

文章编号: 1001 - 2486(2003)05 - 0036 - 04

# Otsu 算法在 Canny 算子中的应用\*

梁光明, 孙即祥, 马琦, 姚春光

(国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

**摘要:** Canny 算子应用于细胞图像分割, 只要选择适当的参数就可以取得好的分割效果。在分析细胞图像直方图后, 利用类间方差最大化阈值分割算法(Otsu)可以实现 Canny 算子中门限值的自适应选择。试验结果表明, Otsu 算法应用于 Canny 算子中的门限选择, 改善了算法在细胞图像中的分割效果, 提高了算法的自适应性能。

**关键词:** Otsu 算法; Canny 算子; 门限; 自适应

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

## An Application of Otsu Algorithm on Canny Operator

LIANG Guang-ming, SUN Ji-xiang, MA Qi, YAO Chun-guang

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** Canny algorithm is used in the segmentation of the cell image and it can obtain better effect of segmentation by setting the appropriate parameters. After the histogram of cell image is analyzed, the Otsu algorithm can implement the two threshold's adaptive setting in Canny algorithm. From the test's result, it can be seen that the Otsu algorithm can solve the threshold's setting in Canny algorithm and it can improve the effect of cell image's segmentation and the adaptive ability of Canny algorithm.

**Key words:** Otsu algorithm; Canny algorithm; threshold; adaptive

显微细胞的识别是医用图像处理的一个重要应用领域, 主要包含两个方面: 细胞图像分割和细胞图像识别。其中细胞图像分割是细胞图像识别的基础, 性能优良的分割算法是细胞图像识别的关键。Canny 算子利用边缘幅值与边缘方向信息实现图像中目标的边缘提取, 通过控制相关参数的设定, 对于不同的细胞图像, 根据图像边缘的提取目的, 可以得到好的分割效果。

## 1 Canny 算子的基本原理

Canny 算子首先通过高斯卷积对图像进行高斯平滑, 然后对平滑后的图像进行微分操作, 得到梯度图, 再采用“非最大抑制”(non-maximal suppression) 算法寻找图像中的可能边缘点, 最后通过双门限值递归寻找图像边缘点, 得到单像素宽度边缘图。递归跟踪过程有两个门限控制, 分别记为  $h_1$  和  $h_2$ , 并且  $h_1 < h_2$ 。只有在当前像素点的值大于  $h_2$  时才开始跟踪过程, 跟踪向像素点邻域两个方向进行, 直到相应像素位置值低于门限  $h_1$  为止。参数设置和输入图片的不同会产生不同的效果, 若能实现参数的自适应选取, 则可以极大地提高算法的鲁棒性。

Canny 算法主要通过以下步骤实现:

- (1) 高斯滤波器平滑图像(抑制噪声);
- (2) 有限差分近似偏微分计算梯度的幅度和方向(边缘增强);
- (3) “非最大抑制”处理梯度幅度;
- (4) 双门限算法检测和连接目标边缘。

\* 收稿日期: 2003 - 05 - 01

基金项目: 高等学校骨干教师资助项目

作者简介: 梁光明(1970—), 男, 讲师, 博士生。

## 1.1 梯度算子

Canny 算子计算  $g(x, y)$  的梯度, 首先得到对于  $x$  和  $y$  的偏微分值  $P(x, y)$  和  $Q(x, y)$ 。

计算方程为

$$P(x, y) \approx \frac{g(x, y+1) - g(x, y) + g(x+1, y+1) - g(x+1, y)}{2} \quad (1)$$

$$Q(x, y) \approx \frac{g(x, y) - g(x+1, y) + g(x, y+1) - g(x+1, y+1)}{2} \quad (2)$$

通过计算  $2 \times 2$  邻域矩阵的平均有限差分, 并作为  $x$  和  $y$  的偏微分, 得到图像梯度的幅度和方向分别为:

$$M(x, y) = \sqrt{P^2(x, y) + Q^2(x, y)} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \arctan(Q(x, y), P(x, y)) \quad (4)$$

## 1.2 非最大抑制

给定梯度幅度图像矩阵以后, 就可以利用给予梯度模式的门限操作来得到边缘像素点的轮廓。但 Canny 算子采用一个更加高级的方法来处理这个问题。在 Canny 方法中, 边缘点定义为在梯度方向上局部强度最大的点。这是一个比较强的约束, 可以使得通过门限法得到的目标边缘细化。非最大抑制的目的是找到所有可能的边缘点。其基本思想是根据当前点周围 8 个方向上相邻像素的梯度值来判断当前点是否具有局部最大梯度值, 如果是, 则将其判为可能的边缘点(possible \_ edge), 否则为非边缘点(no \_ edge)。

## 1.3 边缘提取

Canny 算法实际采用双门限方法实现边缘提取, 其中两个门限分别为  $h_1$  与  $h_2$ 。Canny 建议  $h_2$  为  $h_1$  的 2 ~ 3 倍。算法流程如下:

Step1: 初始化边缘点位置  $\text{EdgeDot} = (\text{col}, \text{vol})$ ,  $\text{col} = 0, \text{vol} = 0$ , 定义边缘图  $\text{figure\_edge}$  数组, 大小为  $n\text{Width} \times n\text{Height}$ , 初始化为全 255(非边缘);

Step2: 在非最大抑制所得图中查看  $\text{EdgeDot}$  点的值, 并赋给  $\text{IfEdge}$ ;

Step3: if ( $\text{IfEdge} = \text{no\_edge}$ ) then Step7;

Step4: 查看梯度图中  $\text{EdgeDot}$  点的值, 并赋给  $\text{magnitude}$ ;

Step5: if ( $\text{magnitude} < h_2$ ) then Step7;

Step6: 在记录结果的边缘图中记下  $\text{EdgeDot}$  点并设置非最大抑制图对应点值为  $\text{no\_edge}$ , 然后在梯度图中查看  $\text{EdgeDot}$  点的八邻域点梯度  $\text{magnitude\_near}$ , 若  $\text{magnitude\_near} > h_1$ , 重复执行 Step6, 否则执行 Step7;

Step7:  $\text{col}++$ ;

if ( $\text{col} \geq n\text{Width}$ ) then  $\text{vol}++$ ;

if ( $\text{vol} \geq n\text{Height}$ ) then end; (程序结束)

执行 Step2。

算法中门限的选择直接影响着 Canny 算子的性能。

## 2 Otsu 算法应用于门限参数设定

Canny 算子的性能主要由 3 个参数决定: 在平滑过程中所用的高斯滤波卷积核的宽度以及跟踪过程中所需要的两个门限值。增加高斯卷积核的宽度可以降低检测过程对噪声的敏感性, 但代价是丢失了图像的某些细节信息, 并且使目标边缘变得模糊, 从而使目标边缘检测错误的概率也随着高斯卷积核宽度的增加而略有增加。

通过分析可以看出, 高门限  $h_2$  控制着在梯度图中作边缘检测的起始点的性质,  $h_2$  值越小, 保留的边缘信息就越多, 得到的目标边缘就越精细, 但是混杂的伪边缘也会增多。随着  $h_2$  的增加, 可以有效地抑

制伪边缘,但有可能丢失边缘信息。而寻找到高门限以上的点以后,低门限  $h_1$  值控制着本次检测的中止点性质,可以分析出,  $h_1$  越小,保留的边缘信息就越多,边缘越连续;随着  $h_1$  的增加,可视的目标边缘特征越少,边缘出现断裂。

对于 Canny 算子 3 个参数的选择,目前普遍做法是:

$$\begin{aligned} \zeta \quad & \sigma = 2 \\ \zeta \quad & h_2 = M(\text{dot}) \\ \zeta \quad & h_1 = 0.5 * h_2 \end{aligned} \quad (5)$$

$M(\text{dot})$  为梯度值;按梯度从小到大,  $\text{dot}$  为第  $(\text{alldots} * P)$  个点;  $\text{alldots}$  为最大抑制后的图像中  $\text{possible\_edge}$  的全部点数;  $P$  为可设置的固定值,默认值为 0.95。

我们注意到 Canny 算子的这种实现方法中,  $P$  值为设定的关键,它直接决定着两个重要参数:  $h_1$  和  $h_2$ 。研究发现,细胞图像作梯度化处理以后的图像,其直方图呈现双峰的特性,这样可以联系到 Otsu 算法中的阈值设定方法,使用类间方差最大准则确定  $h_2$ ,再利用公式(5)确定  $h_1$ 。

在众多阈值分割算法中,1979年由 Otsu 提出的基于类间方差最大化的分割算法一直被认为是分割阈值自动选取的最优方法。它将图像分为背景与目标两类,通过搜索计算类间方差最大值,得到最优阈值。

图像中背景、目标的均值分别为

$$u_B(T) = \frac{1}{w_B(T)} \sum_{0 \leq k < T} k \cdot p(k) \quad (6)$$

$$u_O(T) = \frac{1}{w_O(T)} \sum_{T \leq k \leq m-1} k \cdot p(k) \quad (7)$$

图像总的均值为

$$u = w_B(T) u_B(T) + w_O(T) u_O(T) \quad (8)$$

图像背景和背景两类像素的类间方差定义为

$$G(T) = w_B(T) \cdot [u_B(T) - u]^2 + w_O(T) \cdot [u_O(T) - u]^2 \quad (9)$$

在 Otsu 方法中,图像最佳阈值  $g$  则为

$$g = \arg \max_{0 \leq T \leq m-1} [G(T)] \quad (10)$$

根据阈值  $g$ ,整幅图像可以分为背景和背景两部分。由于方差是衡量图像中像素灰度分布均匀性的一个度量,方差值越大,说明组成图像的背景和目标两部分的差别越大。当部分背景被错误地划分为目标或者部分目标被错误地划分为背景时,会导致两部分的差别变小。因此,Otsu 方法实际上是以错分概率最小作为分割阈值的选取准则的。

Canny 算子中的双梯度门限其实也是一种阈值,通过分析  $h_2$ 、 $h_1$  的选择原理及梯度图像的直方图,利用 Otsu 算法实现  $h_2$  的选择是可行的。在实际实现时,对 Canny 得到的梯度图像的幅值进行放大处理,使直方图呈明显双峰,Otsu 算法计算的阈值更加准确。

### 3 实验及结果

分别使用原来的方法和改进的方法对 2 幅细胞图像进行分割处理(图 1,图 4 为原始图像),得到 4 幅图像。从图 2 与图 3 的比较可以看出,使用原来的阈值设定方法得到的阈值使许多真正的边缘没有检测到,细胞内部纹理不如使用改进算法清晰丰富。从图 5 与图 6 的比较可以看出,使用原来的阈值设定方法得到的阈值产生了许多虚假的边缘,使用改进算法不仅有效地保留了细胞内部纹理信息,同时也抑制了虚假边缘的产生。

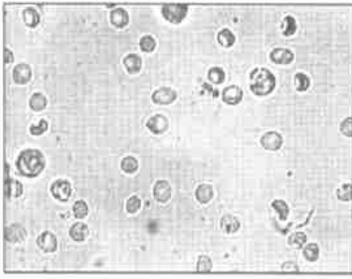


图 1 原始图像  
Fig. 1 Initial image

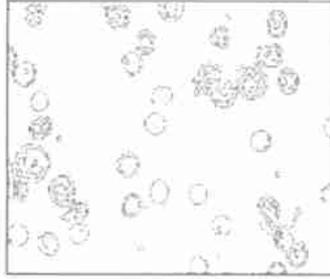


图 2 原先的阈值选取方法  
Fig. 2 Previous method of getting threshold

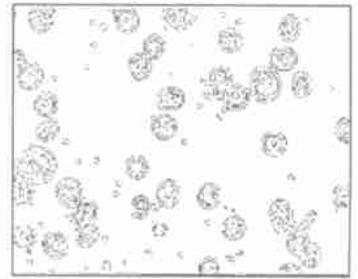


图 3 改进的阈值选取方法  
Fig. 3 Improving method of getting threshold

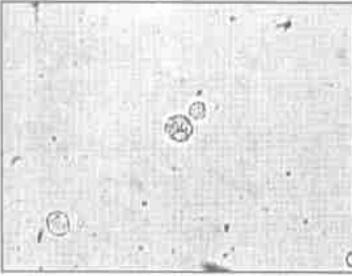


图 4 原始图像  
Fig. 4 Initial image

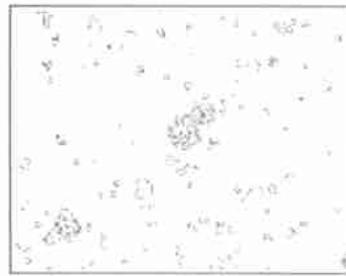


图 5 原先的阈值选取方法  
Fig. 5 Previous method of getting threshold

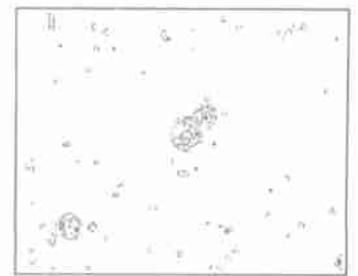


图 6 改进的阈值选取方法  
Fig. 6 Improving method of getting threshold

## 4 结论

对 Canny 算法整个过程以及最大类间方差阈值选取方法进行了叙述, 在详细分析细胞图像梯度直方图特性的基础上, 采用最大类间方差的方法计算得到对 Canny 算法性能有决定意义的高门限, 这种自适应方法不仅改善了 Canny 算法的分割效果, 同时也增强了 Canny 算法的适用性和实用性。由于用最大类间方差方法的计算量只与梯度的范围有关, 可以采用自适应步长的快速求法, 其计算快速且稳定。

本文介绍的方法针对直方图呈现双峰特性的图像有较好的效果, 因此改进的算法不仅可以用于细胞图像, 也适用于其他呈现同样特性的图像。

## 参考文献:

- [1] Canny John. A Computational Approach to Edge Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Int., 1986, 8(6).
- [2] 孙即祥. 数字图像处理[M]. 石家庄: 河北教育出版社, 1993.
- [3] Hadlton J F, Boyce J F. Image Segmentation by Unifying Region and Boundary Information[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine, 1990, 12(10).
- [4] Wang Zhiqian, Raghunath R K, Ben-Arie Jezekiel. Optimal Ramp Edge Detection Using Expansion Matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine, 1996: 18(11).