。另外, 通常取 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$, 只保留参数 μ 和 v 。于是式(7)可以简化为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} = & |\nabla \varphi| \left[\mu \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - v(c_o - c_b)^2 - \right. \\ & \left. (I - c_o)^2 + (I - c_b)^2 \right] + (\nabla \varphi - \text{div}) \left(\frac{\Delta \varphi}{|\nabla \varphi|} \right). \end{aligned} \quad (8)$$

对于长度参数 μ , 当检测较大的物体时, 应取较大值, 反之亦然。通过修改参数 v 的值, 可以平衡图像整体的亮度不均匀。

4 数值实现

4.1 半隐差分格式构造

对于式(8)模型的离散化过程通常采用有限差分格式或 AOS 格式。半隐差分格式与 AOS 格式一样都是无条件稳定的, 但其在一次迭代过程中有选择地不更新一些函数项的前次迭代结果, 使得每次迭代步中都包含最近两次的迭代数据。

设时间步长为 τ , 空域步长为 h , 则对于式(8)中各项, 首先构造如文献[12]中的半隐差分格式。记

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2} = & \frac{1}{h} \left(\frac{\varphi_{i+1,j} - \varphi_{i,j}}{h} - \frac{\varphi_{i,j} - \varphi_{i-1,j}}{h} \right) = \\ & \frac{1}{h^2} (\varphi_{i+1,j} + \varphi_{i-1,j} - 2\varphi_{i,j}). \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \varphi}{\partial y^2} = & \frac{1}{h} \left(\frac{\varphi_{i,j+1} - \varphi_{i,j}}{h} - \frac{\varphi_{i,j} - \varphi_{i,j-1}}{h} \right) = \\ & \frac{1}{h^2} (\varphi_{i,j+1} + \varphi_{i,j-1} - 2\varphi_{i,j}). \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} C_1 = & 1 / \sqrt{\left(\frac{\varphi_{i+1,j} - \varphi_{i,j}}{h} \right)^2 + \left(\frac{\varphi_{i,j+1} - \varphi_{i,j-1}}{2h} \right)^2} \\ C_2 = & 1 / \sqrt{\left(\frac{\varphi_{i,j} - \varphi_{i-1,j}}{h} \right)^2 + \left(\frac{\varphi_{i-1,j+1} - \varphi_{i-1,j-1}}{2h} \right)^2} \\ C_3 = & 1 / \sqrt{\left(\frac{\varphi_{i+1,j} - \varphi_{i-1,j}}{2h} \right)^2 + \left(\frac{\varphi_{i,j+1} - \varphi_{i,j}}{h} \right)^2} \\ C_4 = & 1 / \sqrt{\left(\frac{\varphi_{i+1,j-1} - \varphi_{i-1,j}}{2h} \right)^2 + \left(\frac{\varphi_{i,j} - \varphi_{i,j-1}}{h} \right)^2}. \end{aligned} \quad (11)$$

则曲率的差分格式为:

$$\begin{aligned} \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) = & \frac{1}{h^2} (C_1 \varphi_{i+1,j} + C_2 \varphi_{i-1,j} + \\ & C_3 \varphi_{i,j+1} + C_4 \varphi_{i,j-1} - \sum_{k=1}^4 C_k \cdot \varphi_{i,j}) = \\ & \frac{1}{h^2} (L(\varphi) - \sum c(\varphi) \cdot \varphi). \end{aligned} \quad (12)$$

其中:

$$\begin{aligned} L(\varphi) = & C_1 \varphi_{i+1,j} + C_2 \varphi_{i-1,j} + C_3 \varphi_{i,j+1} + C_4 \varphi_{i,j-1}, \\ \sum c(\varphi) = & \sum_{k=1}^4 C_k. \end{aligned}$$

同时, 水平集函数的 Laplace 算子为:

$$\begin{aligned} \Delta \varphi = & \frac{1}{h^2} (\varphi_{i+1,j} + \varphi_{i-1,j} + \varphi_{i,j+1} + \varphi_{i,j-1}) = \\ & \frac{1}{h^2} (\sum (\varphi - 4\varphi)), \end{aligned} \quad (13)$$

其中:

$$\begin{aligned} \sum(\varphi) &= \varphi_{i+1,j} + \varphi_{i-1,j} + \varphi_{i,j+1} + \varphi_{i,j-1}, \\ |\nabla \varphi| &= \sqrt{\left(\frac{\varphi_{i+1,j} - \varphi_{i-1,j}}{2h}\right)^2 + \left(\frac{\varphi_{i,j+1} - \varphi_{i,j-1}}{2h}\right)^2}. \end{aligned} \quad (14)$$

另外,记

$$\begin{aligned} T(\varphi) &= (I - c_b(\varphi))^2 - (I - c_o(\varphi))^2 - \\ &\quad v(c_o(\varphi) - c_b(\varphi))^2. \end{aligned} \quad (15)$$

这里,

$$\begin{aligned} c_o(\varphi) &= \sum_{i,j} I_{i,j} H(\varphi_{i,j}) / \sum_{i,j} H(\varphi_{i,j}) \\ c_b(\varphi) &= \sum_{i,j} I_{i,j} (1 - H(\varphi_{i,j})) / \sum_{i,j} (1 - H(\varphi_{i,j})). \end{aligned}$$

则式(8)的离散迭代式为:

$$\varphi^{n+1} = \frac{h^2 \varphi^n + \tau h^2 |\nabla \varphi^n| T(\varphi^n) + \tau \sum(\varphi^n) + \tau (\mu |\nabla \varphi^n| - 1) L(\varphi^n)}{h^2 + (4 + \sum_c(\varphi^n) (\mu |\nabla \varphi^n| - 1)) \tau}. \quad (18)$$

这里,参数 μ 和 τ 的选取调整可以平衡分母中 $\sum_c(\varphi^n)$ 因子项对整个迭代公式的作用。同时,用 $\mu-1$ 替换 $\mu |\nabla \varphi^n| - 1$,并选定空域步长 $h=1$,最终将分母去掉,避免了矩阵求逆运算。得

$$\begin{aligned} \varphi^{n+1} &= \varphi^n + \tau |\nabla \varphi^n| T(\varphi^n) + \\ &\quad \tau \sum(\varphi^n) + \tau (\mu - 1) L(\varphi^n). \end{aligned} \quad (19)$$

4.2 迭代停止控制

半隐差分格式是无条件稳定的,并且演化速度快,容易出现过收敛现象。为了准确分割目标,谢强军等人^[13]采用了曲线演化的自动停止判定不等式

$$P = \frac{\sum_{|\varphi_{i,j}^{n+1} - \varphi_{i,j}^n| < h} |\varphi_{i,j}^{n+1} - \varphi_{i,j}^n|}{\text{num}\{(i,j) | \varphi_{i,j}^n < h\}} \leq h^2 \tau. \quad (20)$$

式中: $\text{num}(i,j) | \varphi_{i,j}^n < h$ 为 $|\varphi_{i,j}^n| < h$ 满足的网格点个数,当 P 小于设定值时,曲线演化结束。演化结束后的水平集函数曲线,即为目标的轮廓线。当然, $h^2 \tau$ 停止值也可根据需要取 0.01, 0.001 等。

5 实验结果分析

实验硬件环境为 Intel(R) Core(TM) i3 CPU 530@2.93GHz, 4.00GB 内存;软件环境为: MatlabR2010a。实验参数设定为: $\mu=0.0001 \times 255^2$ 。

首先说明符号距离保持项 $P(\varphi)$ 对模型的作用。对一副 270×220 的合成图像,分别用去掉项的改进模型和完整的改进模型进行分割,结果如图 1 所示。去掉 $P(\varphi)$ 项,模型在每次迭代过程中

$$\begin{aligned} \frac{\varphi^{n+1} - \varphi^n}{\tau} &= |\nabla \varphi^n| T(\varphi^n) + \frac{1}{h^2} (\sum(\varphi^n) - 4\varphi^n) + \\ &\quad \frac{1}{h^2} (\mu |\nabla \varphi^n| - 1) (L(\varphi^n) - \sum_c(\varphi^n) \cdot (\varphi^n)). \end{aligned} \quad (16)$$

由此可得其半隐差分格式为:

$$\begin{aligned} \frac{\varphi^{n+1} - \varphi^n}{\tau} &= |\nabla \varphi^n| T(\varphi^n) + \frac{1}{h^2} (\sum(\varphi^n) - 4\varphi^{n+1}) + \\ &\quad \frac{1}{h^2} (\mu |\nabla \varphi^n| - 1) (L(\varphi^n) - \sum_c(\varphi^n) \cdot \varphi^{n+1}). \end{aligned} \quad (17)$$

整理式(17)可得形如文献[12]中出现的数值模型:

需要重新初始化符号距离函数,虽然迭代次数不变,但会影响到分割速度。由于迭代次数 NumIter=3,去掉 $P(\varphi)$ 项的改进模型的计算时间 Cputime 也只有 0.82989 s,但完整的改进模型的计算时间减少了 22.6%。随着图片尺寸增大和迭代次数增加,重初始化距离符号函数将会严重影响模型的分割速度。

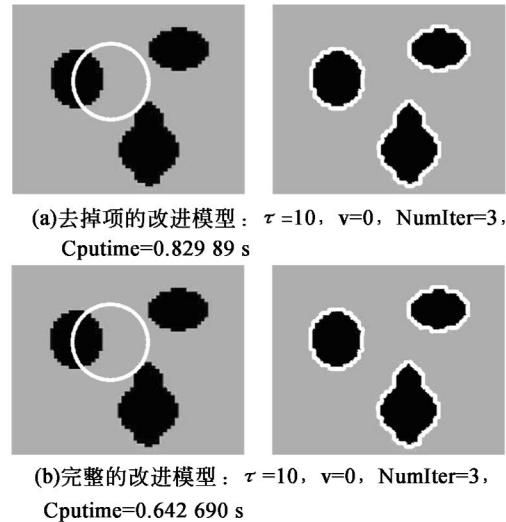
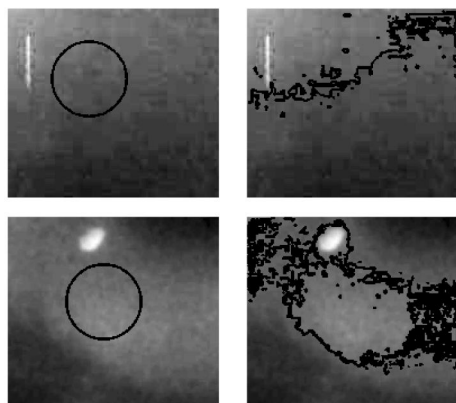


图 1 去掉项的改进模型和完整的改进模型的分割效果比较

Fig. 1 Comparison of segmentation results between improved model without and improved model

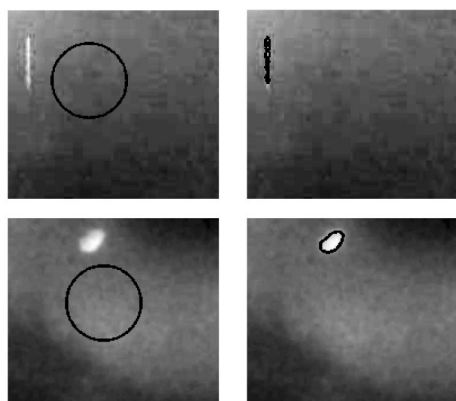
图 2 分别用传统的 C-V 模型和改进后的 C-V 模型分别对一副的 TFT-LCD 线 Mura 缺陷图像和一副的 TFT-LCD 块状 Mura 缺陷图像进行

分割,亮度不均平衡系数分别取 $v=4.7$ 和 $v=1.9$ 。可以看出,传统的 C-V 模型无法对背景不均匀的 Mura 缺陷图像准确分割,而改进后的 C-V 模型得到了满意的分割效果。



(a)传统的C-V模型分割效果

(a)Traditional C-V model



(b)改进后的C-V模型分割效果

(b)Improved C-V model

图 2 传统的 C-V 模型和改进后的 C-V 模型缺陷分割效果比较

Fig. 2 Comparison of segmentation results between traditional C-V model and improved C-V model

为了验证半隐差分求解格式的高效性,对一副 450×400 的 TFT-LCD 块状 Mura 缺陷图像分别用有限差分格式、AOS 格式和半隐差分格式进行检测,结果比较如表 1 所示。

表 1 半隐差分格式与有限差分格式、AOS 格式的求解效率比较

Tab. 1 Comparison of solving efficiency among finite difference scheme, AOS and semi-implicit scheme

求解格式	τ	v	NumIter	Cputime/s
有限差分格式	0.1	0.8	15	8.948 780
AOS 格式	5	0.6	4	4.260 707
半隐差分格式	10	1.9	3	1.947 080

3 种求解格式都能实现对 Mura 缺陷的准确分割,从表 1 可以看出,有限差分格式必须在较小的时间步长下才能得到稳定解,曲线演化缓慢;而 AOS 格式虽然加大了时间步长,但迭代过程中需要多次求解矩阵的逆,计算量增加;半隐差分格式无需进行矩阵求逆运算,而且时间步长可以达到 $\tau=10$,计算效率明显提高。

6 结 论

本文主要针对传统的 C-V 模型对背景复杂的图像分割不准确,并且耗时长缺点,通过改进模型本身和求解格式,提高了模型分割图像的准确度和分割速度。实验结果表明,改进的 C-V 模型提高了对背景复杂的图像的分割能力。在数值实现上,半隐差分格式克服了有限差分格式步长较小,AOS 格式矩阵求逆的不足,进一步增大了时间步长,而且分割速度更快。本文提出的算法对背景不均匀图像有很好的分割效果,能够实现对 TFT-LCD Mura 缺陷的快速检测。

参 考 文 献:

- [1] 周哲. 横线 Mura 的分析与改善[J]. 液晶与显示, 2012, 27(5): 649-652.
Zhou Z. Analysis and improvement of horizontal line Mura [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(5): 649-652. (in Chinese)
- [2] 齐鹏, 施园, 刘子源. TFT-LCD Touch Mura 不良的研究和改善[J]. 液晶与显示, 2013, 28(2): 204-209.
Qi P, Shi Y, Liu Z Y. Research and improvement of touch Mura in TFT-LCD [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(2): 204-209. (in Chinese)
- [3] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation [J]. *Journal of Computational Physics*, 1998, 79 (1): 12-49.

- [4] Caselles V, Catte F, Coll T, *et al.* A geometric model for active contours in image processing [J]. *Numerische Mathematik*, 1993, 66(1): 1-31.
- [5] Malladi R, Sethian J A, Vemuri B C. Shape modeling with front propagation: A level set approach [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(2): 158-175.
- [6] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79.
- [7] 周则明, 尤建洁, 范春晖, 等. 结合水平集方法和形状约束 Snake 模型的左心室 MRI 图像分割[J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(6): 782-786.
Zhou Z M, You J J, Fan C H, *et al.* Left ventricle MRI images segmentation by unifying level set method and snaked model with shape constraints [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2006, 19(6): 782-786. (in Chinese)
- [8] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. *Communication on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 577-685.
- [9] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [10] Kuhne G, Weickert J, Beier M, *et al.* Fast implicit active contour models [C]. *Proceedings of the 24th DAGM Symposium on Pattern Recognition*, Germany: springer-verlag, 2002: 133-140.
- [11] Li C, Xu C, Gui C, *et al.* Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation [C]. *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Diego, USA: IEEE Computer Society, 2005: 430-436.
- [12] Chan T F, VESE L A. 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.
- [13] 谢强军, 侯迪波, 黄平捷, 等. 一种改进的单参数水平集快速分割方法[J]. 光电子·激光, 2009, 20(12): 1671-1675.
Xie Q J, Hou D B, Huang P J, *et al.* An improved level set method for fast image segmentation based on dingle parameter [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2009, 20(12): 1671-1675. (in Chinese)

作者简介: 卢小鹏(1987—), 男, 河南南阳人, 硕士研究生, 主要研究方向: 模式识别、图像处理。E-mail: luxiaopeng2010@163.com