

窄带主动轮廓模型及在医学和纹理图像局部分割中的应用

郑强¹ 董恩清¹

摘要 提出一种新的基于二值水平集的窄带主动轮廓模型用于局部分割. 通过对二值水平集进行形态学膨胀和腐蚀操作, 提出一种稳定灵活可控的窄带控制方案, 该方案可使得曲线进化精度从一个像素宽度灵活变化到任意大小. 考虑到局部分割一般要求初始轮廓置于待分割目标内部并不断膨胀进化直至目标边缘, 本文提出用形态学闭运算作为新的曲线平滑方案. 与传统的高斯平滑和曲率平滑方案相比, 形态学闭运算不仅能够更好地促进曲线的膨胀进化, 而且有利于保持水平集函数的二值性. 此外, 本文提出的方法是一种通用的自然框架, 可以根据不同的需求设计不同的速度函数. 为了证明所提出的局部分割框架的有效性和鲁棒性, 本文以医学图像和纹理图像为例分别设计了两个速度函数: 一个是融合了磁共振脑图像的非严格对称信息的速度函数用于大脑皮质下结构的局部分割; 另一个是融合了局部熵和局部梯度算子的速度函数用于纹理图像的局部分割. 在合成图像、医学图像和纹理图像上的实验证明了本文方法在局部分割中的有效性和鲁棒性.

关键词 主动轮廓, 图像分割, 医学图像, 纹理图像

引用格式 郑强, 董恩清. 窄带主动轮廓模型及在医学和纹理图像局部分割中的应用. 自动化学报, 2013, 39(1): 21–30

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.00021

Narrow Band Active Contour Model for Local Segmentation of Medical and Texture Images

ZHENG Qiang¹ DONG En-Qing¹

Abstract A new narrow band active contour model based on binary level set function (LSF) for local segmentation is proposed in this paper. By taking morphological dilation and erosion operations on the binary LSF, a stable and flexible narrow band is built, and the curve evolution precision (CEP) can change from one to infinity flexibly. Considering that the contour will be initialized inside the target object and inflated afterwards in local segmentation, morphological closing operation is utilized to smooth the binary LSF. Comparing with Gaussian filtering and curvature term, morphological closing operation will not only facilitate curve inflation more effectively, but also maintain the binary property of LSF. Moreover, the proposed model is a local segmentation framework, so different speed functions can be designed for different kinds of images. In order to demonstrate the effectiveness and robustness of the framework, we choose medical and texture images as examples. Meanwhile, two speed functions are designed respectively. One is for subcortical brain structures segmentation in MR brain images fused with the non-strict symmetric information, and the other is for texture segmentation combined local entropy and local gradient operators. Experiments on some synthetic, medical and texture images demonstrate the effectiveness and robustness of the proposed method in object segmentation.

Key words Active contour, image segmentation, medical images, texture images

Citation Qiang Zheng, En-Qing Dong. Narrow band active contour model for local segmentation of medical and texture images. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(1): 21–30

图像分割在计算机视觉和人工智能领域起着非常重要的作用, 其目标是从给定图像中提取感兴趣的区域. 目前, 已经有许多图像分割方法被提出, 学

者们也做了大量的努力以不断改进图像分割方法的性能.

主动轮廓模型 (Active contour model, ACM) 是目前最成功的图像分割方法之一, 并被证明是一种高效的图像分割框架^[1]. 其基本思想是通过迭代算法来实现给定能量函数的最小化. 主动轮廓模型可以分为两类: 基于边缘信息的主动轮廓模型^[2–6]和基于区域信息的主动轮廓模型^[7–18].

基于边缘信息的主动轮廓模型用图像的梯度信息驱动曲线向目标边界进化, 但是图像的梯度信息对噪声和弱边界较为敏感. 基于区域信息的主动轮廓模型用全局统计信息来识别目标边缘, 与基于边缘信息的主动轮廓模型相比具有更多优势, 例如, 对噪声的敏感低、对初始轮廓的鲁棒性高且能够更好地分割弱边缘甚至无边图像. 因此, 基于区域信息的主动轮廓模型比基于边缘信息的主动轮廓模型

收稿日期 2012-01-17 录用日期 2012-06-07

Manuscript received January 17, 2012; accepted June 7, 2012
高等学校博士学科点专项科研基金 (20120131110062), 山东省自然科学基金 (2009ZRB01661), 山东大学自主创新基金, 山东大学研究生自主创新基金

Supported by Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (20120131110062), Natural Science Foundation of Shandong Province (2009ZRB01661), Independent Innovation Foundation of Shandong University, and Graduate Independent Innovation Foundation of Shandong University
本文责任编辑 刘一军

Recommended by Associate Editor LIU Yi-Jun

1. 山东大学 (威海) 机电与信息工程学院 威海 264209
1. School of Mechanical, Electrical and Information Engineering, Shandong University (Weihai), Weihai 264209

该文的英文版同时发表在 *Acta Automatica Sinica*, Vol. 39, No. 1, pp. 21–30, 2013.

得到了更广泛的应用和更好的发展,尤其在分割灰度不均匀图像方面^[12-18].在主动轮廓发展的过程中,大量的经典模型被提出,如 CV (Chan-Vese) 模型^[8]、分段常数 (Piecewise constant, PC) 模型^[9]、分段光滑 (Piecewise smooth, PS) 模型^[9]、局部二值拟合 (Local binary fitting, LBF) 模型^[12-13] 等.

在实际应用中,局部分割方法常常需要用来满足人们对感兴趣的目标区域的分割需要,例如磁共振 (Magnetic resonance, MR) 医学图像中的壳核、尾状核及苍白球的局部分割等.然而,目前大多数基于区域信息的主动轮廓模型是全局分割模型,即不论初始轮廓置于图像中的什么位置,基于区域信息的主动轮廓模型都能将图像中的所有目标分割出来.一种常见且有效的实现局部分割的途径是将基于区域信息的主动轮廓模型约束在窄带之内.目前已经有许多局部分割方法被提出,根据水平集函数的不同,现有的局部分割方法可以分为两类:基于符号距离函数的局部分割方法^[19-21]和基于局部近似符号距离函数的局部分割方法^[22-26].

在基于符号距离函数的局部分割方法中,水平集函数常被初始化为符号距离函数,而符号距离函数的重新初始化会给曲线进化带来大的计算负担.此外,随着迭代次数的增加,由符号距离函数重新初始化所带来的误差也将随之增大,并会导致窄带变得不稳定,使得窄带难以控制.在基于局部近似符号距离函数的局部分割方法中,有限的整数集(如 $\{-3, -1, 1, 3\}$ 、 $\{-1, 1\}$ 等)常常被用来初始化水平集函数,这些有限的整数集在零水平集附近的窄带内对符号距离函数是一种很好的近似.一般来讲,基于局部近似符号距离函数的局部分割方法常常包含两部分:数据驱动项和曲线平滑项,其中曲线平滑项一般用高斯滤波实现.然而,如何在基于局部近似符号距离函数的局部分割方法中有效地利用曲线平滑项成为一个新的问题. Shi 等^[22]将数据驱动项和曲线平滑项设计成两个独立的循环迭代方案.该方案的分割结果仅由数据驱动项决定,而高斯平滑项仅对分割后的结果进行平滑,因此该方案没有充分利用曲线平滑方案可能带来的对曲线进化的促进作用. Zhang 等^[24]将数据驱动项和曲线平滑项放在同一个循环迭代算法中,然而,该方案中的高斯平滑项破坏了原有限整数集的特性,如有限整数集 $\{-1, 1\}$ 的二值特性,从而导致窄带变宽,进而造成局部分割失败.

本文提出一种新的窄带主动轮廓模型用于局部分割,其中,保证水平集函数的二值特性是实现本文方法的重要前提.本文主要工作如下:

1) 本文基于二值水平集和形态学运算构建一种稳定灵活可控的窄带方案用于局部分割.

2) 在局部分割中,初始轮廓一般被要求置于待分割目标内部,并在进化过程中不断膨胀直至目标边缘.基于以上考虑,本文提出用形态学闭运算平滑二值水平集函数.与高斯平滑方案相比,此方案不仅

能够更好地促进曲线膨胀进化,而且能够更好地保持水平集函数的二值性.水平集函数的二值性对于构建稳定灵活可控的窄带是一个重要前提.

3) 本文提出的局部分割模型是一种通用框架,可以根据不同的需要设计不同的速度函数,例如梯度、基于全局统计信息的速度函数、基于局部统计信息的速度函数及其他从主动轮廓模型推导而来的速度函数.作为本文框架的应用,本文分别提出应用于磁共振脑图像皮质下结构局部分割和纹理图像局部分割的速度函数.

本文剩余部分结构安排如下:在第 1 节,本文回顾一些经典的基于符号距离函数的局部分割方法和基于局部近似符号距离函数的局部分割方法;本文提出的用于局部分割的窄带主动轮廓模型在第 2 节介绍;在第 3 节,本文通过在合成图像、医学图像和纹理图像的实验证明本文方法在局部分割中的有效性;第 4 节对本文工作进行总结.

1 几种经典的局部分割方法

1.1 基于符号距离函数的局部分割方法

1.1.1 Localizing region-based active contours (LR-AC) 模型

Lankton 等提出的 LR-AC 模型^[19]是经典的基于符号距离函数的局部分割方法之一. LR-AC 模型是一种通用的局部分割框架,该框架允许任意基于区域统计信息的能量函数以窄带的形式表达.假定 $I(x) : \Omega \rightarrow \mathbf{R}$ 为给定图像, C 为用符号距离函数的零水平集表示的闭合曲线,即 $C = \{x | \phi(x) = 0\}$. 在 LR-AC 模型中,函数 $\delta(\phi(x))$ 用来设定围绕在零水平集附近的窄带区域:

$$\delta(\phi(x)) = \begin{cases} 1, & \phi(x) = 0 \\ \frac{1}{2\epsilon} \left\{ 1 + \cos \left(\frac{\pi \phi(x)}{\epsilon} \right) \right\}, & 0 < |\phi(x)| \leq \epsilon \\ 0, & |\phi(x)| > \epsilon \end{cases} \quad (1)$$

特征函数 $B(x, y)$ 用来标记局部邻域:

$$B(x, y) = \begin{cases} 1, & \|x - y\| < r \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (2)$$

当点 y 位于以点 x 为中心 r 为半径的圆内时,特征函数 $B(x, y)$ 的值为 1, 否则为 0.

基于函数 $\delta(\phi(x))$ 和特征函数 $B(x, y)$, LR-AC 模型的能量函数可以表示为

$$E = \int_{\Omega_x} \delta(\phi(x)) \int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot F(I(y), \phi(y)) dy dx \quad (3)$$

其中, F 为任意基于区域信息的用于全局分割的能量函数项.

1.1.2 Narrow band region-based active contours (NBR-AC) 模型

NBR-AC 模型^[20] 建立在固定宽度的窄带上, 由一个基于曲率的窄带能量函数实现. 假定 $I(x) : \Omega \rightarrow \mathbf{R}$ 为给定图像, C 为用符号距离函数的零水平集表示的闭合曲线, 即 $C = \{x | \phi(x) = 0\}$. NBR-AC 模型的能量函数可以表示为

$$E = E_{\text{region1}}(x) + E_{\text{region2}}(x) \quad (4)$$

其中

$$E_{\text{region1}}(x) = \int_{\Omega} \tilde{H}(\phi(x)+M)(1-\tilde{H}(\phi(x)))(I(x)-k_{\text{in}}(x))^2 dx + \int_{\Omega} \tilde{H}(\phi(x))(1-\tilde{H}(\phi(x))-M)(I(x)-k_{\text{out}}(x))^2 dx \quad (5)$$

$$E_{\text{region2}}(x) = \int_{\Omega} \tilde{H}(\phi(x)+M)(1-\tilde{H}(\phi(x)))(I(x)-k_{\text{in}}(x))^2 dx + \int_{\Omega} \tilde{\delta}(\phi(x)) \int_0^M (I(x+m\mathbf{n}_{\phi}(x))-h_{\text{out}}(x))^2 \times (1+m\kappa_{\phi}(x)) dmdx \quad (6)$$

其中, M 是一个正常数, 用于控制窄带的宽度. $\kappa_{\phi}(x)$ 表示曲率, $\mathbf{n}_{\phi}(x) = \nabla\phi(x)/|\nabla\phi(x)|$. 海维塞德函数 $\tilde{H}(\phi(x))$ 及其导数 $\tilde{\delta}(\phi(x))$ 用式 (7) 和式 (8) 近似实现:

$$\tilde{H}(\phi(x)) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{\phi(x)}{\varepsilon} \right) \right] \quad (7)$$

$$\tilde{\delta}(\phi(x)) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \phi(x)^2} \quad (8)$$

在式 (5) 和式 (6) 中, $k_{\text{in}}(x)$ 和 $k_{\text{out}}(x)$ 分别表示窄带范围内曲线 C 内部和外部的灰度均值, $h_{\text{out}}(x)$ 表示沿着法线方向 $\mathbf{n}_{\phi}(x)$ 覆盖长度为 M 的范围内的灰度均值.

1.2 基于局部近似符号距离函数的局部分割方法

1.2.1 Fast two-cycle (FTC) 算法

在文献 [22] 中, Shi 等提出一种 FTC 算法用于实时跟踪, 该算法可以在不用求解偏微分方程的基础上近似实现水平集函数的进化. 在 FTC 算法中, 函数 $\phi(x)$ 用来局部近似符号距离函数:

$$\phi(x) = \begin{cases} 3, & \text{若 } x \text{ 为外点} \\ 1, & \text{if } x \in L_{\text{out}} \\ -1, & \text{if } x \in L_{\text{in}} \\ -3, & \text{若 } x \text{ 为内点} \end{cases} \quad (9)$$

其中, 内点表示在闭合曲线 C 内部但不包括在 L_{in} 内的点, 外点表示在闭合曲线 C 外部但不包括在 L_{out} 内的点. L_{out} 和 L_{in} 定义如下:

$$L_{\text{out}} = \{x | \phi(x) > 0 \text{ 且 } \exists y \in N_4(x) \text{ s.t. } \phi(y) < 0\} \quad (10)$$

$$L_{\text{in}} = \{x | \phi(x) < 0 \text{ 且 } \exists y \in N_4(x) \text{ s.t. } \phi(y) > 0\} \quad (11)$$

此外, 文献 [22] 还定义了两种基本的操作: $\text{switch_in}(x)$ 和 $\text{switch_out}(x)$. 通过对 L_{out} 上的点进行 $\text{switch_in}(x)$ 操作, 零水平集表示的边界可以向外移动一个像素宽度的距离. 同理, 通过对 L_{in} 上的点进行 $\text{switch_out}(x)$ 操作, 零水平集表示的边界可以向内移动一个像素宽度的距离.

基于以上定义, FTC 算法可以描述如下:

- 1) 初始化水平集函数 $\phi(x)$.
- 2) 迭代循环 1: 用数据驱动项驱动曲线进化直至到达目标边缘^[22].
- 3) 迭代循环 2: 用高斯滤波平滑曲线^[22].
- 4) 判断循环 1 是否收敛. 若收敛, 则停止曲线进化; 若未收敛, 则转到 2).

1.2.2 Selective binary and Gaussian filter regularized level set (SB-GFRLS) 方法

SB-GFRLS^[24] 是一种基于二值水平集的可以选择全局或是局部分割的方法. 假定定义域 Ω 上的图像 $I(x)$, C 为闭合曲线, SB-GFRLS 方法可以描述如下:

- 1) 初始化水平集函数 $\phi(x)$ 为

$$\phi(x) = \begin{cases} -\rho, & x \in \Omega_0 - \partial\Omega_0 \\ 0, & x \in \partial\Omega_0 \\ \rho, & x \in \Omega - \Omega_0 \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\rho > 0$, Ω_0 是图像定义域 Ω 的子集, $\partial\Omega_0$ 是子集 Ω_0 的边界.

- 2) 按照下式进化水平集函数:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \alpha \cdot F(I(x)) \cdot |\nabla\phi| \quad (13)$$

其中, 函数 F 是用来驱动曲线进化到目标边界的能量函数.

- 3) 若 $\phi(x) > 0$, 则令 $\phi(x) = 1$; 否则, $\phi(x) = -1$.

- 4) 用高斯滤波器平滑曲线, 即 $\phi(x) = \phi(x) * G$, 其中, G 是高斯滤波器.

- 5) 判断算法是否收敛. 若收敛, 则停止曲线进化; 若未收敛, 则转到 2).

2 本文提出方法

2.1 窄带主动轮廓模型

本文提出一种新的窄带主动轮廓模型用于局部分割, 其主要思想包含以下 4 个步骤:

步骤 1. 图像预处理

为了改善图像质量, 同时能够利用更多的图像信息, 图像预处理是许多情况下是需要的. 图像预处理一般包括图像去噪、图像增强、图像配准及图像融合等.

步骤 2. 构建窄带

本文建立一种基于二值水平集和形态学运算的稳定灵活可控的窄带. 在本文提出的局部分割方法中, 二值水平集是重要的前提保证, 且其只能取值 1 和 -1, 即

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & x \in \Omega_0 \\ -1, & x \in \Omega \setminus \Omega_0 \end{cases} \quad (14)$$

其中, Ω_0 是图像定义域 Ω 的子集. 在将初始曲线初始化为二值水平集函数之后 (如图 1 (a)), 对二值水平集进行形态学膨胀和腐蚀运算, 膨胀后的边缘 (如图 1 (b) 中的外部边界) 和腐蚀后的边缘 (如图 1 (b) 中的内部边界) 之间的区域即是本文构建的窄带. 该方法构建的窄带易于控制且灵活稳定.

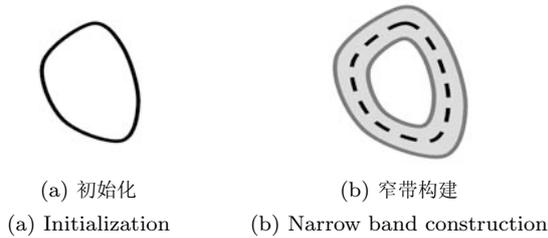


图 1 窄带构建示意图

Fig. 1 The construction of narrow band

一般情况下, 本文假定用于形态学膨胀和腐蚀运算的结构元素的半径大小相等, 并定义曲线进化精度 (Curve evolution precision, CEP) 为用于形态学膨胀或腐蚀运算的结构元素的半径大小, 则在本文方法中, CEP 可以从 1 个像素宽度大小灵活变化到任意大小. 此外, CEP 越小, 用于形态学运算的结构元素的半径越小, 窄带越窄, 从而对局部分割越有利.

对于局部分割来讲, CEP 能够达到 1 个像素宽度大小是至关重要的. 图 2 显示了其在局部分割中的重要性. 当图像中目标之间相距非常近时, 只有小的 CEP 才能满足局部分割的需要 (如图 2 (a)).



(a) 曲线进化精度为 1 个像素宽度 (b) 曲线进化精度为 2 个像素宽度
(a) CEP = 1 (b) CEP = 2

图 2 CEP 对局部分割得影响

Fig. 2 The influence of CEP on local segmentation

步骤 3. 用给定的速度函数更新窄带内的点

在建立窄带之后, 窄带内的点将用给定的速度函数进行更新. 因为本文方法是一种通用的自然框架, 因此, 速度函数可以根据需要进行设计. 常见的速度函数一般有梯度、基于全局统计信息的速度函数、基于局部统计信息的速度函数及其他由主动轮廓模型推导而来的速度函数等.

步骤 4. 平滑曲线

曲线平滑项在局部分割中具有重要作用, 好的曲线平滑方案可以促进曲线进化. 在传统的主动轮廓模型中, 曲率常被用来平滑曲线, 但是其被证明计算复杂. 在文献 [22, 24] 中, 高斯滤波被用来取代曲率方案以减少计算复杂度, 然而, 高斯平滑又将带来新的不利于局部分割的因素, 如增大 CEP 等. 此外, 在 CEP 较小的情况下, 高斯平滑和曲率平滑对曲线进化有阻碍作用.

一般来讲, 局部分割要求初始轮廓置于待分割目标内部, 然后, 向外膨胀进化直至目标边缘. 基于以上考虑, 本文提出用形态学闭运算作为新的曲线平滑方案. 该方案不仅比传统的高斯平滑和曲率平滑方案更能促进曲线膨胀进化, 而且有利于保持水平集函数的二值性. 前文中曾指出, 水平集函数的二值性是本文构建稳定灵活可控的窄带的重要前提, 因此, 在曲线进化过程中应该始终保持水平集函数的二值性.

考虑到曲率平滑和高斯平滑在平滑曲线方面的等价性, 图 3 仅以高斯平滑方案为例显示了其在较小 CEP 的情况下对曲线进化的阻碍作用 (如图 3 (a)). 当 CEP 变大时 (如图 3 (b)), 阻碍作用将被减弱甚至消除. 在图 3 (c) 中, 本文提出的形态学闭运算对曲线膨胀进化有促进作用.

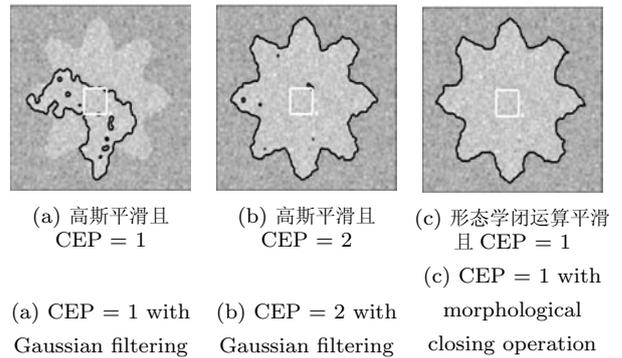


图 3 曲线平滑方案对局部分割的影响

Fig. 3 The influence of curve smoothing scheme on local segmentation

基于以上分析, 本文提出的局部分割方法的框架可以总结为:

- 1) 根据需要对图像进行预处理;
- 2) 将初始轮廓置于待分割目标的内部, 并按照式 (14) 将其初始化为二值水平集函数;
- 3) 用给定大小的结构元素对水平集函数进行形态学膨胀和腐蚀运算以构建窄带;

- 4) 更新速度函数;
- 5) 对于窄带内的每一个点, 用给定的速度函数 $F(x)$ 按照下式迭代更新, 以进化水平集函数.

$$\phi^{n+1} = \phi^n + \Delta t \cdot F \quad (15)$$

- 6) 若 $\phi(x) \geq 0$, 则令 $\phi(x) = 1$; 否则, $\phi(x) = -1$;
- 7) 用形态学闭运算平滑曲线;
- 8) 判断算法是否收敛. 若收敛, 则停止曲线进化; 若未收敛, 则转到 3).

2.2 在医学图像中的应用

本节以磁共振脑图像皮质下脑结构的局部分割为例来证明本文方法在局部分割中的有效性, 且主要对壳核、苍白球和尾状核进行局部分割研究. 在文献 [27] 中, Riklin-Raviv 等提出在缺乏先验形状信息的情况下可以考虑用对称信息来促进分割. 然而, 磁共振脑图像并不是严格对称的, 且很多研究都已经证明脑图像中灰质结构的非严格对称性. 本文提出用以下方案解决磁共振脑图像灰质结构的非严格对称问题: 首先, 本文用仿射变换从全局配准原始图像和翻转图像, 然后用非刚性变换算法, 即主动 Demons 算法^[28], 进一步局部配准原始图像和翻转图像. 上述两步从全局到局部的图像配准方法可以使得本文方法在不丢失脑图像特征的基础上充分利用脑图像的非严格对称信息.

根据前文提出的局部分割框架, 对磁共振脑图像皮质下组织的局部分割方法可以描述如下:

步骤 1. 图像预处理

为了能够充分利用磁共振脑图像的非严格对称信息, 本文提出对源图像进行以下预处理:

- 1) 翻转源图像 $I_0(x)$ 得图像 $I_1(x)$.
- 2) 用仿射变换配准源图像 $I_0(x)$ 和翻转图像 $I_1(x)$, 其变换矩阵如式 (16). 配准后的图像标记为 $I_2(x)$.

$$T = \begin{bmatrix} S_x \cos \theta & S_x \sin \theta & 0 \\ -S_y \sin \theta & S_y \cos \theta & 0 \\ x & y & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中, S_x 和 S_y 是沿着 x 和 y 坐标方向的尺度因子. θ 是旋转因子. x 和 y 是沿着 x 和 y 坐标方向的平移因子.

- 3) 用主动 Demons 算法配准源图像 $I_0(x)$ 和图像 $I_2(x)$, 其偏移场用式 (17) 进行计算. 配准后的图像标记为 $I_3(x)$.

$$u = \frac{(m-f)\nabla f}{|\nabla f|^2 + \alpha^2(m-f)^2} + \frac{(m-f)\nabla m}{|\nabla m|^2 + \alpha^2(m-f)^2} \quad (17)$$

其中, 移动图像 m 为图像 $I_2(x)$, 静止图像 f 为源图像 $I_0(x)$, 且 α 为归一化因子.

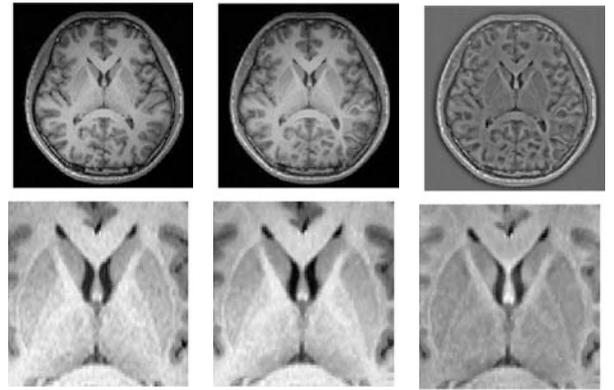
- 4) 用最大值融合的方法融合源图像 $I_0(x)$ 和配

准后的图像 $I_3(x)$, 融合后的图像标记为 $I_4(x)$, 即 $I_4(x) = \max(I_0(x), I_3(x))$.

- 5) 用高斯滤波计算融合图像 $I_4(x)$ 的偏差场, 并用融合图像 $I_4(x)$ 减掉偏差场, 以减轻灰度不均匀现象对其分割的影响, 即:

$$I(x) = I_4(x) - I_4(x) * G_\sigma \quad (18)$$

因此, $I(x)$ 可以视为近似灰度均匀的融合了非严格对称信息的脑图像. 图 4 显示了图像预处理的有关实验结果, 其中, 第 2 行图像是第 1 行图像的局部放大图. 在主动 Demons 算法中, 归一化因子 $\alpha = 1.6$, 用于平滑由主动 Demons 算法得到的偏移场的高斯滤波器的大小为 35×35 , 方差 $\sigma = 4$.



(a) 源图像 $I_0(x)$ (b) 融合后图像 $I_4(x)$ (c) 经式 (18) 计算所得图像 $I(x)$
(a) The original image $I_0(x)$ (b) The fused image $I_4(x)$ (c) The image $I(x)$ with (18)

图 4 图像预处理

Fig. 4 Image preprocessing

- 步骤 2. 将初始轮廓置于待分割目标的内部, 并按照式 (14) 将其初始化为二值水平集函数.

- 步骤 3. 用给定大小的结构元素对水平集函数进行形态学膨胀和腐蚀运算以构建窄带.

步骤 4. 更新速度函数

本文所提出的局部分割方法是一种通用的自然框架, 因此, 可以根据需要分别设计不同的速度函数. 为了满足对磁共振脑图像局部分割的需要, 尤其是灰度不均匀现象, 本文选择基于局部统计信息的速度函数, 并且给出基于二值水平集函数的表达式.

假定经过步骤 1 的图像预处理后得到图像 $I(x)$, 且 C 为闭合曲线. 按照式 (2) 定义一个特征函数 $B(x, y)$ 以标记局部邻域. 假定二值水平集函数在闭合曲线 C 的内部为 1, 闭合曲线 C 的外部为 -1, 则闭合曲线 C 的内部区域和外部区域可以定义为

$$H_{in} = \frac{\phi(x) + 1}{2} \quad (19)$$

$$H_{out} = \frac{1 - \phi(x)}{2} \quad (20)$$

因此, 图像灰度的局部均值可以定义为

$$u(x) = \frac{\int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot H_{in}(y) \cdot I(y) dy}{\int_{\Omega_y} \cdot H_{in}(y) dy} \quad (21)$$

$$v(x) = \frac{\int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot H_{out}(y) \cdot I(y) dy}{\int_{\Omega_y} \cdot H_{out}(y) dy} \quad (22)$$

基于以上定义, 速度函数可以定义为

$$F(x) = (I(x) - v(x))^2 - (I(x) - u(x))^2 \quad (23)$$

步骤 5. 对于窄带内的每一个点, 用给定的速度函数 $F(x)$ 按照式 (15) 迭代更新, 以进化水平集函数.

步骤 6. 若 $\phi(x) \geq 0$, 则令 $\phi(x) = 1$; 否则, $\phi(x) = -1$.

步骤 7. 用形态学闭运算平滑曲线.

步骤 8. 判断算法是否收敛. 若收敛, 则停止曲线进化; 若未收敛, 则转到步骤 3.

2.3 在纹理图像中的应用

目前已有许多用于纹理图像分割的方法^[29-33], 且其关键是为纹理图像定义合适的纹理描绘算子. 本文提出一个新的基于局部熵和局部梯度算子的速度函数用于纹理图像分割, 其中, 局部熵和局部梯度算子在纹理图像分割中可以互相补充互相促进.

根据前文提出的局部分割框架, 对纹理图像的局部分割方法可以描述如下:

步骤 1. 图像预处理

本文利用局部熵和局部梯度算子建立新的纹理描绘算子. 局部熵作为一种纹理描述算子可以定义为

$$I_e = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i) \quad (24)$$

其中, $p(z_i)$ 表示局部区域的灰度直方图, L 表示灰度级数.

局部梯度算子是另一种纹理描述算子, 定义如下:

$$I_g = \sum_{\tau=-r}^r |\nabla I(x + \tau)|^2 \quad (25)$$

图 5 所示是相关纹理描述算子. 图 5 (b) 所示为局部熵算子, 虽然图像看起来较为清晰, 但是其分割容易被杂乱背景所干扰, 这种情况容易导致对纹理图像的过分割. 图 5 (c) 所示为局部梯度算子, 虽然图像看起来不是很清晰, 但是其背景不会对分割产生干扰, 这种情况容易导致对纹理图像的欠分割. 如果能够联合局部熵和局部梯度算子, 则两种纹理描绘算子将会互相补充, 并将带来更好的分割结果.

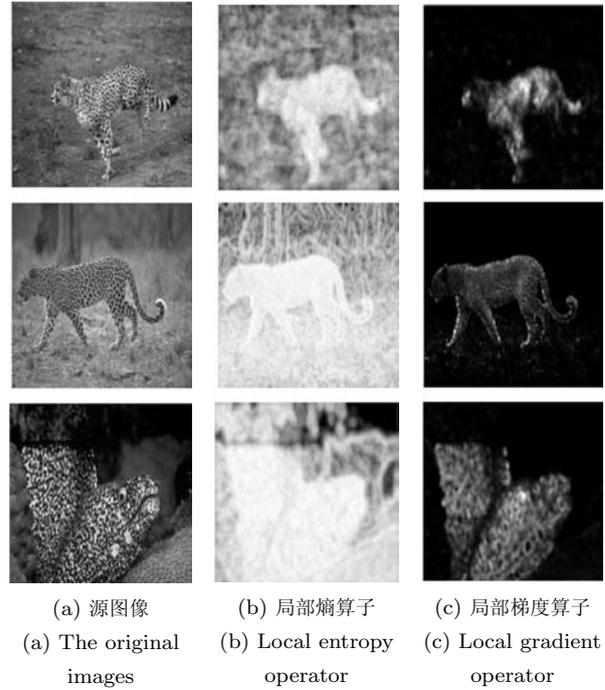


图 5 图像预处理

Fig. 5 Image preprocessing

步骤 2. 将初始轮廓置于待分割目标的内部, 并按照式 (14) 将其初始化为二值水平集函数.

步骤 3. 用给定大小的结构元素对水平集函数进行形态学膨胀和腐蚀运算以构建窄带.

步骤 4. 更新速度函数

与医学图像分割中的应用相同, 本文选择基于局部统计信息的速度函数用以纹理图像的局部分割. 对于窄带内的每一个点 x , 速度函数定义为

$$F_{\text{texture}}(x) = \lambda_1 F_{\text{entropy}} + \lambda_2 F_{\text{gradient}} = \lambda_1 ((I_e(x) - f_{e2}(x))^2 - (I_e(x) - f_{e1}(x))^2) + \lambda_2 ((I_g(x) - f_{g2}(x))^2 - (I_g(x) - f_{g1}(x))^2) \quad (26)$$

其中, $I_e(x)$ 和 $I_g(x)$ 由式 (24) 和式 (25) 计算. $f_{e1}(x)$ 和 $f_{e2}(x)$ 分别对应式 (21) 和式 (22) 中的 $u(x)$ 和 $v(x)$, $f_{g1}(x)$ 和 $f_{g2}(x)$ 也分别对应式 (21) 和式 (22) 中的 $u(x)$ 和 $v(x)$, 只是在计算时需要用不同的 $I_e(y)$ 和 $I_g(y)$ 来替换式 (21) 和式 (22) 中的 $I(y)$. λ_1 和 λ_2 用来平衡能量项 E_{entropy} 和 E_{gradient} . 一般情况下, 能量项 E_{gradient} 比能量项 E_{entropy} 高一个数量级, 因此文中一般固定 $\lambda_1 = 1$, 而 λ_2 在区间 $[0, 1]$ 之间调节.

步骤 5. 对于窄带内的每一个点, 用给定的速度函数 $F(x)$ 按照式 (15) 迭代更新, 以进化水平集函数.

步骤 6. 若 $\phi(x) \geq 0$, 则令 $\phi(x) = 1$; 否则, $\phi(x) = -1$.

步骤 7. 用形态学闭运算平滑曲线.

步骤 8. 判断算法是否收敛. 若收敛, 则停止曲线进化; 若未收敛, 则转到步骤 3.

3 实验结果

为了验证本文方法在局部分割中的有效性, 本文分别对医学图像和纹理图像进行分割.

首先, 本文以磁共振脑图像皮质下结构局部分割为例分析验证 CEP、曲线平滑方案和非严格对称信息对其局部分割的影响. 壳核分割是典型的局部分割实例. 在磁共振脑图像中, 壳核的局部分割受其邻近组织结构影响较大, 如屏状核、脑岛等, 尤其是壳核和屏状核相距非常近, 常常只有一个像素的宽度.

图 6 所示为 CEP 对局部分割的影响. 在图 6(a)~6(d) 中, 用于标记邻域 $B(x, y)$ 的半径大小为 2, 用于形态学闭运算的结构元素的半径大小为 9、2、2 和 2. 图 6 证明壳核的局部分割需要小的 CEP 才能满足条件, 在本例中 CEP = 1 时, 才能满足条件.

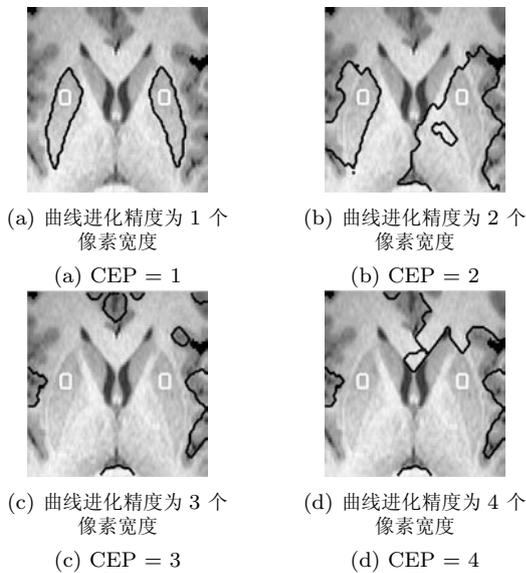


图 6 CEP 对局部分割的影响

Fig. 6 The influences of CEP on local segmentation

图 7 所示为曲线平滑方案 (形态学闭运算) 对局部分割的影响. 在图 7(a)~7(d) 中, CEP 都为 1, 且用于标记邻域的特征函数 $B(x, y)$ 的半径大小分别为 2、5、8 和 2. 为了证明形态学闭运算对曲线膨胀进化的促进作用, 图 7(a)~7(c) 中的实验没有采用任何的曲线平滑方案, 图 7(d) 的实验采用了形态学闭运算, 其中结构元素的半径大小为 9. 比较图 7(a)~7(c) 和图 7(d) 可以看出, 形态学运算对于促进曲线的膨胀进化作用是明显的.

图 8 所示为曲线平滑方案 (高斯滤波) 对局部分割的影响. 在图 8(a)~8(d) 中, 高斯滤波器大小为 5×5 , 方差为 1.0. 用于标记邻域的特征函数 $B(x, y)$

的半径大小为 5. 在图 8(a) 和图 8(b) 中, CEP 分别等于 1 和 2, 实验结果显示当 CEP 较小时, 高斯平滑方案对曲线的膨胀进化具有明显的阻碍作用. 在图 8(c) 和图 8(d) 中, CEP 分别等于 3 和 4, 实验结果显示当 CEP 较大时, 高斯平滑方案对曲线的膨胀进化的阻碍作用减小, 然而, 较大的 CEP 会导致局部分割失败, 壳核周围的组织屏状核和脑岛都会对其局部分割产生影响.

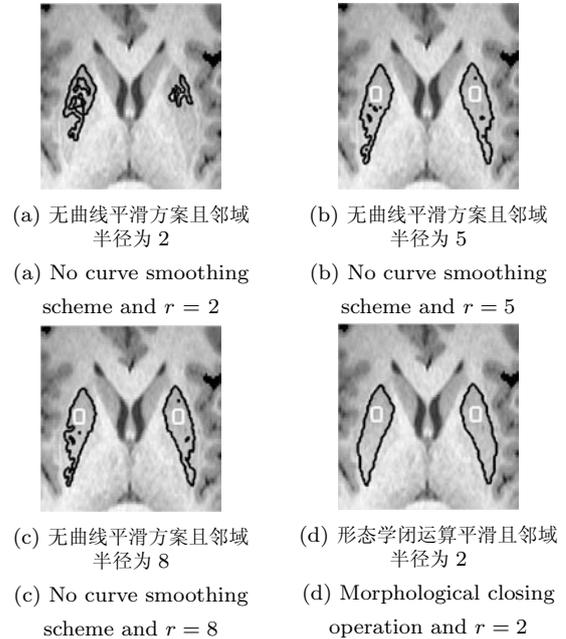


图 7 曲线平滑方案 (形态学闭运算) 对局部分割的影响

Fig. 7 The influences of curve smoothing scheme (morphological closing operation) on local segmentation

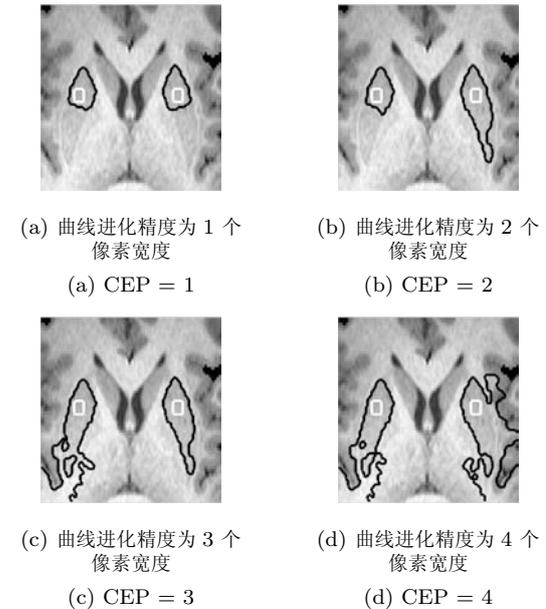


图 8 曲线平滑方案 (高斯滤波) 对局部分割的影响

Fig. 8 The influences of curve smoothing scheme (Gaussian filtering) on local segmentation

图 9 所示为磁共振脑图像的非严格对称信息对其皮质下脑结构局部分割的影响. 在图 9 中, 用于标记邻域的特征函数 $B(x, y)$ 的半径为 2. 在图 9 第 1~3 列中, 用于形态学闭运算的结构元素的半径分别为 9、3 和 9. 图 9 第 1 行所示为没有融合磁共振脑图像非严格对称信息的情况下的分割结果, 图 9 第 2 行所示为融合了磁共振脑图像非严格对称信息的情况下的分割结果. 比较图 9 第 1 行与第 2 行可以验证磁共振脑图像的非严格对称信息对其皮质下脑结构的局部分割具有重要的促进作用.

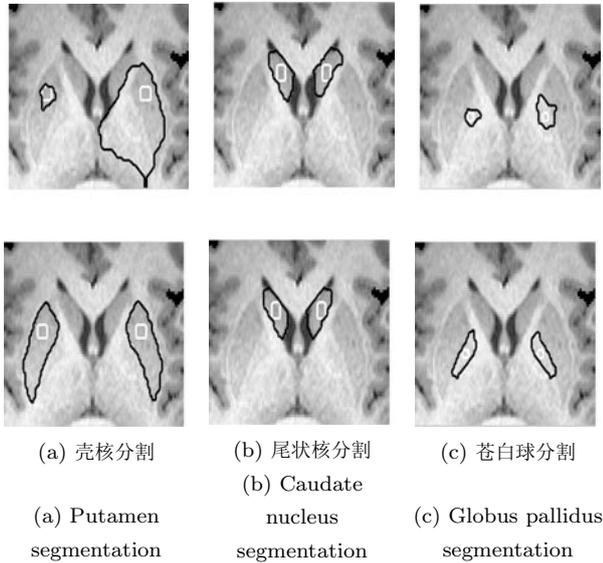


图 9 磁共振脑图像非严格对称信息对皮质下结构局部分割的影响

Fig. 9 The influences of the non-strict symmetric information on local segmentation

其次, 本文以壳核分割为例在图 10(a)~10(d) 中给出了 LR-AC、NBR-AC、FTC 和 SB-GFRLS 方法的局部分割结果, 而本文方法的分割结果在图 10(e) 中给出. 为了保证算法比较的公平性, 上述 5 种方法均基于式 (18), 即融合了磁共振脑图像的非严格对称信息, 且去除了偏差场.

图 10(a) 所示为 LR-AC 方法对壳核的局部分割结果. 该方法的窄带由海维塞德函数的导数 $\delta(\phi(x))$ 定义. 对于窄带 $\delta(\phi(x))$ 内的每一点 x , LR-AC 方法用标记局部邻域的特征函数 $B(x, y)$ 来保证基于局部统计信息的能量函数 F . 然而, 随着算法迭代次数的增多, 符号距离函数重新初始化所带来的计算误差将会不断增大, 窄带也因此变得不稳定, 最终曲线进化将由于以下两个原因被迫停止进化: 1) 在函数 $\delta(\phi(x))$ 定义的窄带内已经找不到任何点; 2) 在函数 $\delta(\phi(x))$ 定义的窄带内只有少量的点, 但这些少量的点很快被曲线进化过程中的曲率平滑项平滑掉.

图 10(b) 所示为 NBR-AC 方法对壳核的局部分割结果. NBR-AC 方法仅用了窄带内的图像信息.

较宽的窄带可以使 NBR-AC 方法利用更多的图像信息, 但是较宽的窄带会导致局部分割失败. 较窄的窄带虽然有利于局部分割, 但是较窄的窄带会使得 NBR-AC 方法仅仅利用了很少的图像信息来分割图像, 并不能满足对灰度不均匀图像的分割需要. 例如, 当 $M = 1$ 时, $h_{out}(x)$ 仅仅是当前点 x 的灰度值, 而 $k_{in}(x)$ 和 $k_{out}(x)$ 也仅仅是 1 个像素宽度的窄带内的灰度均值. 为了平衡 CEP 和图像信息的利用程度, 在图 10(b) 中, 令 $M = 2$, 实验显示分割结果仍旧不令人满意.

图 10(c) 所示为 FTC 方法对壳核的局部分割结果. 在 FTC 算法中, 窄带由两个数据链 L_{out} 和 L_{in} 控制在一个像素的宽度. 然而, $switch_{in}(x)$ 和 $switch_{out}(x)$ 操作使得曲线在每一次进化时仅能移动一个像素的宽度, 缺乏步长的灵活性. 此外, FTC 算法是一个二循环方案, 其实验结果仅依赖数据驱动项, 而高斯平滑仅对已获得的实验结果进行平滑, 并没有充分利用曲线平滑项所可能带来的对曲线进化的促进作用. 因此, 在图 10(c) 所示的实验结果中, 虽然 $CEP = 1$ 能够满足壳核局部分割的需求, 但是该二循环方案并没有充分利用曲线平滑方案可能带来的对曲线进化的促进作用, 因此实验结果并不理想.

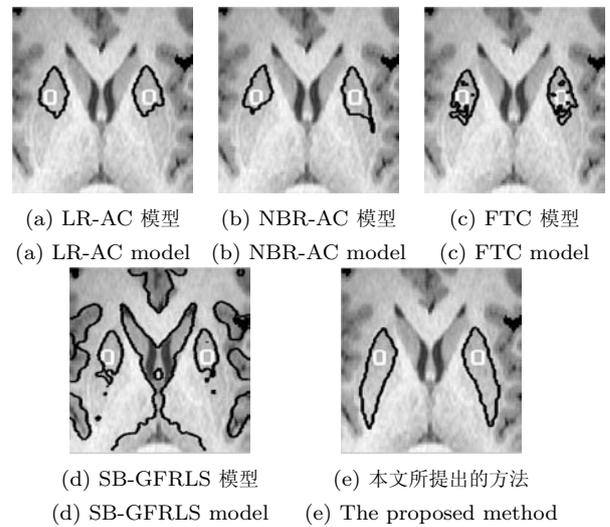


图 10 不同方法实验结果对比

Fig. 10 Experimental results with different models

图 10(d) 所示为 SB-GFRLS 方法对壳核的局部分割结果. 在 SB-GFRLS 方法中, 步骤 3 是保证局部分割的关键, 而窄带由二值水平集函数的梯度函数 $|\nabla\phi(x)|$ 定义. 然而, SB-GFRLS 方法中的高斯滤波破坏了水平集函数的二值性, 导致该方法不能获得一个像素宽度的 CEP, 不能满足对壳核局部分割的需要.

图 10(e) 所示为本文方法对壳核的局部分割结果. 在图 10(e) 中, $CEP = 1$, 用以标记局部邻域的特征函数 $B(x, y)$ 的半径为 2, 用于形态学闭运算的结构元素的半径为 9. 对比图 10(a)~10(d) 可

以证明, 本文方法比 LR-AC、NBR-AC、FTC 和 SB-GFRLS 方法在局部分割上更有优势.

最后, 本文在纹理图像上进行局部分割实验以进一步证明本文方法在局部分割中的有效性. 在纹理图像的局部分割实验中, 本文仅基于本文提出的局部分割框架对不同的纹理描绘算子进行对比分析, 且图 11 所示为相关结果.

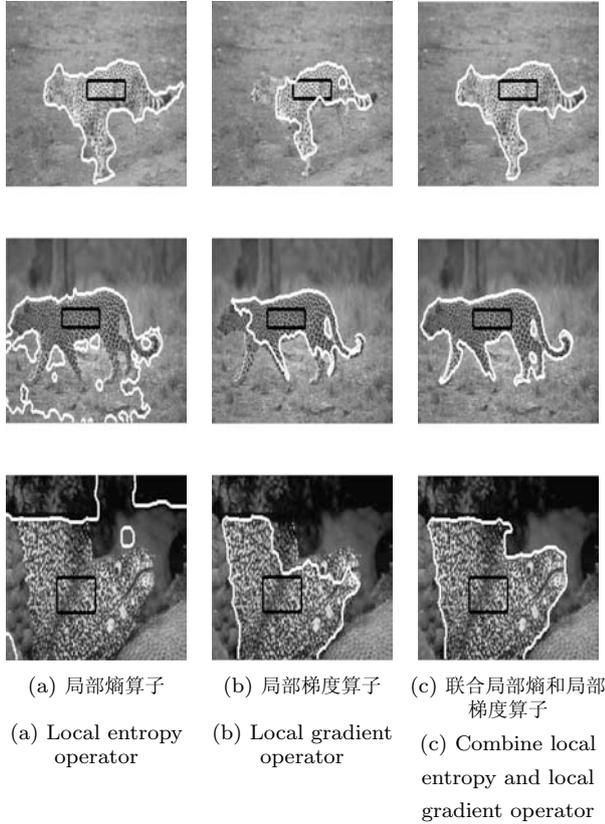


图 11 纹理图像分割
Fig. 11 Texture segmentation

在本文的实验结果中, 除图 11 外, 白色曲线为初始轮廓, 黑色曲线为分割结果. 而在图 11 中, 黑色曲线为初始轮廓, 白色曲线为分割结果. 在图 11 第 1 行, $\lambda_1 = 1$, $\lambda_2 = 0.5$. 局部熵算子大小为 5×5 , 而局部梯度算子大小为 7×7 . $CEP = 2$, 用于标记局部邻域的特征函数 $B(x, y)$ 的半径大小为 45, 用于形态学闭运算的结构元素的半径为 5. 在图 11 第 2 行中, $\lambda_1 = 1$, $\lambda_2 = 1$, 其他参数同图 11 第 1 行. 在图 11 第 3 行中, 用于标记局部邻域的特征函数 $B(x, y)$ 的半径大小为 15, 用于形态学闭运算的结构元素的半径为 7, 其他参数同图 11 第 1 行. 图 11 (a) 证明基于局部熵算子的纹理描绘算子会导致纹理图像的过分割, 而图 11 (b) 证明基于局部梯度算子的纹理描绘算子会导致纹理图像的欠分割, 在图 11 (c) 中, 通过联合局部熵和局部梯度算子, 两种纹理描绘算子互相补充, 可以很好地实现纹理图像的局部分割.

4 结论

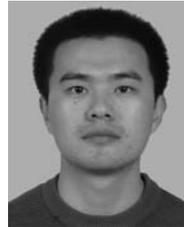
本文提出一种新的窄带主动轮廓模型用于局部分割. 本文方法建立了一种基于二值水平集和形态学运算的窄带, 该窄带构建方案稳定灵活、可控性高, 并提出用形态学闭运算作为新的曲线平滑方案以促进曲线的膨胀进化. 此外, 本文方法是一种通用的自然框架, 可以根据不同的需要设计不同的速度函数. 本文有针对性的将本文方法应用到医学图像和纹理图像中, 并设计了相应的速度函数用于局部分割. 通过在合成图像、医学图像和纹理图像上的实验证明了本文方法在局部分割中的有效性和鲁棒性.

在今后的工作中, 我们将进一步扩展本文方法到三维空间, 并应用到三维医学图像的局部分割. 在三维空间中除了磁共振脑图像本身的非严格对称信息, 可利用的图像信息还将包括相邻切片之间的空间灰度信息. 为了将本文方法扩展到三维空间, 下一步的工作将包括以下两个方面: 1) 将二维主动轮廓模型扩展到三维空间; 2) 磁共振脑图像非严格对称信息的三维配准及融合.

References

- Jayadevappa D, Kumar S S, Murty D S. Medical image segmentation algorithms using deformable models: a review. *IETE Technical Review*, 2011, **28**(3): 248–255
- Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours. In: *Proceedings of the 1995 International Conference on Computer Vision*. Massachusetts, USA: IEEE, 1995. 694–699
- Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **22**(1): 61–79
- Li C M, Xu C Y, Gui C F, Fox M D. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation. In: *Proceedings of the 2005 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego, USA: IEEE, 2005. 430–436
- Zhu G P, Zhang S Q, Zeng Q S, Wang C H. Boundary-based image segmentation using binary level set method. *Optical Engineering*, 2007, **46**(5): 0505011–0505013
- Li C M, Xu C Y, Gui C F, Fox M D. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(12): 3243–3254
- Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, **42**(5): 577–685
- Chan T F, Vese L A. Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(2): 266–277
- Vese L A, Chan T F. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model. *International Journal of Computer Vision*, 2002, **50**(3): 271–293
- Lie J, Lysaker M, Tai X C. A binary level set model and some applications to Mumford-Shah image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(5): 1171–1181
- Goudail F, Réfrégier P. Target segmentation in active polarimetric images by use of statistical active contours. *Applied Optics*, 2002, **41**(5): 874–883

- 12 Li C M, Kao C Y, Gore J C, Ding Z H. Implicit active contours driven by local binary fitting energy. In: Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, USA: IEEE, 2007. 1–9
- 13 Li C M, Kao C Y, Gore J C, Ding Z H. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(10): 1940–1949
- 14 Zhang K H, Song H H, Zhang L. Active contours driven by local image fitting energy. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(4): 1199–1206
- 15 Wang X F, Huang D S, Xu H. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(3): 603–618
- 16 Li C M, Huang R, Ding Z H, Gatenby C, Metaxas D, Gore J. A variational level set approach to segmentation and bias correction of images with intensity inhomogeneity. In: Proceedings of 11th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Berlin, Heidelberg: IEEE, 2008. 1083–1091
- 17 Zhang K H, Zhang L, Zhang S. A variational multiphase level set approach to simultaneous segmentation and bias correction. In: Proceedings of 17th IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE, 2010. 4105–4108
- 18 Li C M, Huang R, Ding Z H, Gatenby J C, Metaxas D N, Gore J C. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(7): 2007–2016
- 19 Lankton S, Tannenbaum A. Localizing region-based active contours. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(11): 2029–2039
- 20 Mille J. Narrow band region-based active contours and surfaces for 2D and 3D segmentation. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, **113**(9): 946–965
- 21 Wang Y, Lin Z X, Cao J G, Li M Q. Automatic MRI brain tumor segmentation system based on localizing active contour models. In: Proceedings of the 2011 International Conference on Information Science, Automation and Material System. Zhengzhou, China: IEEE, 2011. 1342–1346
- 22 Shi Y G, Karl W C. A real-time algorithm for the approximation of level set-based curve evolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(5): 645–656
- 23 Burkert F, Butenuth M, Ulrich M. Real-time object detection with sub-pixel accuracy using the level set method. *The Photogrammetric Record*, 2011, **26**(134): 154–170
- 24 Zhang K H, Zhang L, Song H H, Zhou W G. Active contours with selective local or global segmentation: a new formulation and level set method. *Image and Vision Computing*, 2010, **28**(4): 668–676
- 25 Tran T T, Pham V T, Chiu Y J, Shyu K K. Active contour with selective local or global segmentation for intensity inhomogeneous image. In: Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology. Chengdu, China: IEEE, 2010. 306–310
- 26 Li W B, Song S H, Qian X. Active contours with selective local or global segmentation property for multiobject image. *Optical Engineering*, 2011, **50**(6): 067009
- 27 Riklin-Raviv T, Kiryati N, Sochen N. Segmentation by level sets and symmetry. In: Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2006. 1015–1022
- 28 Wang H, Dong L, O’Daniel J, Mohan R, Garden A S, Ang K K, Kuban D A, Bonnen M, Chang J Y, Cheung R. Validation of an accelerated “demons” algorithm for deformable image registration in radiation therapy. *Physics in Medicine and Biology*, 2005, **50**(12): 2887–2905
- 29 Liu J, Tai X C, Huang H Y, Huan Z D. A fast segmentation method based on constraint optimization and its applications: intensity inhomogeneity and texture segmentation. *Pattern Recognition*, 2011, **44**(9): 2093–2108
- 30 Cremers D, Rousson M, Deriche R. A review of statistical approaches to level set segmentation: integrating color, texture, motion and shape. *International Journal of Computer Vision*, 2007, **72**(2): 195–215
- 31 Guo Z H, Zhang L, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(6): 1657–1663
- 32 Houhou N, Thiran J P, Bresson X. Fast texture segmentation based on semi-local region descriptor and active contour. *Numerical Mathematics Theory Methods and Applications*, 2009, **2**(4): 445–468
- 33 Law Y N, Lee H K, Yip A M. Subspace learning for Mumford-Shah-model-based texture segmentation through texture patches. *Applied Optics*, 2011, **50**(21): 3947–3957



郑强 山东大学(威海)机电与信息工程学院博士研究生. 主要研究方向为信号处理及在医学图像处理中的应用.

E-mail: weihaiqiang@163.com

(ZHENG Qiang Ph.D. candidate at the School of Mechanical, Electrical and Information Engineering, Shandong University. His main research interest is signal processing with applications in MRI image processing.)



董恩清 山东大学(威海)机电与信息工程学院教授. 主要研究方向为无线传感网络和医学磁共振图像处理. 本文通信作者. E-mail: enqdong@sdu.edu.cn

DONG En-Qing Professor at the School of Mechanical, Electrical and Information Engineering, Shandong University. His research interest covers signal processing with applications in wireless sensor networks and MRI image processing. Corresponding author of this paper.)