

基于局部特性的分割校正模型改进

林亚忠¹, 李新², 张会奇², 栾钦波², 胡永狮¹

(1. 福建漳州第175医院(厦门大学附属东南医院), 福建漳州 363000; 2. 厦门大学计算机科学系, 福建厦门 361005)

摘要: 基于局部特性的分割校正模型能够在图像分割的同时实现对非均匀场的校正, 从而对灰度不均匀图像有较好的分割效果, 然而, 该模型具有局部特性, 且采用多相分割, 使得活动轮廓曲线对初始位置较为敏感, 且分割速度较慢。针对该不足, 通过引入自适应距离保持水平集算法, 采用分割校正模型与自适应距离保持水平集相结合的方法, 提出一种新的快速分割算法。实验结果表明, 该算法可摆脱初始轮廓的限制, 避免在分割灰度不均匀图像时边缘泄漏和分割不足现象, 并且具有分割快速的特点。

关键词: 水平集; 局部特性; 分割校正; 多相分割

Improvement of Segmentation Correction Model Based on Local Features

LIN Ya-zhong¹, LI Xin², ZHANG Hui-qi², LUAN Qin-bo², HU Yong-shi¹

(1. The 175 Hospital at Zhangzhou of Fujian Province (Southeast Hospital of Xiamen University), Zhangzhou 363000, China;

2. Department of Computer Science, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

【Abstract】 Segmentation correction model based on local features can implement the correction of intensity inhomogeneity images for which has better segmentation effect, but with the local features of the proposed model, and using multiphase segmentation, so that it is sensitive to the initial position of the active contour curve and the segmentation is slow. Aiming at the shortage, a new fast segmentation algorithm is proposed by introducing Adaptive Distance Preserving Level Set (ADPLS) algorithm, combining the segmentation correction model and adaptive distance preserving level set method. Experimental results show that the improved algorithm not only gets rid of the influence of the initial contour, but also avoids the edge leakage and segmentation shortage phenomenon, maintains the fast segmentation.

【Key words】 level set; local characteristic; segmentation correction; multiphase segmentation

DOI:10.3969/j.issn.1000-3428.2014.08.043

1 概述

医学图像分割方法的研究往往是针对具体图像或者具体问题提出特定的解决方法, 并根据特定要求在精度、效率、稳定性和鲁棒性等关键性指标上做出均衡。活动轮廓模型^[1-2]由于能较好地处理医学图像中拓扑结构的改变问题而被广泛关注。相比于传统的图像分割方法^[3-4], 活动轮廓模型能够融入物体形状的先验信息, 对图像中的噪声和边缘间隙都有很好的鲁棒性; 而且分割过程中使用光滑的闭合曲线表示物体的边缘, 避免了传统图像分割方法中如边缘连接等后处理过程。针对医学图像拓扑关系改变频繁、噪声多、失真率高等特点, 文献[5-6]提出了一种基于变分水平集的非均匀图像分割和校正方法, 该方法能够在分割的同时实现对非均匀场的校

正, 然而该模型对多目标图像进行分割时采用多个水平集曲线同时演化的方式, 由于引入高斯核函数的局部特性, 造成活动轮廓曲线对初始位置相当敏感。针对该问题, 本文引入自适应距离保持水平集 (Adaptive Distance Preserving Level Set, ADPLS) 方法^[7], 在分割过程中根据图像信息自适应地决定轮廓的演化方向, 摆脱了对初始轮廓的依赖。

2 基于局部特性的分割校正模型

基于非均匀图像局部区域可分的特点, 李春明等人于2008年提出了一种具有局部特性的分割校正模型^[8], 该模型的基本思想是: 将临床采集到的图像等效于真实的图像乘以在空间域缓慢变化的灰度非均匀场, 即:

$$I = bJ + n \quad (1)$$

基金项目: 福建省自然科学基金资助项目(2008J0312)。

作者简介: 林亚忠(1973-)男, 高级工程师、博士, 主研方向: 医学图像处理、模式识别; 李新、张会奇、栾钦波, 硕士研究生; 胡永狮, 副主任技师。

收稿日期: 2013-05-24 修回日期: 2013-08-30 E-mail: yzlineqh@tom.com

其中 I 为观察到的图像; J 为真实图像; b 为偏移场; n 为噪声。该模型把图像区域 Ω 内任一中心点 x 的邻域定义为 $O_x = \{y: |y - x| \leq \rho\}$ 。由于图像灰度是缓慢变化的, 因此中心点 x 的邻域内点的偏移强度 $b(y)$ 可以近似等同于中心点 x 处的偏移强度 $b(x)$ 。因此, 任一子区域 $O_x \cap O_y$ 内的图像强度 $b(y)I(y)$ 都可以近似地表示为 $b(x)c_i$ 。其中 c_i 为区域 Ω_i 的图像灰度均值。随着图像区域 Ω 被分割成 $\{\Omega_i\}_{i=1}^N$ 子区域, 中心点 x 的邻域 O_x 也被分割成子集合, 即: $\{O_x \cap \Omega_i\}_{i=1}^N$ 。通过近似所有中心点邻域的偏移场, 实现对整个图像区域的分割。基于局部可分原理, 该模型的拟合能量方程定义为:

$$E(\varphi, c, b) = \varepsilon(\varphi, c, b) + \gamma L_g(\varphi) + \mu R_p(\varphi) = \int_{\Omega} \left(\sum_{i=1}^N \int_{O_x \cap \Omega_i} k(y-x) |I(y) - b(x)c_i|^2 dy \right) dx + \gamma \int |\Delta H(\varphi)| dx + \mu \int p(|\Delta \varphi|) dx \quad (2)$$

$$b = \frac{IJ^{(1)} * k}{J^{(2)} * k} \quad (3)$$

其中 $b(x)c_i$ 为聚类中心; $K(y-x)$ 为非负的加权核函数, 用来控制邻域 O_x 的范围; $*$ 为卷积运算符;

$$J^{(1)} = \sum_{i=1}^N c_i M_{i(j)} \quad J^{(2)} = \sum_{i=1}^N c_i^2 M_{i(j)}$$

均值 c 的更新公式为:

$$c_i = \frac{\int (b * k) I M_i(\varphi) dx}{\int (b^2 * k) M_i(\varphi) dx} \quad i = 1, 2, \dots, N$$

$$\sum_{i=1}^N M_i(\varphi) = 1$$

$M_i(\varphi)$ 的具体定义如文献 [9] 所示。

该模型能够在分割的同时实现对非均匀场的校正, 从而对灰度不均匀图像有较好的分割效果, 但是也具有以下缺点: 首先该模型采用多相分割, 多个水平集曲线同时演化, 容易造成多条水平集曲线相互干扰; 其次, 该模型中的局部特性^[10-12]使得活动轮廓曲线对初始位置较为敏感, 尤其在多项分割时更加严重。

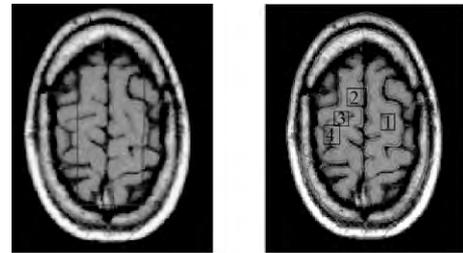
3 自适应距离保持水平集方法

自适应距离保持水平集演化 (ADPLS) 方法, 通过引入变权系数代替常系数^[13], 使得零水平集能够根据图像自身信息自适应地决定演化方向, 克服了演化曲线对初始位置的依赖性。其能量函数如下:

$$E(\varphi) = \lambda L_g(\varphi) + v(I) A_g(\varphi) + \mu P(\varphi) = \lambda \int_{\Omega} g(\Delta I) \delta(\varphi) |\Delta \varphi| dx dy + \int_{\Omega} v(I) g(\Delta I) H(-\varphi) dx dy + \frac{1}{2} \mu \int_{\Omega} (|\Delta \varphi| - 1)^2 dx dy \quad (4)$$

其中, 权系数 $v(I) = c \cdot \text{sgn}(\Delta G_{\sigma} \times I) \cdot |\Delta G_{\sigma} \times I|, G_{\sigma} \times I$ 为 Laplace 算子作用于高斯滤波后的图像结果。 $v(I)$ 能够根据图像梯度信息自适应地调整大小, 从而摆脱了对初始轮廓的依赖。

但是该方法也存在明显的不足。由于控制演化停止的速度函数收敛太慢, 对于灰度分布不均匀的图像常常会出现如图 1 所示的边缘泄漏 (如图 1(b) 中 1、2 号区域) 和分割不足 (如图 1(b) 中 3、4 号区域) 现象, 难以得到正确的分割结果。



(a)分割结果1 (b)分割结果2

图1 灰度分布不均匀图像的分割结果

4 本文的快速分割算法

4.1 改进方法

在基于局部特性的分割校正模型基础上, 本文提出了一种新的改进算法。针对上述基于局部分割校正算法的不足, 引入 ADPLS 算法。

根据 ADPLS 算法不受初始轮廓影响, 而在处理灰度不均匀图像分割往往不理想的特点, 在灰度相对均匀区域使用该算法进行初始分割; 在靠近边界的灰度不均匀区域, 充分利用分割校正模型处理灰度不均匀图像的优势, 最终实现图像的分割。

设 Ω 为给定图像的区域, C 代表零水平集曲线, 把图像区域分为 C_{in} 和 C_{out} 2 个区域。根据参考文献 [11], 让 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 分别表示零水平集曲线外部和内部的灰度均值, 它们的定义分别为:

$$f_1(x) = \frac{k_{\sigma}(x) * [H_{\varepsilon}(\varphi(x))I(x)]}{k_{\sigma}(x) * H_{\varepsilon}(\varphi(x))} \quad f_2(x) = \frac{k_{\sigma}(x) * [(1 - H_{\varepsilon}(\varphi(x)))I(x)]}{k_{\sigma}(x) * (1 - H_{\varepsilon}(\varphi(x)))} \quad (5)$$

在整个分割过程中通过表达式:

$$H(w(x)) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{|w(x)|}{\varepsilon}\right) \right]$$

将图像划分为不同的区域。其中, $w(x) = f_1(x) - f_2(x)$, 表示零水平集曲线内外两侧的灰度差值; k_{σ} 是尺度参数为 σ 的高斯核函数。

由 $H(w(x))$ 的几何特性知识, 可知 $H(w(x)) \in (0.5, 1)$, 当 x 邻域内的活动轮廓曲线靠近目标边界时, 轮廓曲线内外部的灰度差值较大, 相应的 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 的差值较大, $w(x)$ 取得较大值, $H(w(x))$ 的取值

向 1 靠近; 当 x 邻域内活动轮廓曲线与目标边界曲线相差较大时 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 差值较小 $w(x)$ 取得较小值 $H(w(x))$ 取值向 0.5 靠近。

基于此, 设置一个参数值 m 并考虑用 m 作为 2 种分割方法的分界点, 其中 $m \in [0.5, 1]$, 当 $H(w(x)) \leq m$ 时表示区域灰度差值较小, 灰度分布相对均匀, 此时利用 ADPLS 方法进行分割。当 $H(w(x)) > m$ 时, 说明演化曲线距离目标边界很近, 此时灰度差值较大, 采用基于局部特性的分割校正模型进行分割, 最终获得边界轮廓。实验表明该改进方法能够在提高分割速度的同时, 保持较好的分割效果, 下面通过实验讨论 m 的取值情况对图像分割结果的影响。

在图 2 所示的分割结果中, 当 $m = 0.5$, 即 $H(w(x)) \leq 0.5$ 时, 本文的改进算法演化为基于局部信息的分割校正算法。由于该方法能够在对图像进行分割的同时实现对不均匀区域的校正, 因此对于上述灰度分布不均匀图像有较好的分割效果, 但是由于该模型采用多个水平集同时演化的方式, 分割速度相对较慢, 在初始轮廓条件下, 需 13.785 s 才得到较好的分割结果; 当 $m = 1.0$ 时, $H(w(x)) < 1$, 改进算法演化为 ADPLS 方法。

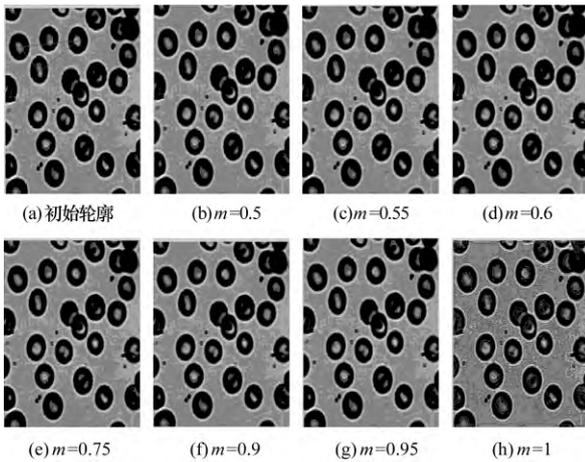


图 2 不同 m 取值对图像 1 分割结果的影响

由实验结果可以看出, 此时分割失败, 因为对于灰度分布不均匀图像, ADPLS 方法几乎是无能为力的, 所以尽管经过多次分割, 算法仍不能得到正确的分割结果; 当 m 取值分别为 0.55, 0.6, 0.75, 0.9, 0.95 时, 改进算法分割耗时分别为 14.2 s, 9.16 s, 8.64 s, 8.84 s, 14.239 s, 且都能得到较为理想的分割效果, 但是 $m = 0.55, 0.95$ 时, 耗时依然相对较长, 其他 m 取值情况下, 分割速度稍有差别。

在图 3 所示的分割结果中, 当 $m = 0.5$, 耗时 12.867 s 得到较好的分割结果; 当 $m = 1.0$ 时, 多次分割仍得不到正确的分割结果; 当 m 取值分别为

0.55, 0.6, 0.75, 0.9, 0.95 时, 耗时分别为 15.324 s, 8.93 s, 8.94 s, 9.01 s, 19.07 s, 且分割效果都比较稳定, 但是 $m = 0.55, 0.95$ 时分割较慢, m 的其他取值速度差别较小。

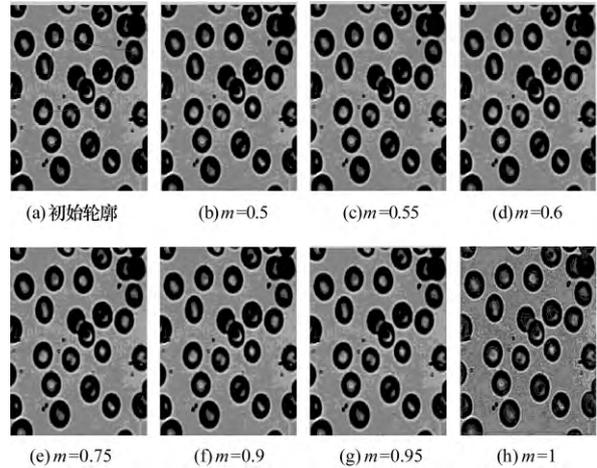


图 3 不同 m 取值对图像 2 分割结果的影响

通过进一步的大量实验验证 m 值的不同, 决定了 ADPLS 算法和分割校正方法在整个分割过程中所占比例不同, 进而决定了分割速度必然有所不同, 将图 2 和图 3 所示的实验结果以折线图的形式更为直观地表示出来, 如图 4 所示。可以看出: m 的大小可以根据分割对象的不同在 [0.6, 0.9] 范围内取值。

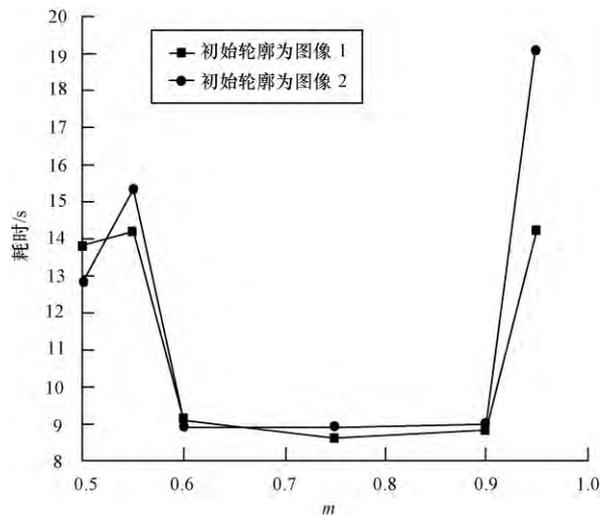


图 4 不同 m 取值时的分割耗时情况

4.2 实验结果与分析

本实验平台是 Windows 7 (CPU 2.40 GHz) 程序全部使用 Matlab 7.0 编写运行。改进算法相关参数设置为: ADPLS 部分面积项参数模板 $K = 15$, 高斯核函数尺度大小 $\sigma = 1.0$; 基于局部特性的分割校正模型部分 $\gamma = 0.002 \times 255^2$, $\mu = 1.0$, 在以下实验中, 除特别说明外, 参数值保持不变。

图5为一幅叠加高斯噪声的图像,实验分别使用分割校正模型和本文改进算法进行分割。在初始轮廓为图像3, m 取值为0.8的条件下,分割校正模型耗时0.546 s 获得边界轮廓;本文改进模型耗时0.141 s;在初始轮廓为图像4, m 取值为0.75的条件下,分割校正模型耗时0.568 s 获得边界轮廓;本文改进模型耗时0.185 s,且边缘保持得相对较好。

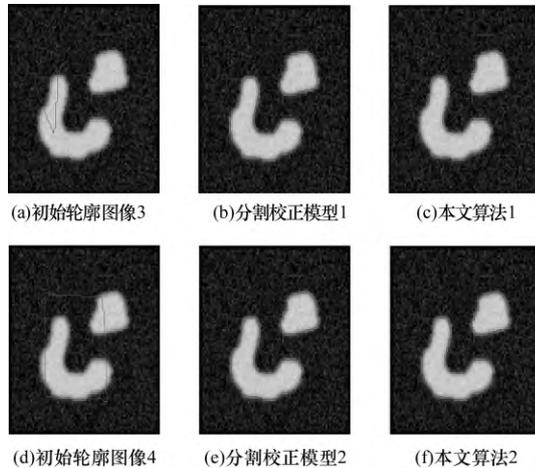


图5 不同方法对简单图像的分割结果

图6为一幅多目标的复杂图像,实验分别使用分割校正模型和本文算法进行分割,在初始轮廓为图像5, $m = 0.7$ 的条件下,分割校正模型耗时3.971 s;本文改进模型耗时1.241 s;在初始轮廓为图像6, $m = 0.8$ 的条件下,分割校正模型耗时4.013 s;本文改进模型耗时1.276 s。改进算法在不降低分割质量的前提下,明显缩短了分割时间,充分显示了改进算法的优越性。

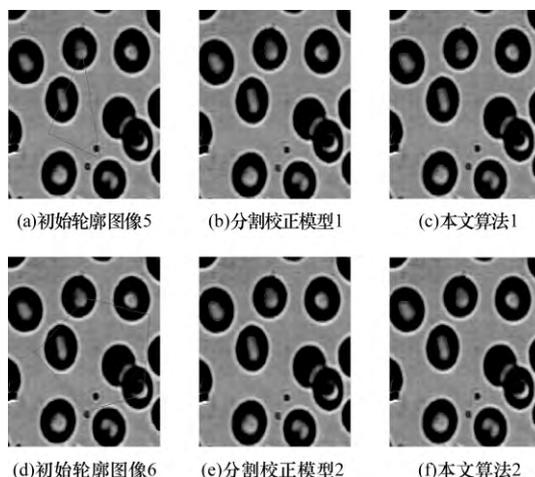


图6 不同方法对多目标图像的分割结果

5 结束语

针对基于局部特性的分割校正模型的优缺点,

本文在该模型的基础上进行改进,引入自适应距离保持水平集分割算法,提出一种新的快速分割算法,它充分利用自适应距离保持水平集算法和基于局部特性的分割校正模型各自的分割优势,解决了分割校正模型对初始轮廓的敏感性问题。实验结果表明,改进算法不仅不受初始轮廓的影响,而且分割速度显著提高。

参考文献

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active Contour Models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.
- [2] Caselles V, Catte F, Coll T, et al. A Geometric Model for Active Contours in Image Processing [J]. Number Math, 1993, 66(1): 1-31.
- [3] Mumford D, Shad J. Optional Approximation by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(6): 577-685.
- [4] Mumford D, Shad J. Optional Approximation by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(6): 577-685.
- [5] Li Chunming, Huang Rui, Ding Zhaohua, et al. A Variational Level Set Approach to Segmentation and Bias Correction of Medical Images with Intensity Inhomogeneity [C]//Proc. of International Conference on Medical Image and Computing Aided Intervention. New York, USA: [s. n.], 2008: 1083-1091.
- [6] Li Chunming, Huang Rui, Ding Zhaohua, et al. A Level Set Method for Image Segmentation in the Presence of Intensity Inhomogeneities with Application to MRI [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 2007-2016.
- [7] 何传江, 唐利明, 詹毅. 用于图像分割的自适应距离保持水平集演化 [J]. 软件学报, 2008, 19(12): 3161-3169.
- [8] 田飞. 基于局部二元拟合模型的亮度非均匀医学图像分割算法的研究 [D]. 广州: 南方医科大学, 2010.
- [9] Vese L, Chan T. 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.
- [10] Li Chunming, Kao C Y, Gore J C, et al. Implicit Active Contours Driven by Local Binary Fitting Energy [C]//Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE Press, 2007: 1-7.
- [11] Li Chunming, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of Region-scalable Fitting Energy for Image Segmentation [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [12] 林亚忠, 顾金库, 郝刚, 等. 快速稳定的局部二元拟合分割算法 [J]. 计算机应用, 2011, 31(5): 1249-1251.
- [13] Li Chunming, Xu Chenyang, Konwar K M, et al. Fast Distance Preserving Level Set Evolution for Medical Image Segmentation [C]//Proc. of the 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Singapore: IEEE Press, 2006: 1-7.

编辑 顾逸斐