

快速稳定的局部二元拟合分割算法

林亚忠¹ 顾金库² 郝刚² 蔡茜²

(1. 解放军第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)
(yzlincqh@tom.com)

摘要: 基于局部区域信息的局部二元拟合(LBF)模型在处理弱边界或灰度不均匀的图像分割方面有一定优势,但该方法非常依赖于初始轮廓,不当的初始轮廓不仅会导致分割时间较长,甚至分割失败。针对这一不足,提出一种快速稳定的LBF模型。首先通过添加带有变权系数面积项的LBF模型进行初始分类以获取较好的初始轮廓,然后采用传统的LBF模型对图像进行进一步的分割。实验证明,在保证良好分割效果的前提下,该方法对初始轮廓的选择更加灵活,分割速度明显快于传统的LBF模型。

关键词: 图像分割; 活动轮廓模型; 水平集算法; 局部二元拟合模型; 偏微分方程
中图分类号: TP751.1; TP391.41 **文献标志码:** A

Fast and stable local binary fitting approach for image segmentation

LIN Ya-zhong¹, GU Jin-ku², HAO Gang², CAI Qian²

(1. The 175 Hospital of PLA (Southeast Hospital of Xiamen University), Zhangzhou Fujian 363000, China;
2. Department of Computer Science, Xiamen University, Xiamen Fujian 361005, China)

Abstract: The Local Binary Fitting (LBF) model based on local region information has its certain advantages in image segmentation of weak boundary or uneven gray. But, the segmentation results are very sensitive to the initial contours, and improper initial contour can directly lead to segmentation failure. Thus, a fast and stable LBF approach was proposed. First, after adding the area item with variable weights to the traditional LBF model, better initial contour could be obtained than manual one. Second, the traditional LBF model would be used for further segmentation. The experimental results show that, under the precondition of preferable results, this method can not only get promising segmentation results with flexible initial contour selection, but also faster than the traditional LBF model.

Key words: image segmentation; active contour model; level set method; Local Binary Fitting (LBF) model; partial differential equation

0 引言

活动轮廓模型由于能较好地解决图像中拓扑结构改变的分割问题而被广泛应用^[1-3]。目前的活动轮廓模型总体可以分为两类:基于边界的模型^[4-6]和基于区域的模型^[7-11]。其中:基于边界的模型是利用图像的梯度信息将活动轮廓牵引到目标边界;而基于区域的模型是利用区域信息来控制曲线的演化,因此其在处理弱边界的分割精度方面要明显优于基于边界的模型算法。如局部二元拟合(Local Binary Fitting, LBF)模型^[11]不仅可以较好地解决弱边界的分割问题,而且在灰度不均匀图像的分割方面也取得较好的效果,如图1(a)所示。然而,LBF模型得到的分割结果非常依赖于初始轮廓的位置,不当的初始轮廓往往导致分割时间较长,甚至分割失败。

针对LBF模型的上述不足,本文提出一种快速稳定的LBF模型,并通过两阶段自适应LBF模型予以实现。在第一阶段,在传统LBF模型基础上引入带有变权系数的面积项,该变权系数根据梯度信息自动调整大小和正负号,从而控制零水平集演化方向,获得较好的初始轮廓;在第二阶段,在上

阶段提供的初始轮廓基础上,利用传统LBF模型进一步分割,使算法不易陷入局部极值,且快速收敛于目标轮廓,从而提高算法的整体速度。实验表明,该算法在速度和稳定性方面均有明显优势。

1 传统LBF模型

LBF模型^[10-11]利用两个局部自适应函数分别近似轮廓内、外部灰度,并通过最小化能量函数达到分割目的。其能量泛函定义为:

$$\begin{aligned} \mathcal{E}^{\text{LBF}}(\varphi, f_1, f_2) = & \lambda_1 \int \left[\int_{\text{out}(C)} k_\sigma(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy \right] dx + \\ & \lambda_2 \int \left[\int_{\text{in}(C)} k_\sigma(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 dy \right] dx + vL(\varphi) + \mu P \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $v > 0$, $\mu > 0$, k_σ 是尺度参数为 σ 的高斯核函数, $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 分别是零水平集曲线内部和外部的灰度值估计, $L(\varphi)$ 是零水平集曲线的长度(用于平滑曲线), P 是用于惩罚零水平集函数 φ 对符号距离函数的偏离。它们的定义分别

收稿日期: 2010-11-01; 修回日期: 2011-01-07。

基金项目: 福建省自然科学基金项目资助项目(2008J0312); 南京军区“十一五”计划项目(06MA99); 南京军区重点项目(08Z021)。

作者简介: 林亚忠(1973-),男,福建漳州人,高级工程师,博士,主要研究方向: 计算机图像处理、模式识别、数据挖掘; 顾金库(1985-),男,山东德州人,硕士研究生,主要研究方向: 计算机图像处理; 郝刚(1986-),男,内蒙古巴彦淖尔人,硕士研究生,主要研究方向: 计算机图像处理; 蔡茜(1986-),女,福建三明人,硕士研究生,主要研究方向: 计算机图像处理。

为:

$$\begin{cases} f_1(x) = \frac{k_\sigma(x) \times [H_\varepsilon(\varphi(x)) I(x)]}{k_\sigma(x) \times H_\varepsilon(\varphi(x))} \\ f_2(x) = \frac{k_\sigma(x) \times [(1 - H_\varepsilon(\varphi(x))) I(x)]}{k_\sigma(x) \times (1 - H_\varepsilon(\varphi(x)))} \end{cases} \quad (2)$$

$$L(\varphi) = \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy \quad (3)$$

$$P(\varphi) = \int \frac{1}{2} (|\nabla \varphi(x)| - 1)^2 dx \quad (4)$$

上述公式定义中用到的 $\delta(\cdot)$ 是正则化的 Dirac 函数 $H(\cdot)$ 是 Heaviside 函数。

根据高斯核函数的局部特性,在以 x 为中心的局部区域内,离 x 越近的邻域像素点 y 对 x 的贡献率越大,反之则越小。这种局部特性在分割灰度不均匀图像时起了关键作用。如图 1(a) 显示了该方法对灰度不均匀图像得的良好分割效果。然而,也正由于引入高斯核函数的局部特性,使得在最小化能量函数时经常会陷入局部极值,表现为其分割结果非常依赖于初始轮廓,不恰当的初始轮廓往往会导致分割失败,如图 1(b)。另外,由于传统 LBF 模型参与演化零水平集曲线比较单一,所以演化速度较慢。

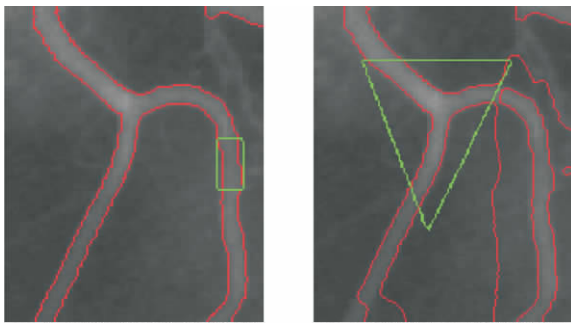


图 1 LBF 模型在不同初始轮廓下对灰度不均匀图像的分割结果

2 本文方法

针对传统 LBF 模型易受初始轮廓影响的不足,本文提出一种快速稳定的 LBF 改进算法。该方法有两个阶段:第一个阶段通过在传统 LBF 模型上引入一个带有变权系数的面积项 $r(I) A_g(\varphi)$,使得零水平集曲线能根据图像梯度信息自适应地调整演化方向,并获得初始轮廓;第二阶段直接利用上述的初始轮廓实现快速、稳定的 LBF 分割。其中:

$$A_g(\varphi) = \int_{\Omega} g(|\nabla I|) H(-\varphi) dx dy \quad (5)$$

$$g(|\nabla I|) = \exp(-| |\nabla G \times I| | / m) \quad (6)$$

$$r(I) = c \times \text{sgn}(\Delta G_\sigma \times I) |\nabla G_\sigma \times I| \quad (7)$$

其中: m 为大于 0 的常数, $G \times I$ 表示图像经过高斯滤波后的梯度; c 为正常数,为边界复杂度的调节参数; $\text{sgn}(\cdot)$ 是符号函数; $\Delta G_\sigma \times I$ 为 Laplace 算子作用于高斯滤波后图像。

式(7)中变权系数 $r(I)$ 在目标边界两侧符号相反,如图 2(b) 中黑色标识表示在该像素点权系数为正,在最小化能量泛函的作用下,此处零水平集曲线收缩,以减小曲线内部面积;相反地,在白色像素点处,变权系数为负,促使零水平集曲线扩张,以增大曲线内部面积。显然,在该变权系数作用下,零水平集曲线可以自动根据图像信息向目标边界演化,减少分割结果受初始轮廓的影响。但面积项的引入不仅增加了算法的计算量,也降低了分割图像的精度。因此在本文改进算法中,面积项的引入仅用于获得初步分割结果,并作为第二阶段

LBF 模型的初始轮廓,从而确保算法的分割速度和精度。

综上所述,本文方法第一阶段的能量泛函定义为:

$$\begin{aligned} \varepsilon^{\text{LBF-1}}(\varphi, f_1, f_2) = & \lambda_1 \int \left[\int_{\text{out}(C)} k_\sigma(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy \right] dx + \\ & \lambda_2 \int \left[\int_{\text{in}(C)} k_\sigma(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 dy \right] dx + \\ & vL(\varphi) + r(I) A_g(\varphi) + \mu P \end{aligned} \quad (8)$$

应用 Euler-Lagrange 方程并最小化能量泛函 $\varepsilon^{\text{LBF-1}}(\varphi, f_1, f_2)$ 得到该阶段的偏微分方程:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} = & -\delta_\varepsilon(\varphi) (\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) + v \delta_\varepsilon(\varphi) \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) + \\ & r(I) g(|\nabla I|) \delta_\varepsilon(\varphi) + \mu (\nabla^2 \varphi - \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right)) \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $\delta_\varepsilon(\varphi)$ 是正则化 Dirac 函数 $r(I)$ 是式(7)给出的变权系数 e_1 和 e_2 的定义为:

$$e_i(x) = \int_{\Omega} k_\sigma(y-x) |I(x) - f_i(x)|^2 dy; \quad n = 1, 2 \quad (10)$$

采用中心差分方案,式(9)的离散水平集形式为:

$$\varphi_{i,j}^{k+1} = \varphi_{i,j}^k + \Delta t \times Q(\varphi_{i,j}^k) \quad (11)$$

其中 $Q(\varphi_{i,j}^k)$ 为式(9)右边的差分离散形式。

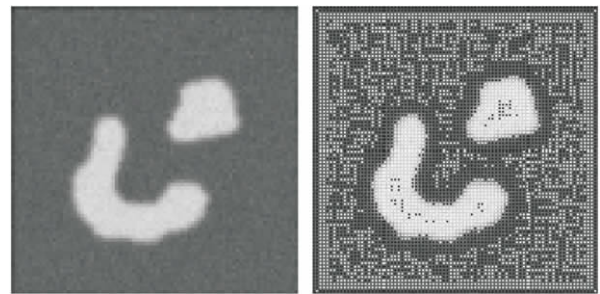


图 2 变权系数的正负号示意图

本文第一阶段算法根据式(11)实现,第二阶段的运算根据文献[11]给出的方法实现,因此,本文改进算法的步骤如下。

- 1) 给定初始轮廓,令初始轮廓内部的 $\varphi_{i,j}^0$ 值为 -2 ,初始轮廓外部的 $\varphi_{i,j}^0$ 值为 2 。
- 2) 根据式(7)求解变权系数 $r(I)$,并初始化相关参数;设迭代次数变量 $iterNum = 0$,第一阶段迭代次数 $stopNum$,最大迭代次数 $iterMax$ 。
- 3) 如果 $iterNum < stopNum$ 且 $iterNum < iterMax$,重复执行 4) ~ 5),完成算法第一阶段,否则转 6)。
- 4) 对图像边界做镜面反射处理,然后根据式(9)和式(11)更新水平集函数。
- 5) $iterNum = iterNum + 1$,返回 3)。
- 6) 如果 $iterNum < iterMax$,按照传统 LBF 模型的方法更新水平集函数。
- 7) $iterNum = iterNum + 1$,返回 6)。

3 实验与分析

在本文实验中,将用传统 LBF 算法和本文改进算法分别就算法对初始轮廓的敏感性和分割速度进行比较。在没有特别说明情况下:用于变权系数和零水平集曲线内外部灰度值的高斯滤波器尺度参数和大小分别设为: $\sigma_1 = 1.0$, $K_1 = 15$, $\sigma_2 = 3.0$, $K_2 = 13$;惩罚项系数 $\mu = 1.0$; $\lambda_1 = \lambda_2 = 1.0$;时间步长 $\Delta t = 0.1$; $c = 100$, $m = 200$;对目标个数较少、内容简单

的图像 $stopNum$ 取值为 $[1, 5]$,反之应增加 $stopNum$ 取值 ,范围为 $[10, 100]$ 。

图 3 ~ 4 显示了不同初始轮廓对不同分割算法结果的影响。其中 图 3 所用的 $stopNum = 1, v = 0.002 \times 255 \times 255$; 图 4 的 $stopNum = 100, p = 0.008 \times 255 \times 255$ 。

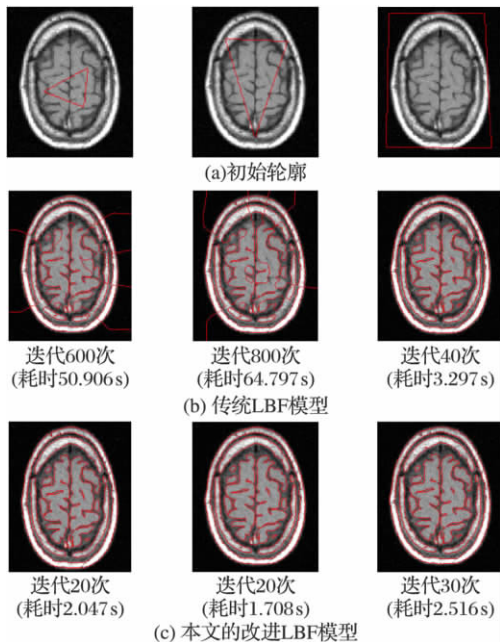


图 3 初始轮廓对简单图像分割影响

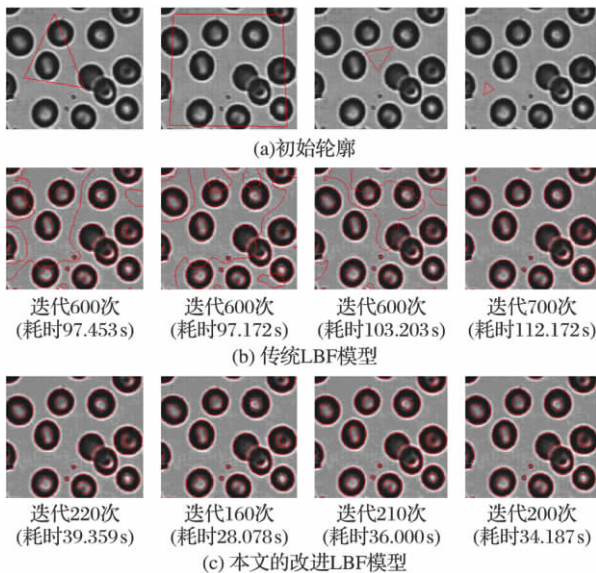


图 4 初始轮廓对复杂图像分割影响

从图 3 ~ 4 可看出:

1) 传统 LBF 模型分割结果非常依赖于初始轮廓 ,不当的初始轮廓经常会导致分割失败; 而本文改进算法不管在简单图像(图 3) 还是在复杂图像(图 4) 的分割中 ,对人工给定的初始轮廓依赖性非常小 ,可以忽略。

2) 即使在给定良好的初始轮廓且传统的 LBF 能获得良好结果前提下 ,本文算法所花费的时间代价较小。

3) 在对复杂图像的分割中 ,如图 4 (a) 后两图在给定同种类型不同位置的初始轮廓下 ,该文算法能稳定地得到良好的分割结果 ,而传统 LBF 算法稳定性差 ,获得的分割结果差别较大。导致上述现象主要原因在于: 首先 ,传统 LBF 模型算法常常由于泛函具有局部区域特性而陷入局部极值 ,从而导致分割失败 ,因此 ,对传统的 LBF 模型而言 ,选择恰当的初始

轮廓至关重要 ,如图 1 和图 3 ~ 4 所示; 其次 ,图像越复杂 ,初始轮廓的选择就越困难 ,即使同一类型的初始轮廓 ,得出的分割结果却不尽相同 ,如图 4 所示; 其三 ,本文方法通过引入可变系数的面积项 ,在分割的第一阶段中自动根据图像梯度信息相应调整零水平集演化方向 ,即自动获取合适的初始轮廓作为算法进一步演化条件 ,即使在随意人工给定的初始轮廓下均能通过零水平集的演化收敛于目标边界 ,而与初始轮廓的好坏无关。

4) 本文改进算法在第一阶段能自动获取合适的初始轮廓 ,避免了不当初始轮廓导致的许多不必要演化过程 ,达到提高算法整体分割速度目的。

4 结语

LBF 模型算法通过利用图像的区域信息来控制曲线的演化 ,较好地解决了图像灰度不均匀和弱边界的分割问题 ,但其分割成败非常依赖于初始轮廓的给定。针对这一不足 ,本文提出了一种快速稳定的 LBF 改进算法 ,通过在第一阶段引入可变系数的面积项快速、自动获取良好的初始轮廓并引导曲线的进一步演化 ,从而解决了传统 LBF 分割非常依赖于初始轮廓的不足 ,实验表明 ,本文改进算法在获得稳定分割的同时 ,在速度性能指标上亦有明显的提升。

参考文献:

- [1] 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 - 75.
- [2] SURI J S, LIU K C, SINGH S, et al. Shape recovery algorithms using level sets in 2-D/3-D medical imagery: A state-of-the-art review [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2002, 3(1): 8 - 28.
- [3] ZHANG T, FREEDMAN D. Tracking objects using density matching and shape priors [C]// Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE, 2003: 1056 - 1062.
- [4] LI C, XU C, GUI C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE, 2005: 430 - 436.
- [5] LI C, XU C, KONWAR K M, et al. Fast distance preserving level set evolution for medical image segmentation [C]// Proceedings of the 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Washington, DC: IEEE, 2006: 1 - 7.
- [6] 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.
- [7] CHAN F T, VESE L. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266 - 277.
- [8] RONFARD R. Region-based strategies for active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 13(2): 229 - 251.
- [9] TSAI A, YEZZI A, WILLSKY A S. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(8): 1169 - 1186.
- [10] LI C, KAO C, GORE J, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE, 2007: 1 - 7.
- [11] LI C, KAO C, GORE J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940 - 1949.