

基于 CV 和 LBF 模型结合图像分割算法研究与实现

吴永飞* 何传江 陈强

(重庆大学数学与统计学院 重庆 401331)

摘要 CV 模型和 LBF 模型是两个著名的图像分割模型,然而它们有各自的缺点。CV 模型不能处理灰度不均图像,而 LBF 模型虽然能处理灰度不均图像,但对活动轮廓的初始化很敏感,且对噪声不具有鲁棒性。为了克服上述缺点,首先对图像进行预处理,然后在得到新的图像的基础上提出与 LBF 类似的模型,同时将其与 CV 模型结合,得到全局和局部活动轮廓模型。实验结果表明,所提模型不仅能处理灰度不均匀图像,同时减弱了活动轮廓对初始化的敏感性,并且提升了对噪声的鲁棒性。

关键词 图像分割 活动轮廓模型 CV 模型 LBF 模型

中图分类号 TP911.73

文献标识码 A

DOI: 10.3969/j.issn.1000-386x.2013.07.027

RESEARCH AND IMPLEMENTATION OF IMAGE SEGMENTATION ALGORITHM BASED ON CV AND LBF MODEL

Wu Yongfei* He Chuanjiang Chen Qiang

(College of Mathematics and Statistics, Chongqing University, Chongqing 401331, China)

Abstract CV model and LBF model are two extremely famous image segmentation models, but they all have their own shortcomings as well. The CV model cannot deal with the image with intensity inhomogeneity, while the LBF model is sensitive to the initialisation of active contours and does not robust to the noise though being able to address the image with intensity inhomogeneity. To overcome the aforementioned faults, we first preprocess the image, and then propose a model building on the new image which is similar to LBF model. Furthermore, by integrating the CV model into the new model, we get a new active contours model based on global and local image information. The experiments show that the proposed model is able to address the image with intensity inhomogeneity, and can also reduce the sensitivity on the initialisation of active contours, and improve the robustness to noise.

Keywords Image segmentation Active contour model CV model LBF model

0 引言

图像分割是低层图像处理的技术之一,目的是把目标从图像背景分出来。近年来,基于活动轮廓的图像分割方法得到了广泛的应用,特别是基于区域的活动轮廓模型,由于它能够很好地结合图像信息而被广泛研究。

CV 模型^[1]是由 Chan 和 Vese 提出来的,该模型要求图像的目标和背景的灰度变化不大,但两者平均灰度相差较大,故可用二值函数(目标区域取一个值,背景区域取另一个值)近似代替待分割的图像,得到图像的卡通图,从而提取目标的边缘。这就决定了该模型不能分割灰度不均(intensity inhomogeneity)图像。该模型的主要优点是计算复杂性低,演化结果对初始曲线的位置不敏感。为了处理灰度不均图像, Li 提出了区域可变的局部活动轮廓模型(称 LBF 模型)^[2,3]。该模型把 CV 模型的全局二值拟合能量泛函改为以高斯函数为核函数的可变区域拟合能量定义的能量泛函,较好地克服 CV 模型不能分割灰度不均匀图像的困难。然而该模型对活动轮廓的初始化很敏感,并且不能很好地处理噪声图像,这就限制了它的实际应用。

为了克服 LBF 模型的缺点,许多学者提出了大量改进模

型^[4-8]。本文受文献[5]的启发,提出一个新的基于 CV 模型和类似于 LBF 模型的活动轮廓模型,它是全局和局部灰度拟合能量项的一个线性组合,其中全局灰度拟合能量项是基于图像本身的,而局部灰度拟合能量项是基于图像与滤波图像之差所得到的图像的。全局灰度拟合能量项提升模型对初始轮廓的鲁棒性,而局部灰度拟合能量项是建立在滤波图像与原图像之差上的,具有很好的抗噪性。实验表明,该模型同时具有 CV 模型和 LBF 模型的优点,不但能够分割灰度不均一图像,而且具有对初始曲线的大小和位置不敏感以及抗噪性强的优点。

1 背景

1.1 CV 模型

CV 模型假设图像 I 由两个同质区域组成,由水平集表示的能量泛函为:

收稿日期: 2012-06-03。重庆大学中央高校基本科研业务费科研专项研究生科技创新基金项目(CDJXS10100001);重庆市科委自然科学基金项目(CSTC 2010BB9218)。吴永飞,硕士生,主研领域:偏微分方程与图像处理。何传江,教授。陈强,博士。

$$E^{CV} = \lambda_1 \int_{\Omega} |I - c_1|^2 H(\phi) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} |I - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx + \nu \int_{\Omega} \delta(\phi) |H(\phi)| dx$$

$$= E^{GIF} + \nu L(\phi) \quad (1)$$

其中, ϕ 是零水平集, c_1 和 c_2 分别是图像区域在演化曲线内部和外部的灰度平均值, $\delta(\phi)$ 和 $H(\phi)$ 分别是 Dirac 函数和 Heaviside 函数, E^{GIF} 称为全局拟合能量项, $L(\phi)$ 为曲线长度项。

CV 模型基于图像的全局信息, 因此对活动轮廓的初始化不敏感, 且对噪声具有鲁棒性。但是因为它假设图像是由两个近似于常值的区域组成, 所以无法分割灰度不均图像。

1.2 LBF 模型

与 CV 模型不同, LBF 模型是一种基于区域可变的局部拟合能量。其由水平集表示的局部拟合能量泛函形式为:

$$\mathcal{E}^{LBF}(\phi, f_1(x), f_2(x)) = \sum_{i=1}^2 \lambda_i \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_i(x)|^2 M_i(\phi) dy \quad (2)$$

其中, $M_1(\phi) = H(\phi)$, $M_2(\phi) = 1 - H(\phi)$, λ_1 和 λ_2 为正整数, $f_i(x)$ 为图像在点 x 处的局部拟合值, K_{σ} 为 $\sigma > 0$ 的高斯核函数。

将当前点 x 延伸到整个区域, 同时为了确保水平集 ϕ 演化的稳定性, 增加了距离正则化项^[9]。因此, 总的能量泛函可以写成如下公式:

$$E^{LBF} = \int_{\Omega} \mathcal{E}^{LBF} dx + \nu \int_{\Omega} \delta(\phi) |H(\phi)| dx + \frac{1}{2} \mu \int_{\Omega} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx$$

$$= E^{LBF} + \nu L(\phi) + \mu P(\phi) \quad (3)$$

其中, $L(\phi)$ 为曲线长度项, $P(\phi)$ 为距离正则项, E^{LBF} 为局部能量项, μ 和 ν 为非负常量。

在 LBF 模型中, f_1 和 f_2 近似于轮廓内外高斯窗内的灰度的加权平均值。它利用了局部图像信息, 因此对灰度不均匀图像有很好的分割效果。但是因为没有涉及全局信息, 所以对曲线的大小和初始位置很敏感, 且对噪声不具有鲁棒性。

2 本文模型

2.1 模型描述

为了克服 LBF 模型的上述缺点, 我们先对图像进行预处理, 首先对图像进行滤波, 滤波算子有高斯滤波、平均滤波, 这里我们选择平均滤波, 然后再与原图像作差得到新图像。然而得到的新图像还是灰度不均匀的图像, 原因我们会在后面给出分析。所以我们在新的图像基础上提出局部可变区域模型, 同时为了所提模型对活动轮廓的初始化不敏感, 我们结合了 CV 模型, 形成了全局和局部活动轮廓模型, 模型如下:

$$E(C, c_1, c_2, f_1, f_2) = \omega (\lambda_1 \int_{\text{inside}C} |I_0 - c_1|^2 + \lambda_2 \int_{\text{outside}C} |I_0 - c_2|^2) + (1 - \omega) (\lambda_1 \int_{\text{inside}C} |I - f_1|^2 + \lambda_2 \int_{\text{outside}C} |I - f_2|^2) + \nu |C| \quad (4)$$

其中, I_0 为原图像, I 为平均滤波平滑之后与原图像作差所得到的新图像, 其形式为 $I = I_0 - G \times I_0$, G 为平均算子。 c_1 和 c_2 分别是原图像区域在演化曲线内部和外部的灰度平均值, f_1 和 f_2 为图像在点 x 处的局部拟合值, C 为演化曲线的长度。 λ_1 , λ_2 , ω , ν 为正常数, ω 的取值范围为 $[0, 1]$ 。

将上述模型改写为由水平集表示的能量泛函:

$$E(\phi, c_1, c_2, f_1, f_2) = \omega (\lambda_1 \int_{\Omega} |I_0 - c_1|^2 H(\phi) + \lambda_2 \int_{\Omega} |I_0 - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx) + (1 - \omega) (\lambda_1 \int_{\Omega} |I - f_1|^2 H(\phi) + \lambda_2 \int_{\Omega} |I - f_2|^2 (1 - H(\phi)) dx) + \nu \int_{\Omega} \delta(\phi) |H(\phi)| dx + \frac{1}{2} \mu \int_{\Omega} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx \quad (5)$$

上述泛函式(5)中的 c_1 , c_2 , f_1 , f_2 分别通过如下关系得到:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I_0(x) H(\phi) dx}{\int_{\Omega} H(\phi) dx}$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} I_0(x) (1 - H(\phi)) dx}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) dx} \quad (6)$$

$$f_1(x) = \frac{K(x) \times (I(x) H(\phi))}{K(x) \times H(\phi)}$$

$$f_2(x) = \frac{K(x) \times (I(x) (1 - H(\phi)))}{K(x) \times (1 - H(\phi))}$$

对式(5)用变分法和梯度下降法得到关于零水平集的演化方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\delta_{\epsilon}(\phi) (F_1 + F_2) + \nu \delta_{\epsilon}(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \mu \left(\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) \quad (7)$$

其中:

$$F_1 = \omega (\lambda_1 (I_0 - c_1)^2 - \lambda_2 (I_0 - c_2)^2)$$

$$F_2 = (1 - \omega) (\lambda_1 (I - f_1)^2 - \lambda_2 (I - f_2)^2) \quad (8)$$

2.2 模型的进一步分析

在图像分割中, 我们经常遇到噪声图像, 要对它进行处理非常困难, 因而我们要对图像进行预处理, 一般预处理的方法是进行平滑卷积滤波, 滤波算子有高斯滤波、平均滤波等, 本文选取平均滤波, 同时滤波之后我们将其与原图像作差, 然后在新得到的图像的基础上进行局部可变区域拟合能量的运算, 这样做的原因是因为我们得到的新图像只是去除了噪声, 但它还是灰度不均匀图像。我们给出几幅处理前与处理后的图像对比(如图1), 从中可以看出处理后的图像大大减少了噪声, 但仍是灰度不均匀图像。其理论上的解释是: 1) 当原图像中一像素点的灰度值比周围领域中的像素点的灰度值大, 其进行滤波后的图像的像素灰度值还是要比周围领域的像素点的灰度值大; 2) 当原图像中一像素点的灰度值比周围领域中的像素点的灰度值都要小, 其进行滤波后的图像的灰度值处于它们中间, 但比原图像的灰度值要大; 3) 当原图像中一像素点的灰度值与周围领域中的像素点的灰度值进行比较是处于中间值时, 其进行滤波后的图像的像素灰度值还是处于中间值, 其灰度值或大于原图像的灰度值或小于原图像的灰度值。当将其与原图像作差后所得到的情况有两种: 1) 当滤波后的图像的灰度值大于原图像灰度值时, 作差后得到的值是负数, 这在计算机上显示为零; 2) 当滤波后的图像的灰度值小于原图像灰度值时, 作差后得到的值是某一个正数。最后得到的图像还是灰度不均匀图像。

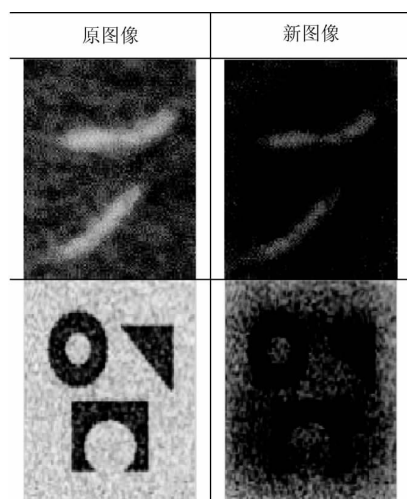


图1 原图像与新图像的对比

2.3 算法的实现

下面给出本文模型算法的具体实现步骤:

图像预处理步骤:

Step1 对初始图像 I_0 进行平均卷积滤波得到 $G \times I_0$;

Step2 将滤波后的图像与初始图像作差得到新的图像 $I = I_0 - G \times I_0$ 。

基于 CV 模型和 LBF 模型的算法实现步骤:

Step1 初始化 $\phi(x, y, t=0) = 0$;

Step2 根据式(6)计算 $c_1(\phi_{ij}^n)$, $c_2(\phi_{ij}^n)$ 和 $f_1(\phi_{ij}^n)$, $f_2(\phi_{ij}^n)$;

Step3 根据式(7)计算:

$$\phi_{ij}^{n+1} = \phi_{ij}^n + \tau(-\delta_\varepsilon(\phi_{ij}^n)(F_1(\phi_{ij}^n) + F_2(\phi_{ij}^n)) + \nu\delta_\varepsilon(\phi_{ij}^n)\operatorname{div}\left(\frac{\nabla\phi_{ij}^n}{|\nabla\phi_{ij}^n|}\right) + \mu\left(\Delta\phi_{ij}^n - \operatorname{div}\left(\frac{\nabla\phi_{ij}^n}{|\nabla\phi_{ij}^n|}\right)\right))$$

其中 τ 为迭代步长。

Step4 检验水平集函数 ϕ 是否收敛, 如果收敛, 则停止迭代; 如果不收敛, 则重复 Step2 - Step3, 直至完全收敛。

此算法是在 Matlab 环境下实现的, 根据上述算法步骤, 核心编程如下:

```
//读入图像
Img = imread([num2str(imgID), '.jpg']);
Img = double(Img(:,:));
//图像预处理
nrow = round(2*5)*2+1;
ncol = round(2*5)*2+1;
phmb = fspecial('average',[nrow,ncol]);
tmp = conv2(Img,phmb,'same');
J = Img - tmp;
//设定初始轮廓
initialLSF = ones(size(Img(:,:))) * c0;
initialLSF(70:90,60:80) = -c0;
u = initialLSF;
for n = 1:iterNum
//迭代
//初始轮廓演化过程
u = CL(u,Img,J,K,KI,KONE,mu,timestep,mu,lambd1,
lambd2,epsilon,1);
if mod(n,20) == 0
imagesc(J,[0,255]);colormap(gray);hold on;axis off;axis equal
[c,h] = contour(u,[0,0],w);
iterNum = [num2str(n), ' iterations'];
title(iterNum);
hold off;
end
end
imagesc(Img,[0,255]);colormap(gray);hold on;axis off;axis equal
[c,h] = contour(u,[0,0],w);
totalIterNum = [num2str(n), ' iterations'];
title(['Final contour', ' ', totalIterNum]);
figure;
mesh(u);
title('Final level set function')
//得到最终的分割结果
```

3 实验结果

本文实验结果表明: (1) 能够分割灰度不均图像; (2) 与 LBF 模型进行对比, 本文模型减弱了对活动轮廓初始化的敏感性, 且提升了对噪声的鲁棒性。数值实现采用简单的中心差分法。算法的参数根据传统 CV 模型和 LBF 模型的参数定义设置为 $\sigma = 3.0$, $\lambda_1 = \lambda_2 = 1.0$, 时间步长 $\Delta t = 0.1$, $\mu = 1.0$, $\nu = 0.001 \times 255^2$, ω 如无特别说明一般为选取 0.1。实验环境为 Matlab 7.8, Windows 7, Pentium 双核 CPU 2.60GHz。

实验 1 分割灰度不均图像

图 2 为三幅典型的灰度不均图像, 它们分别是大脑灰质图像(119 × 78), 两幅血管图像(111 × 110, 103 × 131), 实验结果表明, 本文模型可以得到与 LBF 模型同样的分割效果。

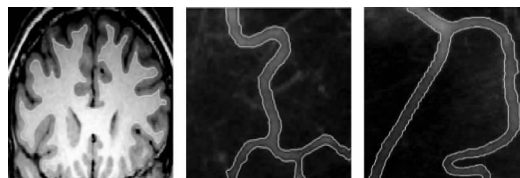


图2 本文模型对灰度不均图像的分割结果

实验 2 本文模型与 LBF 模型的抗噪性对比

图 3 是两幅噪声图像(94 × 123, 233 × 234)的分割结果, 可以看到 LBF 模型不能很好地分割噪声图像, 而本文模型能够较好地分割噪声图像。

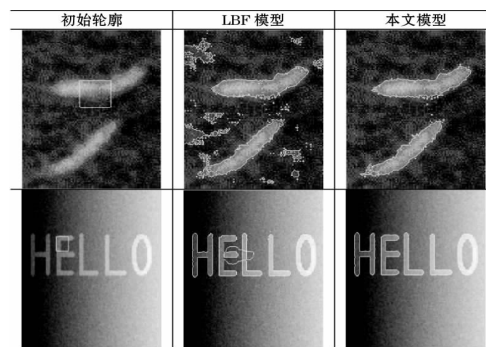


图3 两个模型对噪声图像的分割结果对比

实验 3 对初始曲线大小的敏感性

图 4 是一幅 124 × 66 的 MR 大脑图像, 从图中可以看出本文模型的分割效果不受初始曲线大小的影响, 迭代次数也比较稳定。而 LBF 模型对不同大小的初始曲线得到完全不同的分割结果, 甚至不能得到正确的分割结果。

(下转第 146 页)

实现[J]. 计算机工程与设计 2009, 30(13): 3111-3116.

- [5] 曹志伟, 杨克桥, 王伟, 等. 在静态编译器中实现 Java 异常机制的算法[J]. 计算机工程 2009, 35(15): 88-90.
- [6] Bruce Eckel. Thinking in Java [M]. 4th ed. Prentice Hall PTR 2006.
- [7] 李刚. 轻量级 J2EE 企业应用实战—Struts + Spring + Hibernate 整合开发[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [8] 刘炜, 董健全, 曾红卫, 等. 面向软件工程实践的学生项目管理平台设计[J]. 计算机工程与科学 2011, 31(A1): 150-154.
- [9] 徐世友, 袁兆山, 李峻. Java EE 数据持久层解决方案的设计与实现[J]. 合肥工业大学学报, 2009, 32(1): 47-50.
- [10] 刘继红, 吴军华. Web 逆向工程中交互设计模式的抽取方法改进[J]. 计算机工程与设计 2010, 31(5): 932-935.
- [11] 阎宏. Java 与模式[M]. 北京: 电子工业出版社 2002.

(上接第 100 页)

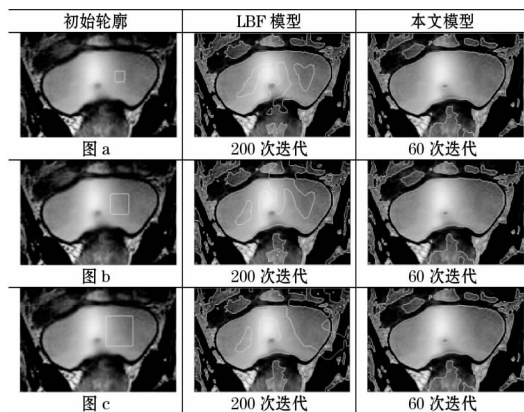


图 4 两个模型对不同大小初始曲线的分割结果

实验 4 对初始曲线位置的敏感性

图 5 是另一幅血管图像(103 × 131)从图中可以看出, 本文模型不受初始曲线位置的影响, 而 LBF 模型对不同位置的初始曲线得到完全不同的分割结果, 甚至不能得到正确的分割结果。

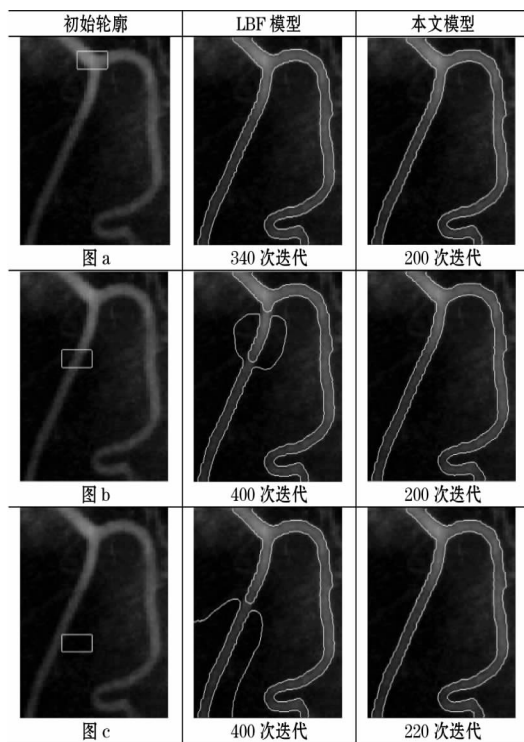


图 5 两个模型对不同位置初始曲线的分割结果

实验 5 应用实例

图 6 为两幅皮肤癌图像(241 × 193, 252 × 185)和一幅 X 射线骨骼图像(115 × 231), 它们都是灰度不均匀医学图像。实验结果表明, 本文模型能够得到令人满意的分割结果。第一行为初始轮廓, 第二行为分割结果。

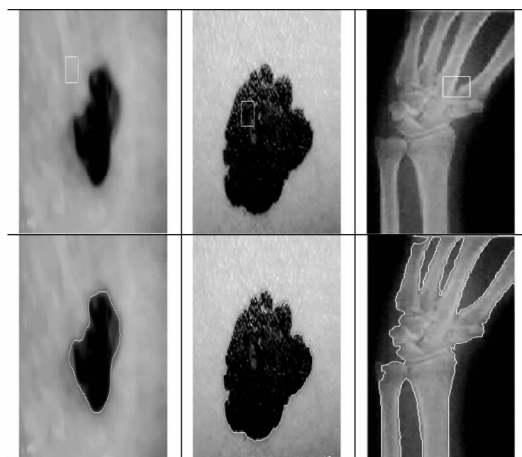


图 6 本文模型对灰度不均医学图像的分割结果

4 结 语

在处理后的图像的基础上提出与 LBF 模型类似的拟合能量项, 同时结合 CV 模型, 得到了全局和局部的活动轮廓模型。实验结果表明, 该模型不仅能够处理灰度不均匀图像, 而且具有对活动轮廓的初始化不敏感的优点, 同时对噪声的鲁棒性也增强了。

参 考 文 献

- [1] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [2] Li C, 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. Minnesota, USA: [s. n.], 2007: 1-7.
- [3] 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.
- [4] He C, et al. Active contours driven by weighted region-scalable fitting energy based on local entropy [J]. Signal Processing, 2012, 92(2).
- [5] Wang L, Li C, Sun Q, et al. Active contours driven by local and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33: 520-531.
- [6] 原野, 何传江. LBF 活动轮廓模型的改进[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(15): 177-179.
- [7] 陈强, 何传江. 全局和局部拟合的活动轮廓模型[J]. 计算机工程与应用 2011, 47(11): 204-206.
- [8] 杨勇, 马志明, 徐春. LCV 模型在医学图像分割中的应用[J]. 计算机工程, 2010, 36(10): 184-186.
- [9] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 1: 430-436.