

用于显微细胞图象的二维自适应阈值 分割算法的优化

梁光明 刘东华 李波 唐朝京

(国防科技大学电子科学与工程学院, 长沙 410073)

摘要 为了改善细胞图象的分割效果, 考虑将二维自适应阈值分割算法应用于显微细胞图象的分割. 针对细胞图象的二维直方图特点和分割要求, 在对传统二维阈值分割算法进行优化和简化的基础上, 通过改变阈值取值范围、优化阈值搜索方法等措施, 提出了一种快速实现细胞图象二维自适应阈值分割算法. 仿真结果表明, 新算法与传统算法相比, 不仅大大减少了计算复杂性, 同时还使分割效果得到了一定程度的改善.

关键词 计算机图象处理(520·6040) 图象分割 二维阈值 细胞图象

中图法分类号: TP391.41 Q2-33 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)07-0764-05

Improvement of Two-dimension Adaptive Thresholding Segmentation Algorithm for Microscopic Cellular Images

LIANG Guang-ming, LIU Dong-hua, LI Bo, TANG Chao-jing

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defence Technology, Changsha 410073)

Abstract Two-dimension adaptive threshold segmentation algorithm applied to the segmentation of microscopic cellular image is considered in order to improve the result of segmentation. Based on the characteristic of two-dimension histogram of microscopic cellular image and the require of segmentation, one of the two-dimension is the pixel's gray value and the other is its neighboring average gray value, usually, at the positions of target or background, gray value of pixel and its neighboring average gray are similar; at the edge of target and background, gray value of pixel and its neighboring average gray are very different, so the pixels of target and background will appear around the diagonal. the sections of the object and the background can being changed, at the same time changing the step's value of searching optimal threshold value, using occur times instead of probability distribution and recursive computation instead of plenty of repeat computation, the improved fast two-dimension segmentation algorithms for microscopic cellular image adaptive thresholding segmentation are provided and carried. Simulation shows that the improved algorithms reduces computation complexity greatly and reduces the running time of the algorithms, and the improved algorithms has stronger power against noise and gets clearer edges of targets than original one. From simulation result for cellular image, it could be seen that the improvement and simplification are both valid.

Keywords Image segmentation, Two-dimension threshold, Cellular image

0 引言

阈值化是图象分割中一种重要的技术^[1,2]. 传统的阈值分割方法是利用图象的一维灰度直方图, 通过自适应地选择最优分割阈值来实现图象分割. 由于图象的一维灰度直方图仅反应了图象像素的灰度

分布, 而没有体现出图象像素之间的空间相关信息, 因此当图象包含噪声比较大时, 在图象的一维灰度直方图中, 则不一定出现明显的波峰和波谷, 这时如果仅根据一维灰度直方图来进行分割, 则可能会产生严重错误. 针对这种情况, 人们提出了基于图象像素灰度和像素点邻域平均灰度的二维直方图阈值分割算法^[3]. 二维阈值分割算法, 由于充分利用了图象

基金项目: 教育部《高等学校骨干教师资助项目》

收稿日期: 2002-08-06; 改回日期: 2003-02-27

像素与其邻域的空间相关信息,因而比仅利用图象灰度直方图的一维阈值分割算法具有更强的抗噪声

能力,图 1 中给出了细胞图象的一维和二维直方图.

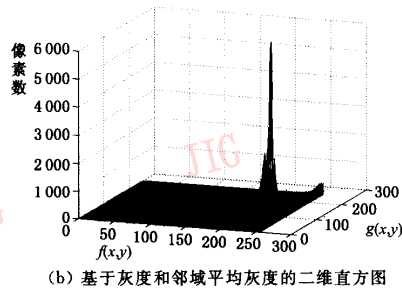
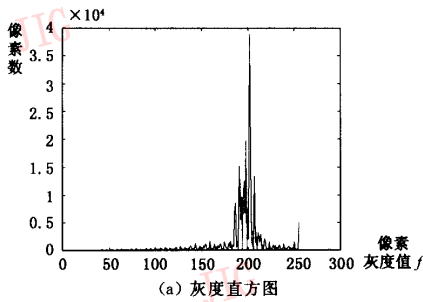


图 1 显微细胞图象的一维和二维直方图

虽然利用上述二维阈值分割算法可以获得比一维阈值分割算法更好的分割结果,但是其代价是运算的复杂性大幅度增加,这不仅导致处理资源和计算时间的增加,也不利于图象的实时处理.本文针对细胞图象的二维直方图特点和分割要求,通过对传统二维阈值分割算法进行优化,实现了与二维阈值分割相应的简化算法,该算法不仅减少了算法运算量,同时也改进了算法的分割效果.

1 二维阈值分割算法

设图象的灰度级为 $L(0 \sim 255)$,相应的像素邻域平均灰度的灰度级也为 L .如果以 $f(x,y)$ 表示图象上坐标为 (x,y) 的像素的灰度值(记为 i),以函数 $g(x,y)$ 表示图象上坐标为 (x,y) 的像素的 $k \times k$ 邻域平均灰度值(记为 j),则有

$$g(x,y) = \frac{1}{k^2} \sum_{m=-k/2}^{k/2} \sum_{n=-k/2}^{k/2} f(x+m,y+n) \quad (1)$$

其中, $0 < x+m < M, 0 < y+n < N$. M 和 N 分别代表图象的宽度和高度.

可以利用图象像素点的灰度值 $f(x,y)$ 和该像素邻域平均灰度值 $g(x,y)$ 组成的二元组 (i,j) 来表示图象.若设二元组 (i,j) 出现的频数为 $f_{i,j}$,则相应的联合概率密度 $p_{i,j}$ 为

$$p_{i,j} = f_{i,j} / (M \times N) \quad (2)$$

其中, $i=0,1,\dots,L-1, j=0,1,\dots,L-1, f_{i,j}$ 表示 $(f(x,y),g(x,y))=(i,j)$ 的像素点数.

如果以二维矢量 (s,t) 作为阈值来分割图象,则二维直方图就被分成 4 块(如图 2 所示).

据研究,在大多数情况下,目标与背景像素变化比较少,主要集中在 I、II 区域中,所以对应于区域

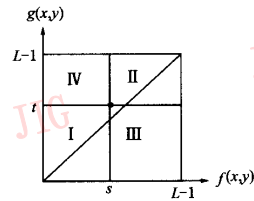


图 2 二维灰度直方图

III 和区域 IV,其概率值可以近似为 0,也即对于区域 IV,其像素灰度及邻域平均灰度分别为

$$i=s+1,s+2,\dots,L-1; j=0,1,\dots,t$$

对于 III 区域,其像素灰度及邻域平均灰度分别为

$$i=0,1,\dots,s; j=t+1,t+2,\dots,L-1$$

有

$$p_{i,j} \approx 0$$

若根据设定的阈值 (s,t) 将二维直方图分成两个集合 C_0 和 C_1 ,它们分别代表目标和背景,则目标和背景两类出现的总概率分别为

$$P_0 = p(C_0) = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t p_{i,j} = P_0(s,t) \quad (3)$$

$$P_1 = p(C_1) = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{i,j} = P_1(s,t) \quad (4)$$

C_0, C_1 分别对应于图 2 中的第 I 部分和第 II 部分.其相应的灰度均值矢量分别为

$$\mu_0 = (\mu_{0,i} \quad \mu_{0,j})^T = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^s i \cdot p(i|C_0) \\ \sum_{j=0}^t j \cdot p(j|C_0) \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$\mu_1 = (\mu_{1,i} \quad \mu_{1,j})^T = \begin{pmatrix} \sum_{i=s+1}^{L-1} i \cdot p(i|C_1) \\ \sum_{j=t+1}^{L-1} j \cdot p(j|C_1) \end{pmatrix} \quad (6)$$

图象总的灰度均值矢量为

$$\mu_T = (\mu_{T,i}, \mu_{T,j})^T = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i \cdot p_{i,j} \\ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} j \cdot p_{i,j} \end{pmatrix} \quad (7)$$

定义离散度矩阵为

$$S_B = \sum_{k=0}^1 p(C_k) [(\mu_k - \mu_T)(\mu_k - \mu_T)^T] \quad (8)$$

以离散度矩阵的迹作为离散度测度,即

$$\text{tr}(S_B) = P_0 [(\mu_{0,i} - \mu_{T,i})^2 + (\mu_{0,j} - \mu_{T,j})^2] + P_1 [(\mu_{1,i} - \mu_{T,i})^2 + (\mu_{1,j} - \mu_{T,j})^2] \quad (9)$$

当上述离散度矩阵的迹取得最大值时,其所对应的分割阈值就是最优阈值 \$(S, T)\$, 即

$$\text{tr}(S_B(S, T)) = \max_{0 \leq s, t \leq L-1} \{\text{tr}(S_B(s, t))\} \quad (10)$$

2 对传统二维阈值分割算法的分析和改进

下面将针对细胞图象的二维阈值分割来分析改进传统的二维阈值分割算法。

2.1 算法分析

从上述对二维阈值分割算法的描述中可以看出,若图象的阈值为 \$(s, t)\$, 则直方图被分成了 4 块, 如图 2 所示。在目标和背景处, 像素的灰度值和邻域平均灰度值接近(区域 I 和区域 II), 而在目标和背景的分界邻域处, 像素的灰度值与邻域平均灰度值则差异较大(对应于图 2 中的区域 III 和区域 IV), 其对应的应该是目标的边缘和噪声。由于目标和背景的像素将出现在对角线周围, 从而针对二维直方图上的区域 I 和区域 II 来计算目标和背景的概率分布是合理的。

2.2 改进后的传统算法的性能和复杂性

2.2.1 算法改进

根据目标和背景像素点出现在对角线附近的这一先验知识, 在传统的二维阈值分割算法中, 所作的假设是远离直方图对角线的目标和背景出现的概率可忽略不计, 从而假设区域 III 和区域 IV 内的联合概率近似为零^[4]。但是由图 2 可以看出, 传统算法中没有考虑所取阈值点附近, 且距离对角线距离较小的区域附近的联合概率, 由二维直方图(图 1)可见, 这是不确切的。根据细胞图象二维直方图的特点, 就可以对传统二维直方图中用于计算目标和背景均值所选择的区域进行改进, 即不再是通过选择图 2 中的

区域 I 和区域 II 来计算目标和背景的灰度均值矢量, 而是将阈值选择限制在如图 3 所示的与对角线平行的两条直线之间的范围内, 两条直线分别为

$$g(x, y) = f(x, y) + n \quad (11)$$

$$g(x, y) = f(x, y) - n \quad (12)$$

其中, \$n\$ 为 0 到 \$L-1\$ 之间的整数。

而是以与对角线垂直, 且过阈值分割点 \$(s, t)\$ 的直线作为目标和背景的分界线(如图 3 所示)。这样, 就把直方图重新划分为 4 个区域, 其中上下两个三角形区域(区域 III 和区域 IV)分别对应于图 2 中的区域 III 和区域 IV, 而两平行线之间由垂线分开的两个区域(区域 I 和区域 II)则分别对应于图 2 中的区域 I 和区域 II。

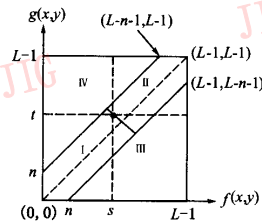


图 3 判决域的划分

与传统的二维阈值分割相比, 本文提出的改进算法, 由于充分考虑了在对角线附近接近阈值点的区域内目标与背景的概率分布, 同时去除了传统二维阈值分割算法中包含的像素灰度和灰度邻域平均值相差较大的点(图 2 中区域 I 和区域 II 中的部分区域), 因此, 当式(11)和式(12)中的参数选择适当时, 改进后的算法不仅可以减小求最优分割阈值的计算量, 同时在一定程度上还可以使分割效果得到改善。

2.2.2 算法简化

另外从算法的复杂性考虑, 本文提出了进一步简化计算的方法。主要的改进有以下 3 个方面:

(1) 对于式(2)而言, 由于图象像素灰度与邻域平均灰度二元组共有 \$L^2\$ 种可能的组合, 且其中每一个二元组出现频数的概率值都是非常小, 因此在有限字长的情况下, 会使算法性能严重降低。另外, 由于整幅图象中像素点的个数是固定不变的, 因此, 可以考虑在算法中直接利用二元组出现的频数来代替概率值。当式(5)、式(6)和式(7)计算目标、背景以及整幅图象灰度的均值矢量时, 均以频数来代替概率, 尽管相应的离散度矩阵及其迹也会发生相应改变, 但不会影响最终的判决结果。这样一方面可以提高

算法的精度,另一方面也可以去除大量的除法运算,使算法运算效率得到提高。

(2) 由式(5)、式(6)和式(7)可以看出,对于不同的分割阈值 (s, t) ,由于需要作大量的乘法和求和运算,因此在实现算法的过程中,一般是通过依次取不同的灰度阈值和灰度平均阈值来计算所有个不同的离散度函数,然后比较,并找出与最大的一个离散度函数对应的二维矢量 (S, T) ,并将其作为二元组分割阈值。整个计算过程的复杂度为 $O(L^4)$ 。当阈值的取值递增时,由于目标和背景的灰度均值矢量的计算中存在着大量的重复计算,因此应考虑将每一步计算之后的灰度均值矢量存储起来,当阈值增加时,以储存的值作为初值来进行计算。下面以目标灰度均值矢量的计算为例来说明该算法,假设已经计算出阈值为 (s_1, t_1) 时的目标灰度均值矢量

$$\begin{aligned} \mu_{0(s_1, t_1)} &= (\mu_{0,i(s_1, t_1)} \quad \mu_{0,j(s_1, t_1)})^T \\ &= \left(\sum_{i=0}^{s_1} i \cdot p(i|C_0) \quad \sum_{j=0}^{t_1} j \cdot p(j|C_0) \right)^T \quad (13) \end{aligned}$$

则对于阈值 (s_1+1, t_1) ,其相应的目标灰度均值矢量可以按下式计算

$$\begin{aligned} \mu_{0(s_1+1, t_1)} &= (\mu_{0,i(s_1+1, t_1)} \quad \mu_{0,j(s_1+1, t_1)})^T \\ &= (\mu_{0,i(s_1, t_1)} + (s_1+1) \cdot p(s_1+1|C_0) \quad \mu_{0,j(s_1, t_1)})^T \quad (14) \end{aligned}$$

对于阈值 (s_1, t_1+1) ,其相应的目标灰度均值矢量可以按下式计算

$$\begin{aligned} \mu_{0(s_1, t_1+1)} &= (\mu_{0,i(s_1, t_1+1)} \quad \mu_{0,j(s_1, t_1+1)})^T \\ &= (\mu_{0,i(s_1, t_1)} \quad \mu_{0,j(s_1, t_1)} + (t_1+1) \cdot p(t_1+1|C_0))^T \quad (15) \end{aligned}$$

对于阈值 (s_1+1, t_1+1) ,相应的目标灰度均值矢量可以按下式计算

$$\begin{aligned} \mu_{0(s_1+1, t_1+1)} &= (\mu_{0,i(s_1+1, t_1+1)} \quad \mu_{0,j(s_1+1, t_1+1)})^T \\ &= \left[\begin{array}{c} \mu_{0,i(s_1, t_1)} + (s_1+1) \cdot p(s_1+1|C_0) \\ \mu_{0,j(s_1, t_1)} + (t_1+1) \cdot p(t_1+1|C_0) \end{array} \right]^T \quad (16) \end{aligned}$$

由于将大量的重复运算用递归运算来代替,从而大大减少了运算时间,但代价是加大了对数据存储空间的要求。

(3) 另外一个简化算法的思想是首先粗略地计算并估计出最优阈值所在的范围,然后再利用细化来寻找最优阈值矢量,其具体做法是加大阈值搜索的步进值。在传统算法中,最优阈值的搜索过程是:

```
for(s=0; s<L-1; s++)
    for(t=0; t<L-1; t++)
        计算均值矢量  $\mu_0$  和  $\mu_1$ ;
        计算测度函数  $\text{tr}(S_B)$ 
```

取得测度函数的最大值作为最优的分割阈值

在传统算法中,最优阈值的搜索步进值为1,可以将步进值扩大为 $I(I>1)$ 。根据细胞图象的二维直方图,基本上可以找到最接近最优阈值矢量的阈值 (S_I, T_I) ,然后在 (S_I-I, T_I-I) 到 (S_I+I, T_I+I) 之间将步进值设为1再来搜索精确最优阈值点。推广到更一般的情况,可以设灰度阈值的步进值为 I_{Gray} ,邻域灰度平均阈值步进值为 I_{Ave} ,在利用上述简化算法得到近似最优阈值 (S_1, T_1) 后,再在 $(S_1-I_{\text{Gray}}, T_1-I_{\text{Ave}})$ 到 $(S_1+I_{\text{Gray}}, T_1+I_{\text{Ave}})$ 的范围内将步进值为1,即可搜索到精确最优阈值 (S, T) 。

3 仿真试验验证

针对上述对传统灰度阈值分割的改进进行了计算机仿真结果如图4所示。其中,图4(a)是原始细胞图象,图4(b)是传统二维阈值分割的结果,图4(c)是采用改进判决区域算法后得到的结果。由图4(c)可见,改进后的算法具有更强的抗噪声能力,而且目标边缘更加清晰。

表1给出了原始算法及各种改进和简化算法所得到的最优阈值矢量值和计算时间。其中传统(原始)算法指改进前不改变取值区域的二维阈值分割算法;改进算法是指仅改变取值区域的分割算法, n 为直线间的距离($n=75$),可参考图3;调整步进量简化算法是指不改变取值区域,仅改变搜索步进量的算法,括号内的值 $(I_{\text{Gray}}, I_{\text{Ave}})$ 表示二维步进量值;综合改进算法是指不仅改变取值区域,且使用 $(I_{\text{Gray}}, I_{\text{Ave}})$ 为 $(10, 10)$ 时的算法。表中最优阈值列与运算时间列中括号内的取值为改进步进量算法的近似最优阈值量及运算时间;表中非括号中取值为得到阈值范围后,再采用步进量为 $(1, 1)$ 的传统搜索算法所得到的最终阈值与总运算时间。例如,当 $(I_{\text{Gray}}, I_{\text{Ave}}) = (5, 5)$ 时,首先得到近似阈值 $(160, 215)$,其对应于传统算法所需计算时间为7.27s;在得到近似阈值 $(160, 215)$ 之后,再在 $(155, 210)$ 到 $(165, 220)$ 之间利用步进值为1的搜索算法来确定最优阈值,其所得到的最优阈值为 $(159, 213)$,所需总的计算时间为7.97s。表中运算时间的第1列为传统直接搜索所需时间;第2列是以递归运算代替重复运算所需要的运算时间,由表中数据可见,与传统直接搜索方法相比,采用递归运算可以节省一半以上的时间,可见,本文的改进算法大大减少了算法的运算时间。

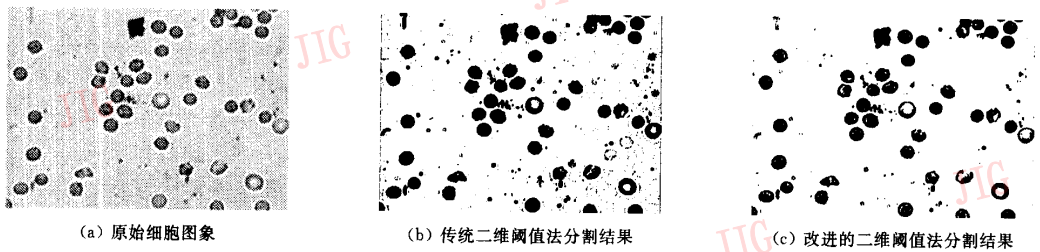


图4 对细胞图象采用两种二维阈值分割算法得到的分割结果

表1 二维阈值分割算法的最优阈值矢量和计算时间比较

算法	最优阈值		运算时间(s)		
	S	T	传统直接搜索算法	递归算法	
传统算法	159	213	523.47	184.38	
改进算法($n=75$)	161	182	31	17.21	
调整步进简化算法 (I_{Gray}, I_{Ave})	(5,5)	159(160)	213(215)	7.97(7.27)	3.35(3.22)
	(5,10)	159(160)	213(210)	4.45(3.98)	2.13(1.97)
	(10,5)	159(160)	213(215)	4.45(3.98)	2.13(1.97)
	(10,10)	159(160)	213(210)	3.16(2.08)	1.92(1.48)
综合改进算法	161	182	1.31	0.84	

注:最优阈值及运算时间栏中带括号数据为未采用步进量为(1,1)的检索算法得到的近似阈值及运算时间。

4 结 语

基于像素灰度和像素邻域平均灰度的二维直方图阈值分割算法比仅利用图象像素灰度进行阈值分割具有更强的抗噪声能力,但二维阈值分割算法的缺点是运算复杂性比较大,本文从运算量的角度考虑了对算法的简化,研究结果表明,在不影响分割效果的前提下,可以通过简化算法来大大减小算法的复杂性;同时文中给出的基于改变判决区域的算法在不增加计算复杂性的前提下,可以有效地改善分割效果.综合改进算法的研究结果证明了对二维阈值分割算法进行优化的有效性.

参 考 文 献

- 1 Fu K S. A survey on image segmentation [J]. Pattern Recognition, 1981, 14(1): 3~16.
- 2 Brink A D. Thresholding of digital images using two-dimensional entropies [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(8): 803~808.
- 3 刘健庄, 栗文青. 灰度图象的二维 Otsu 自动阈值分割方法 [J]. 自动化学报, 1993, 19(1): 101~105.
- 4 Chen W T, Wen C H, Yang C W. A fast two-dimension entropic thresholding algorithm [J]. Pattern Recognition, 1994, 27(9): 885~893.



梁光明 1970年生, 2000年获国防科技大学电子科学与工程学院硕士学位, 国防科技大学电子科学与工程学院讲师, 现在在职攻读博士学位. 主要研究方向为图象处理、模式识别、多媒体通信等.



刘东华 1976年生, 国防科技大学电子科学与工程学院博士生. 主要研究图象处理、通信编码等.



李波 1974年生, 国防科技大学电子科学与工程学院博士生. 主要研究语音信号处理、图象信号处理等.



唐朝京 1962年生, 国防科技大学电子科学与工程学院教授. 研究方向为多媒体通信、图象编码、网络信息安全、通信编码等.