

# 一种融合边缘和区域特征的主动轮廓图像分割

李小林<sup>1</sup>, 齐丽英<sup>2</sup>

(1. 福建农林大学 计算机与信息学院, 福建 福州 350002; 2. 安康学院 数学系, 陕西 安康 725000)

**摘 要:**传统的主动轮廓模型只利用图像的边缘或者只利用区域特征实现图像分割, 在有些情况下图像分割效果较差. 本文给出了一种综合利用图像边缘和区域特征的主动轮廓图像分割方法. 实验表明, 演变后的曲线与图像的边缘是吻合的, 图像分割的结果较好. 而对相同的图像应用传统的主动轮廓分割算法得到的图像分割结果则很差. 这说明新算法明显提高了传统算法的图像分割性能.

**关键词:**主动轮廓; 图像分割; 融合边缘; 区域特征

**中图分类号:** TP391. 41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009 - 024X (2008) 02 - 0091 - 02

## Geometric Active Contour Image Segmentation by Combination of Edge and Region Features

L I Xiaolin<sup>1</sup>, Q I L iying<sup>2</sup>

(1. College of Computer & Information, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, Fujian, China;

2. Department of Mathematics, Ankang University, Ankang 725000, Shaanxi, China)

**Abstract:** Traditional active contour models utilize feature of image edge or region to implement image segmentation and get bad segmentation results in some cases. In the paper, an active contour image segmentation algorithm by combination of features of image edge and region features is provided. The experimental results show that evolved curves coincide with image edges and the good results are obtained. However segmentation results with tradition active contour algorithm is not good, which show that the new algorithm improve image segmentation performance of tradition algorithm.

**Key words:** Active contour; image segmentation; combination of edge; region features

主动轮廓模型可分为基于边缘的模型和基于区域的模型. 基于边缘的模型依据图像的梯度使演变曲线在对象边缘处停止. 该模型的不足之处在于: 对于窄小的边缘, 如果外力不够大, 则无法靠近该边缘. 如果外力太大, 则主动轮廓可能穿透弱边缘<sup>[1, 2]</sup>. 基于区域的模型不利用图像的梯度, 对于弱边缘具有较好的性能, 其次对于初始轮廓线的位置不敏感<sup>[3-5]</sup>. 但是该方法的不足之处在于: 要求图像具有统计学意义上的各向同性区域. 为此, 通过综合考虑图像的边缘和区域特征, 将有助于解决传统算法的不足.

### 1 融合了边缘和区域特征的主动轮廓算法

#### 1.1 综合考虑了边缘和区域特征的主动轮廓模型

假设  $I: \Omega \rightarrow R^d$ , 其中:  $\Omega \subset R^2$  是图像区域, 对于灰度图像,  $d = 1$ , 假设  $C$  是图像领域  $\Omega$  中的轮廓线. 定义某个像素点  $x \in \Omega$  的局部能量为:

$$E_x(C, f_1(x), f_2(x)) = \int_{in(c)} K(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy + \int_{out(c)} K(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 dy \quad (1)$$

其中:  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  是正常数,  $K$  是局部特性的核函数. 当  $|u|$  增加时,  $K(u)$  下降并趋于 0.  $f_1(x)$  和  $f_2(x)$  在中心点  $x$  附近发生变化.

$$K(x) = \frac{1}{2} e^{-|x|^{2/2}} \quad (2)$$

$f_1(x)$  和  $f_2(x)$  是拟合像素点  $x$  附近的图像灰度的两个函数.  $x$  是中心点. 尺度参数  $\sigma > 0$ . 当点  $y$  靠近点  $x$  时, 核函数  $K(x-y)$  取较大值, 当点  $y$  远离点  $x$  时, 核函数趋于 0.

对象的边缘是由一系列中心点形成的, 为此在图像区域  $\Omega$  中所有中心点  $x$  上最小化  $E_x$ :

$$(C, f_1, f_2) = \arg \min_x (C, f_1(x), f_2(x)) \quad (3)$$

#### 1.2 模型的水平集实现

轮廓线  $C \subset \Omega$  可以表示为 Lipschitz 函数  $\phi: \Omega \rightarrow R$  的

收稿日期: 2007 - 12 - 12

基金项目: 福建省自然科学基金计划资助项目 (2006J0299); 福建省教育厅 F5 类项目 (2007F5009); 福建省教育厅 B 类项目 (JB06120)

作者简介: 李小林 (1975 - ), 女, 陕西吴堡人, 福建农林大学讲师, 硕士, 研究方向: 计算机视觉.

零水平集, 则中心点为  $x$  的能量函数  $\phi_x(C, f_1(x), f_2(x))$  可以写为:

$$\phi_x(\phi, f_1(x), f_2(x)) = \int_{\Omega} K(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi(y)) dy + \int_{\Omega} K(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H(\phi(y))) dy \quad (4)$$

$H$  是 Heaviside 函数.

相应地, 图像中所有中心点的能量函数写为:

$$\begin{aligned} \phi(f_1, f_2) &= \int_{\Omega} \phi_x(\phi, f_1(x), f_2(x)) dx \\ &= \int_{\Omega} \int_{\Omega} K(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi(y)) dy dx + \\ &\quad \int_{\Omega} \int_{\Omega} K(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H(\phi(y))) dy dx \end{aligned} \quad (5)$$

为了避免传统水平集方法在曲线演变过程中的重新初始化, 引入:

$$P(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy \quad (6)$$

$$L(\phi) = \int_{\Omega} |\phi| |\nabla \phi| dx \quad (7)$$

因此, 无需重新初始化的能量函数式 (5) 可以写为:

$$F(\phi, f_1, f_2) = \phi(f_1, f_2) + uP(\phi) + vL(\phi) \quad (8)$$

其中:  $u$  和  $v$  是非负整数.

为了算法的易于实现:

$$H(x) = \frac{1}{2} [1 + \arctan(\frac{x}{\epsilon})] \quad (9)$$

$$\epsilon(x) = H(x) = \frac{1}{2} \frac{1}{1 + x^2} \quad (10)$$

因此, 式 (8) 进一步写为:

$$F(\phi, f_1, f_2) = \phi(f_1, f_2) + uP(\phi) + vL(\phi) \quad (11)$$

对于固定的水平集函数  $\phi$  最小化函数得到:

$$f_1(x) = \frac{K(x) * [H(\phi(x)) I(x)]}{K(x) * H(\phi(x))} \quad (12)$$

$$f_2(x) = \frac{K(x) * [1 - H(\phi(x))] I(x)]}{K(x) * [1 - H(\phi(x))]} \quad (13)$$

其中:  $H(\phi) > 0$  和  $1 - H(\phi) > 0$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} &= -(\phi)(e_1 - e_2) + v(\phi) \operatorname{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) + \\ &u(\nabla^2 \phi - \operatorname{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|})) \end{aligned} \quad (14)$$

其中:  $e_1(x) = \int_{\Omega} K(y-x) |I(x) - f_1(y)|^2 dy$ ,

$$e_2(x) = \int_{\Omega} K(y-x) |I(x) - f_2(y)|^2 dy.$$

实现过程中,  $\frac{\partial \phi}{\partial x}$  和  $\frac{\partial \phi}{\partial y}$  用中心差分近似,  $\frac{\partial \phi}{\partial t}$  用前向差分近似. 因此, 式 (14) 可以写为:

$$\frac{\phi_{i,j}^{k+1} - \phi_{i,j}^k}{\Delta t} = L(\phi_{i,j}^k) \quad (15)$$

$L(\phi_{i,j}^k)$  是式 (14) 的右边应用中心差分的近似.

式 (15) 可以表示为式 (16) 的迭代过程:

$$\phi_{i,j}^{k+1} = \phi_{i,j}^k + L(\phi_{i,j}^k) \quad (16)$$

## 2 结果分析

在本实验中,  $\alpha = 1.0$ ,  $\beta_1 = 2.0$ ,  $\beta_2 = 1.0$ ,  $\gamma = 0.1$ . 应用本文算法分割图像的结果见图 1.

图 1(a) 是待分割的图像. 图 1(b) 是初始零水平集, 在本算法中, 初始轮廓线并未完全包住整个树叶. 由于综合了利用了区域和边缘的信息, 叶片比较一致的区域逐渐合并, 同时曲线向边缘扩张或者收缩. 图 1(c) 是迭代 200 次的结果, 可以看出曲线已基本完成演变, 大部分一致区域已形成. 当迭代 400 次时, 可以观察到轮廓线最终将叶片对象紧紧包住, 得到了较好的分割结果. 当使用传统的几何主动轮廓 (geometric active contour, GAC) 算法时, 其图像分割结果见图 1(e), 可以观察到叶片对象并未被分割出来, 其分割效果很差.

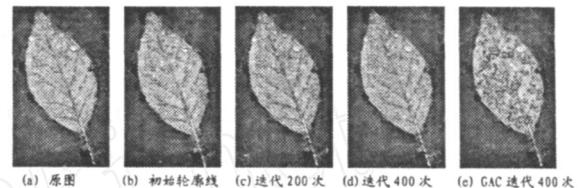


图 1 曲线演变及图像分割结果

图像中对象的边缘信息以及区域的特征对于图像的分割是很重要的. 前人研究主动轮廓算法时一般只利用边缘信息或者只利用区域特征, 从而造成在某些情况下图像的分割效果较差. 综合利用边缘和区域特征用于图像分割将有利于弥补前人算法的不足. 本文给出了一种综合利用边缘和区域的主动轮廓图像分割算法. 实验结果表明: 通过综合利用边缘和区域特征, 最终的演变曲线与图像的边缘是一致的, 而应用传统的几何主动轮廓算法则不能得到好的图像分割结果. 这说明新算法比传统算法的图像分割性能更优.

## 参考文献:

- [1] C. Li, J. Liu, and M. D. Fox. Segmentation of external force field for automatic initialization and splitting of snakes [J]. Pattern Recognition, 2005, 38 (11): 1947 - 1960.
- [2] C. Li, C. Xu, C. Gui, and M. D. Fox. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2005, 1: 430 - 436.
- [3] T. Chan and L. Vese. Active contours without edges. IEEE Trans. Imag. Proc., 2001, 10: 266 - 277.
- [4] N. Paragios and R. Deriche. Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation. Int'l J. Comp. Vis., 2002, 46: 223 - 247.
- [5] A. Tsai, A. Yezzi, and A. S. Willsky. Curve evolution implementation of the Mumford - Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification. IEEE Trans. Imag. Proc., 2001, 10: 1169 - 1186.