

梯度向量场通量能量驱动的主动轮廓模型

杨勇¹⁾ 徐春²⁾ 潘伟民¹⁾

¹⁾(新疆师范大学数理信息学院计算机系, 乌鲁木齐 830054) ²⁾(新疆财经大学计算机科学与工程学院, 乌鲁木齐 830012)

摘要 提出了一种基于梯度向量场通量能量的水平集图像分割算法。通过加入约束符号距离函数的能量项,并极小化该能量函数得到的变分表达式主要具有4条优于传统主动轮廓模型的优点。一是可以克服分割弱边界目标的困难;二是水平集函数不但可以灵活初始化,而且可避免在演化过程中重新初始化为符号距离函数;三是水平集函数数值化可采用简单的有限差分方法,计算效率得到了极大的提高;四是仅用一个初始轮廓就可以自动检测带孔目标的内轮廓。对合成和真实图像的分割结果表明:对弱边界目标和灰度分布不均目标的分割效果分别优于测地线模型(GAC)和C-V主动轮廓模型。

关键词 Level set 主动轮廓模型 通量 能量极小化 分割

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)12-2534-05

Active Contours Driven by Image Gradient Flux Energy

YANG Yong¹⁾, XU Chun²⁾, PAN Wei-min¹⁾

¹⁾(Department of Computer, College of Mathe & Physics & Information Sciences, Xinjiang Normal University, Wulumuqi 830054)

²⁾(College of Computer Science and Technology, Xinjiang University of Finance & Economics, Wulumuqi 830012)

Abstract A new image segmentation algorithm using level set method was presented, which is based on the gradient vector field flux fitting energy. Combining with the penalizing energy term of signed distance function and minimizing the energy functional, we obtain the variational formulation which has four main advantages over the traditional active contour models. First, the difficulty of segmentation with weak edge can be addressed. Second, the level set function allows for flexible initialization and needs no re-initialization during evolution. Third, the level set function can be easily implemented by simple finite difference scheme and is computationally more efficient. Fourth, the interior contour of object can be automatically detected with only one initial contour. The proposed algorithm has been applied to both synthetic and real images with promising results and the results of segmenting weak edge objects and images with intensity inhomogeneity are better than using either geodesic active contour (CAC) model or C-V active contour model, respectively.

Keywords Level set, active contour model, flux, energy minimization, segmentation

1 引言

图像分割是计算机视觉和高级图像处理的基础,近年来基于偏微分方程的主动轮廓模型在图像分割中得到广泛应用。主动轮廓模型可分为参数化^[1]和几何化模型^[2-8],其中,几何化模型不但可以灵活处理动态拓扑变化问题,而且具有较大的捕获

力范围^[3],因而得到广泛的应用与研究^[2-8]。

目前,几何化模型分成两类:基于边界^[4-5]和基于区域^[6-7]模型。它们各有特点,在实际应用中根据图像特点进行选择。

基于边界的模型适用于处理目标与背景之间有较明显灰度突变的图像分割,通过构造合适的外力来控制轮廓的收缩或扩张,这个外力由一个停止函数控制在边界处消失。这种模型的缺点是有时很难

收稿日期:2008-06-30; 改回日期:2008-10-29

第一作者简介:杨勇(1979~),男,2005年于中国科学院新疆理化所获计算机应用硕士学位。主要研究方向为计算机图像处理、组件式软件开发技术。E-mail: yangyong1900@163.com

选择合适的外力:如果外力过小,轮廓难以演化到目标的狭窄区域;如果外力过大又会越过弱边界。同时这种模型对初始轮廓的选取有一定要求,单一初始轮廓对带孔目标内轮廓难以准确分割。

基于区域的模型利用区域统计特性对同质区域进行分割,它不依赖目标的边界,而是依靠同一目标的灰度在统计特性上的一致性,因此受边界影响较弱。比较有名的是 C-V 主动轮廓模型^[6],它成功用于具有两类区域的图像分割。但是有时图像中感兴趣目标灰度的统计特性并不一致,C-V 模型对这类目标难以精确分割。

针对以上模型存在的不足,提出了一种基于梯度向量场通量能量的水平集图像分割算法。首先,利用梯度向量场在图像中的分布特性,构造梯度向量场通量能量函数,极小化该能量函数所得方程与图像的二阶 Laplacian 过零点有关,因此可准确定位目标边缘,有效解决弱边界目标的分割问题。其次,通过加入约束符号距离函数的能量项^[5],避免了符号距离函数重新初始化,减少了计算量,加快了迭代收敛速度。

2 测地线与 C-V 主动轮廓模型

文献[4]提出的测地线(GAC)模型是一种比较经典的基于边界的模型。其水平集演化方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g |\nabla \phi| \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha \right) + \nabla g \cdot \nabla \phi \quad (1)$$

式中, α 为气球力(balloon force),控制轮廓收缩或膨胀。 g 为边界停止函数(edge stopping function),定义为

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|^2} \quad (2)$$

式中, G_σ 为标准差为 σ 的高斯核。显然,理想情况下,目标边界处 $|\nabla G_\sigma * I| \rightarrow \infty, g \rightarrow 0$,轮廓在边界停止演化。而实际情况下,边界梯度的模值为有限值,因此 g 在边界并不为零,若 α 较大,可能导致对弱边界目标发生边界泄露。若 α 较小,又会导致轮廓演化速度变慢,甚至难以演化到目标的狭窄区域。

Chan 与 Vese 提出了一种基于简化 Mumford-shah 模型的主动轮廓模型^[6],可以解决弱边界目标与无明显边界目标的分割问题。其基本思想是将图像的目标与背景分别看做分段常数,通过极小化如

下能量函数得到分割结果

$$E^{CV} = \lambda_1 \int_{\text{in}(C)} |I(x) - c_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{\text{out}(C)} |I(x) - c_2|^2 dx, x \in IR^2 \quad (3)$$

式中, $I(x)$ 表示图像, c_1, c_2 分别为轮廓 C 内外图像灰度的均值。显然,该模型不能准确分割目标与背景处灰度在统计特性上不一致的图像。

3 基于梯度向量场通量的算法

3.1 梯度向量场通量的能量函数

图像中目标边界处梯度向量场的模达到极值,且方向与边界垂直,因此梯度向量场的通量达到极值。利用这个特性构造如下的能量函数:

$$\Phi(C) = \oint_C \nabla I \cdot n dC \quad (4)$$

它表示梯度向量场在轮廓 C 上的通量。其中 ∇ 表示梯度算子, $I: \Omega \subset R$ 为图像。在实际处理中,图像可能受噪声干扰,可先用高斯滤波器对图像进行平滑处理。 $C \subset \Omega$ 为图像区域的轮廓,取满足 $\nabla I \cdot n < 0$ 的 n 为 C 的法向方向。针对不同目标与背景对比度的图像,选取的 n 如图 1 所示,积分方向为曲线 C 的正方向。

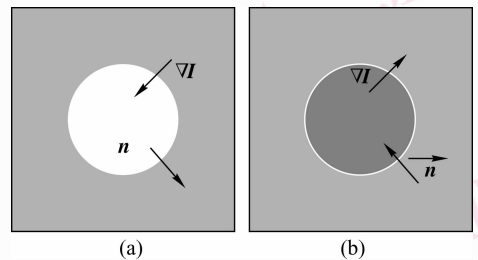


图 1 不同目标与背景对比度下的法线方向选取示意图
Fig. 1 The normal direction of curve in different contrast

对于如图 1(a) 所示情形,可直接利用格林公式

$$\Phi(C) = \oint_C \nabla I \cdot n dC = \iint_{\Omega_C} \operatorname{div}(\nabla I) dx dy = \iint_{\Omega_C} \Delta I dx dy \quad (5)$$

式中, Δ 表示 Laplacian 算子, Ω_C 为 C 法向的逆方向所指区域,即曲线所围的内区域。

对于如图 1(b) 所示的另一情形,在图像边缘构造轮廓 C_1 ,因为远离边缘处图像梯度近似为零,所以通过 C_1 梯度向量场通量 $\Phi(C_1) \approx 0$ 。利用格林公式

$$\begin{aligned}\Phi(C) + \Phi(C_1) &= \iint_{\Omega_c} \operatorname{div}(\nabla I) \, dx dy \\ &= \iint_{\Omega_c} \Delta I \, dx dy\end{aligned}\quad (6)$$

所以

$$\Phi(C) \approx \iint_{\Omega_c} \Delta I \, dx dy \quad (7)$$

式中, Ω_c 为 C 法向的逆方向所指区域, 即曲线所围的外区域。

利用欧拉-拉格朗日方法得 $\Phi(C)$ 取极小值应满足的条件为

$$\frac{\partial \Phi(C)}{\partial C} = \Delta I \cdot \mathbf{n} = 0 \quad (8)$$

显然, 当轮廓 C 上的点 (x, y) 满足 $\Delta I(x, y) = 0$, 即为图像二阶 Laplacian 过零点的位置时, 能量泛函达极小, 该位置恰好准确对应目标的边缘点。

下面给出一种简便的定性分析方法来说明 $\Phi(C)$ 在目标边界存在极小值。以图 1(a) 所示情况举例, 对于 (b) 所示情况可按同样方法得到。

图 2 所示为轮廓所有可能的分布位置, 其中“+”, “-”表示 ΔI 的符号。显然当轮廓位于目标边缘时, $\iint_{\Omega_c} \Delta I \, dx dy$ 达极小值, 且该值为负。若为图 1(b) 所示情形, ΔI 的符号与图 2 所示相反, 积分的区域也相反, 同理可得 $\Phi(C)$ 在目标边界达极小。

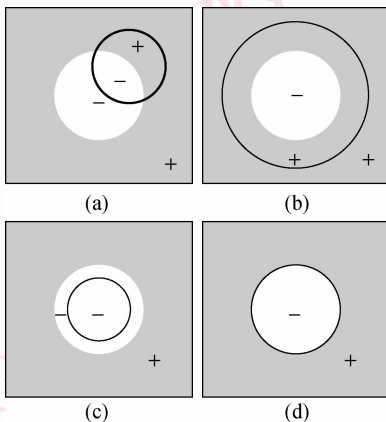


图 2 轮廓可能位于的所有位置示意图

Fig. 2 All of the possible positions of the curve

3.2 算法的变分 Level Set 表达式

利用 Level Set 方法, 能量函数 $\Phi(C)$ 表示为

$$\begin{aligned}\Phi(\phi) &= \iint_{\Omega_c} \Delta I \, dx dy = \iint_{\phi < 0} \Delta I \, dx dy \\ &= \iint_{\Omega} \Delta I (1 - H(\phi)) \, dx dy\end{aligned}\quad (9)$$

式中, Ω_c 为轮廓的法向 \mathbf{n} 的逆方向所指的区域, 因为 $\mathbf{n} = \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}$ [2], 所以满足 $\phi < 0$ 的区域为 Ω_c , H 表示 Heaviside 函数。

文献[5]提出一种无需初始化符号距离函数的约束项

$$p(\phi) = \iint_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 \, dx dy \quad (10)$$

通过引入 $p(\phi)$, 可避免水平集函数重新初始化, 从而大大减小计算量。

定义关于 ϕ 的外部能量函数为

$$\varepsilon_{\lambda, \nu}(\phi) = \lambda L(\phi) + \nu |\nabla I|^2 \Phi(\phi) \quad (11)$$

式中, $L(\phi)$ 为

$$L(\phi) = \iint_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| \, dx dy \quad (12)$$

它表示轮廓的长度, 作用是规则化水平集函数[5]。显然, 当 $|\nabla I|$ 较小时, 该能量函数的第 1 项起主要作用, 反之, 第 2 项起主要作用, 控制着该能量函数在零水平集位于目标边界时达极小值。其中 $\lambda > 0$, $\nu > 0$ 为常数, 它们是保持能量函数中第 1 项和第 2 项之间平衡的规则参数。由此定义整个能量函数为

$$\varepsilon(\phi) = \mu p(\phi) + \varepsilon_{\lambda, \nu}(\phi) \quad (13)$$

利用变分法关于 ϕ 极小化 $\varepsilon(\phi)$, 可得

$$\begin{aligned}\frac{\partial \varepsilon}{\partial \phi} &= -\mu \left(\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) - \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \\ &\quad \nu |\nabla I|^2 \Delta I \delta(\phi)\end{aligned}\quad (14)$$

使得 ε 极小化的 ϕ 应满足欧拉-拉格朗日等式

$\frac{\partial \varepsilon}{\partial \phi} = 0$ 。根据梯度下降算法, 可得

$$\begin{aligned}\frac{\partial \phi}{\partial t} &= -\frac{\partial \varepsilon}{\partial \phi} = \mu \left(\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) + \\ &\quad \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu |\nabla I|^2 \Delta I \delta(\phi)\end{aligned}\quad (15)$$

令 $G(\phi)$ 表示上式右边的项, 则

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = G(\phi) \quad (16)$$

3.3 数值计算方法

在实际计算中, Dirac 函数 δ 选取以下函数[6]:

$$\delta_\varepsilon(z) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2} \quad (17)$$

ε 的取值不能太大, 否则容易造成边界定位不准确, 实验中, 统一取 $\varepsilon = 1.5$ 。由于引入了符号距离函数的约束能量项式 (10), 可以直接利用中间差分的方法来估计 $\frac{\partial \phi}{\partial x}$, $\frac{\partial \phi}{\partial y}$ 。数值迭代算法可表示为

$$\phi_{i,j}^{n+1} = \phi_{i,j}^n + \tau G(\phi_{i,j}^n) \quad (18)$$

式中, τ 表示迭代时间间隔。

3.4 算法步骤

因为引入了符号距离函数的约束能量项式(10), 可以灵活初始化水平集函数 ϕ 。可简单初始化为轮廓内外符号相反的常数 ρ 。主要算法步骤如下:

(1) 初始化水平集函数

$$\phi(x, t=0) = \begin{cases} -\rho & x \in \Omega_0 - \partial\Omega_0 \\ 0 & x \in \partial\Omega_0 \\ \rho & x \in \Omega - \Omega_0 \end{cases} \quad (19)$$

式中, Ω_0 是图像区域 Ω 的一子区域, $\partial\Omega_0$ 是 Ω_0 的边界。

(2) 依据方程式(18)演化水平函数 ϕ 。

(3) 判断水平集函数是否稳定。采用演化曲线内外像素点数的变化来判断水平集函数是否稳定, 定义式如下:

$$Q = \left\{ \sum | \text{sgn}(\phi^{n+1} \geq 0) - \text{sgn}(\phi^n \geq 0) | + | \text{sgn}(\phi^{n+1} < 0) - \text{sgn}(\phi^n < 0) | \right\} / M \quad (20)$$

式中, M 为图像的大小。若 $Q < \zeta$, 则演化稳定, 迭代终止, 反之, 返回第 2 步。其中 ζ 为一较小数值。

4 实验及结果分析

实验中, 初始轮廓可以任意选取。为增大轮廓的捕获力和提高抗噪性能, 需先用高斯滤波器 G_σ 对图像进行平滑, σ 表示高斯滤波器的标准方差。 σ 的选取应合适, 实验中选取 $\sigma = 2.5$ 。以下实验统一选取 $\rho = 1, \tau = 0.5, \lambda = 5, \mu = 0.5, \nu = 1.5$ 。 τ 与 μ 数值的选取参照文献[5], 使它们满足 $\mu\tau \leq 0.25$ 。 λ 比 ν 的值稍大, 不但可以加快演化的速度, 而且能够规则化演化轮廓, 即可以保持轮廓的光滑性。依据以下的实验结果, 这些参数值具有很好的自适应性。

图 3 为本算法与侧地线^[4](GAC)模型分割弱边界目标和带孔目标的对照实验。图 3 表明本算法不但可以较好地分割弱边界目标, 而且可以自动检测带孔目标的内轮廓, 而 GAC 模型对弱边界目标不能有效分割, 且单一初始轮廓难以检测带孔目标的内轮廓。

图 4 为本文算法与 CV 模型^[6]分割灰度不均匀

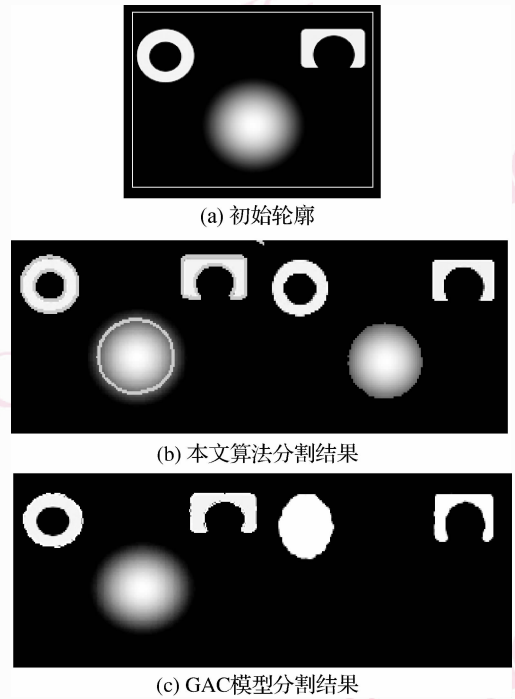


图 3 本文所提算法与 GAC 模型分割合成图像比较
Fig. 3 Comparison of segmenting synthetic image between our algorithm and geodesic model

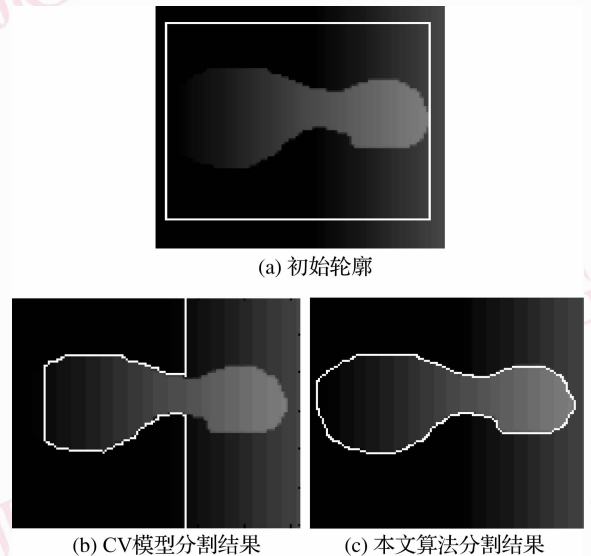


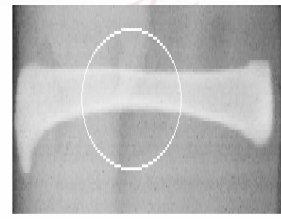
图 4 本文算法与 CV 模型分割灰度不均匀合成图像比较
Fig. 4 Comparison of segmenting synthetic image with intensity inhomogeneity between CV model and our algorithm

合成图像的对照实验。CV 模型利用图像的全局均值信息, 对灰度分布均匀的目标可以得到满意的分割结果。而对于灰度分布不均的图像, 全局均值信息不能很好地反映图像的灰度分布特性, 因此分割

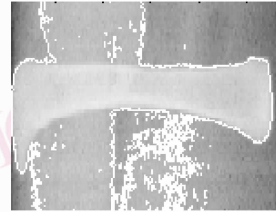
效果较差,如图 4(b)所示。而本文算法充分利用了目标的边缘信息,因此可以准确地定位目标边界,对于灰度分布不均的目标也具有较好的分割结果,如图 4(c)所示,分割效果较好。

图 5 为 CV 模型^[6]与本文算法分割 X 光鸡骨头图像的对照实验。由于设备原因,X 光图像灰度分布不均匀,因此 CV 模型分割结果受干扰较大,如图 5(b)所示,分割效果较差。本文算法充分利用目标的边界信息,如图 5(c)所示,可以得到准确分割结果。

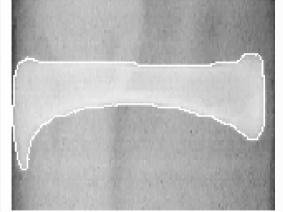
图 6(b)为 CV 模型^[6]对两幅血管图的分割结果,可见 CV 模型分割出的目标比较杂乱,这是由于它只利用了区域的同质特性,因而把接近同质的弱边界区域看做同一区域进行分割,导致较弱边界难以准确定位。图 6(c)实验结果表明本文算法可以准确定位弱边界,得到的目标边缘比较平滑。



(a) 初始轮廓



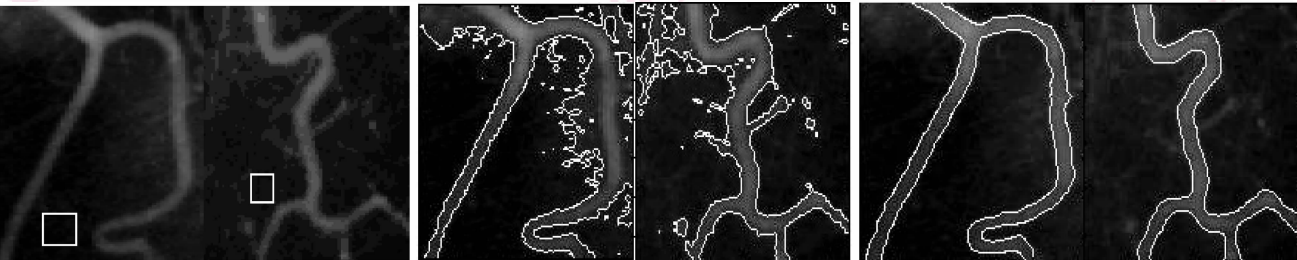
(b) CV模型分割结果



(c) 本文算法分割结果

图 5 本文算法与 CV 模型分割鸡肉 X 光图像中的骨头

Fig. 5 Segmentation results for X-ray chicken bone image with our algorithm and CV model



(a) 初始轮廓

(b) CV模型分割结果

(c) 本文算法分割结果

图 6 CV 模型与本文算法分割血管图比较

Fig. 6 Comparison of segmenting vessel images between CV model and our algorithm

5 结论

本文提出了一种基于梯度向量场通量能量水平集图像分割算法。该算法对目标具有很好的边界定位能力,能够准确分割目标,对弱边界目标和灰度分布不均目标都有较好的分割效果。另外,单一初时轮廓即可自动检测带孔目标的内轮廓。

参考文献 (References)

- 1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [A]. In: Proceedings of the 1st International Conference on Computer Vision[C], London, UK, 1987:259-268.
- 2 Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed; Algorithm based Ha-milton-Jacobi formulation[J]. Computer Physics, 1988, 79(1):12-49.
- 3 Xu C, Prince J. Snakes, shapes, and gradient vector flow[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3):359-369.

- 4 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1):61-79.
- 5 Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C], San Diego, CA, USA, 2005: 430-436.
- 6 Chan T, Vese L. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2):266-277.
- 7 Li C, Kao C, Gore J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C], Minneapolis, MN, USA, 2007: 1-7.
- 8 Wang Y, Dang C. An evolutionary algorithm for global optimization based on level-set evolution and latin squares[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(5):579-595.
- 9 Liu H, Chen H, Chen W. Neighborhood aided implicit active contours[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C], New York, USA, 2006:841-848.
- 10 Lankton S, Nain D, Yezzi A, et al. Hybrid geodesic region-based curve evolutions for image segmentation [A]. In: Proceedings of SPIE Medical Imaging [C], San Diego, CA, USA, 2007:13-20.