

# 基于形态学约束的 B-Snake 模型的 细胞图像自动分割方法

胡炯炯 于慧敏 房波

(浙江大学信息与电子工程学系, 杭州 310027)

**摘要** 由于在细胞图像中经常出现细胞重叠的现象, 从而给后续处理带来了困难, 为了准确分离细胞, 提出了一种自动分割方法, 即首先使用一种可变腐蚀元的迭代腐蚀算法来产生改进的距离图, 然后提出了受数学形态学约束的 B 样条活动轮廓模型, 利用形态学方法初始化活动轮廓, 最后通过该模型求出各细胞的准确边界。实验结果表明, 该方法能有效地分离重叠细胞, 并能准确定位细胞的完整边界。

**关键词:** 数学形态学 活动轮廓 B 样条 细胞图像分割

**中图分类号:** TP391.41 Q2-33 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2005)01-0031-07

## Automatic Cell Image Segmentation Based on B-Snake Model with Constraint of Morphology

HU Jiong-jiong, YU Hui-min, FANG Bo

(Department of Information Science & Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

**Abstract** In cell images the clustering phenomenon frequently appears. In order to separate the clustering cells, an automatic segmentation algorithm based on a novel B-spline active contour model (B-Snake model) is proposed. The novel B-Snake's energy terms depend not only on the cell image itself, but also on a modified nonlinear distance image. Firstly, the algorithm generates the distance image. The distance image is called a nonlinear distance image because of the nonlinear relationship between the gray levels at each pixel and the distance from that pixel to its nearest background pixel. To produce the modified nonlinear distance image, an iterative erosion method with a dynamic structure rather than a fixed one is used in the algorithm. Secondly, the B-Ssnake model is initiated via morphological operation on the modified nonlinear distance image. Two initialization methods, one is faster but the other is more precise, can be chosen according to the cell types in the cell images. Finally, the novel B-Snake model obtains the cell boundaries under the effect of both the original image force and the modified nonlinear distance image force. Experimental results show that our algorithm is effective for automatic cell image segmentation.

**Keywords** mathematical morphology, active contour, B-Spline, cell image segmentation

## 1 引言

在进行医学图像的自动分析时, 实际采集的细胞图像可能出现多个细胞重叠在一起的情况, 正确分离这类细胞是细胞图像处理中最为重要和困难的一步, 因其直接影响到以后的工作。基于阈值、数学

形态学或链码等方法进行的分割算法已有比较广泛的应用, 但由于此类方法的共同缺点在于其分割结果仅取决于二值化图像, 因此对细胞的重叠部分的确切边界并不能正确判别。分水岭算法是通过模拟水面淹没地质表面并构造水坝的过程来直接针对灰度图像进行处理, 是一种较有效的图像分割方法。由于分水岭算法容易造成过分割现象, 因此文献

**基金项目:** 浙江省科技厅资助项目(2003C11022)

**收稿日期:** 2004-02-02; **改回日期:** 2004-07-26

**第一作者简介:** 胡炯炯(1980 ~ ), 男, 2002年毕业于浙江大学信息与电子工程学系电子工程专业, 现为浙江大学信息与电子工程学系通信与信息系统专业硕士研究生。主要研究方向为图像处理和模式识别。E-mail: hjj\_zju@yahoo.com

[1,2]又提出了改进。Kass 等提出的活动轮廓 (active contour, 又称 Snake) 模型<sup>[3]</sup>利用了图像的高层信息,在图像分割和目标追踪有极大的应用价值,但是经典活动轮廓算法抗噪声能力较差,且能量系数的选择等方面存在较大的缺点。文献[4~7]等从不同方面对活动轮廓模型进行了改进。文献[1]提出了基于分水岭的活动轮廓分割方法,并引入了活动轮廓区域的概念,即通过逐步缩小活动轮廓区域使轮廓线收敛到目标边界。但是该方法应用在重叠细胞分割中时,仍存在计算复杂和初始轮廓选取比较困难等问题。

为了在复杂的细胞图像中能更好地应用活动轮廓模型,本文提出了结合数学形态学的活动轮廓方法,由于该方法通过引入形态学约束力来推动轮廓曲线,并通过形态学算法来自动选取初始轮廓曲线,而且无需人工干预,从而有效地解决了细胞图像二值化分割时存在的重叠部分边界的判别问题。

## 2 形态学约束的 B-Snake 模型

### 2.1 B 样条活动轮廓

活动轮廓模型的基本方法是首先在图像  $I$  中的目标周围放置一条闭合曲线,然后在曲线自身的作用力、图像的作用力和外部约束力等作用下,使曲线收敛到目标轮廓。设  $s \in [0, 1]$  代表曲线归一化的长度,则可用  $\mathbf{v}(s) = (x(s), y(s))$  表示曲线,其中  $x(s)$  和  $y(s)$  分别表示曲线上  $s$  点处的  $x$  轴和  $y$  轴坐标,则经典活动轮廓的能量可以由下面的公式表示:

$$\begin{aligned} E_{\text{Snake}} &= \int_0^1 E(\mathbf{v}(s)) ds \\ &= \int_0^1 E_{\text{int}}(\mathbf{v}(s)) + E_{\text{image}}(\mathbf{v}(s)) ds \quad (1) \end{aligned}$$

其中,内部能量为

$$E_{\text{int}}(\mathbf{v}(s)) = \alpha \left| \frac{d\mathbf{v}(s)}{ds} \right|^2 + \beta \left| \frac{d^2\mathbf{v}(s)}{ds^2} \right|^2 \quad (2)$$

图像能量为

$$E_{\text{image}}(\mathbf{v}(s)) = -|\nabla I(\mathbf{v}(s))|^2 \quad (3)$$

内部能量  $E_{\text{int}}(\mathbf{v}(s))$  用于控制轮廓曲线的连续性和光滑性,其中  $\alpha$  和  $\beta$  为正的加权系数;图像能量  $E_{\text{image}}(\mathbf{v}(s))$  用于使曲线吸引到图像  $I$  中物体的边界。这样使轮廓线在图像中运动,当能量  $E_{\text{Snake}}$  最小时,轮廓线就到达目标边界。

而 B 样条活动轮廓 (B-Snake) 模型,则是以分

段 B 样条曲线的形式表示活动轮廓。由于四阶 B 样条曲线为连续函数,且有连续的一阶和二阶导数,同时可以保证曲线光滑,因此使用四阶 B 样条曲线表示的活动轮廓无需计算内部能量,由于可以省略计算高阶导数和选择内能系数的步骤,从而可提高抗噪能力,并能简化计算。

设  $\{P_i = (x_i, y_i), i = 0, 1, 2, \dots, n\}$  为给定平面的  $n+1$  个控制点,则闭合的四阶 B 样条活动轮廓曲线可由下式表示:

$$\mathbf{v}(s) = \sum_i g_i(s), 0 \leq s \leq 1 \quad (4)$$

其中,

$$g_i(s) = [s^3 \quad s^2 \quad s^1 \quad 1] \begin{bmatrix} -\frac{1}{6} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{2} & -1 & \frac{1}{2} & 0 \\ -\frac{1}{2} & -1 & \frac{1}{2} & 0 \\ \frac{1}{6} & \frac{2}{3} & \frac{1}{6} & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} P_{(i-1) \bmod (n+1)} \\ P_{(i) \bmod (n+1)} \\ P_{(i+1) \bmod (n+1)} \\ P_{(i+2) \bmod (n+1)} \end{bmatrix}, i = 1, 2, 3, \dots, n+1 \quad (5)$$

本文模型以 B 样条活动轮廓为基础,以形态学特性作为模型的外部驱动力,并结合原灰度图像使曲线运动,最终使曲线收敛到每个细胞的轮廓。算法步骤为:首先将图像二值化,并通过对二值图像进行形态学运算来得到距离图,然后将生成的闭合曲线作为活动轮廓模型的起点,最后结合距离图和原图,使曲线能量最小化,即可达到分割的目的。为了消除迭代腐蚀造成的伪像素聚积现象<sup>[2]</sup>,还对迭代腐蚀方法作了改进。

### 2.2 可变腐蚀元迭代腐蚀

由于算法对图像中的每个细胞都初始化一条活动轮廓曲线,故首先需要找出各个细胞大致的中心位置。对二值图像  $A$  迭代腐蚀  $k$  次,即得

$$A_k = ((\dots((A \ominus B^{(1)}) \ominus B^{(2)}) \dots) \ominus B^{(k)}) \quad (6)$$

其中,  $\ominus$  表示腐蚀运算,  $B$  为腐蚀元。对一个连通区域,如果第  $k$  次腐蚀使得该连通区域消失,则腐蚀前的结果为一个最终连通成分  $C_k$ , 即一个种子点区域。每一个种子点区域均可视为一个细胞的大致中心。如果图像中存在多个目标,则极限腐蚀图像为各最终连通成分的并集。设对二值图像连续腐蚀  $m$

次时,图像完全消失,则极限腐蚀图像为

$$C = \bigcup_{1 \leq k \leq m} C_k \quad (7)$$

实际操作中,种子点可以直接从距离图得出,而不需要每次腐蚀时都判断连通区域是否消失。如果把迭代腐蚀过程中每次的腐蚀结果叠加,就得到距离图。在距离图中,由于种子点区域相当于山峰,其被较低灰度的像素所包围,因此从距离图检出种子点相当容易。

通常,迭代腐蚀一般都采用固定不变的腐蚀元,且通常尺寸比较小(图 1)。由于这样的腐蚀元在各个方向上造成的收缩并不一致,从而容易产生伪像素聚积现象,致使腐蚀结果存在偏差。例如用图 1(a)所示的十字形腐蚀元进行连续腐蚀,会在  $\pm \frac{\pi}{4}$  和  $\pm \frac{3\pi}{4}$  方向产生伪像素聚积,如图 2(b)所示;

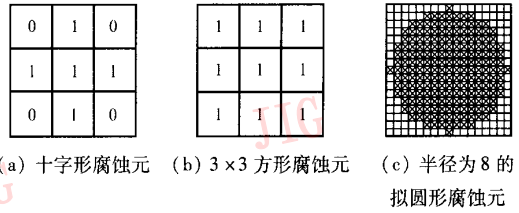


图 1 不同的腐蚀元

Fig. 1 Different erosion structures

若用图 1(b)中的  $3 \times 3$  方形腐蚀元进行连续腐蚀则在  $0, \pm \frac{\pi}{2}$  和  $\pi$  方向产生伪像素聚积(如图 2(e)所示)。在腐蚀结果中,常可能由于伪像素的连接而丢失种子点,因此也可能在伪像素中检测到虚假的种子点。

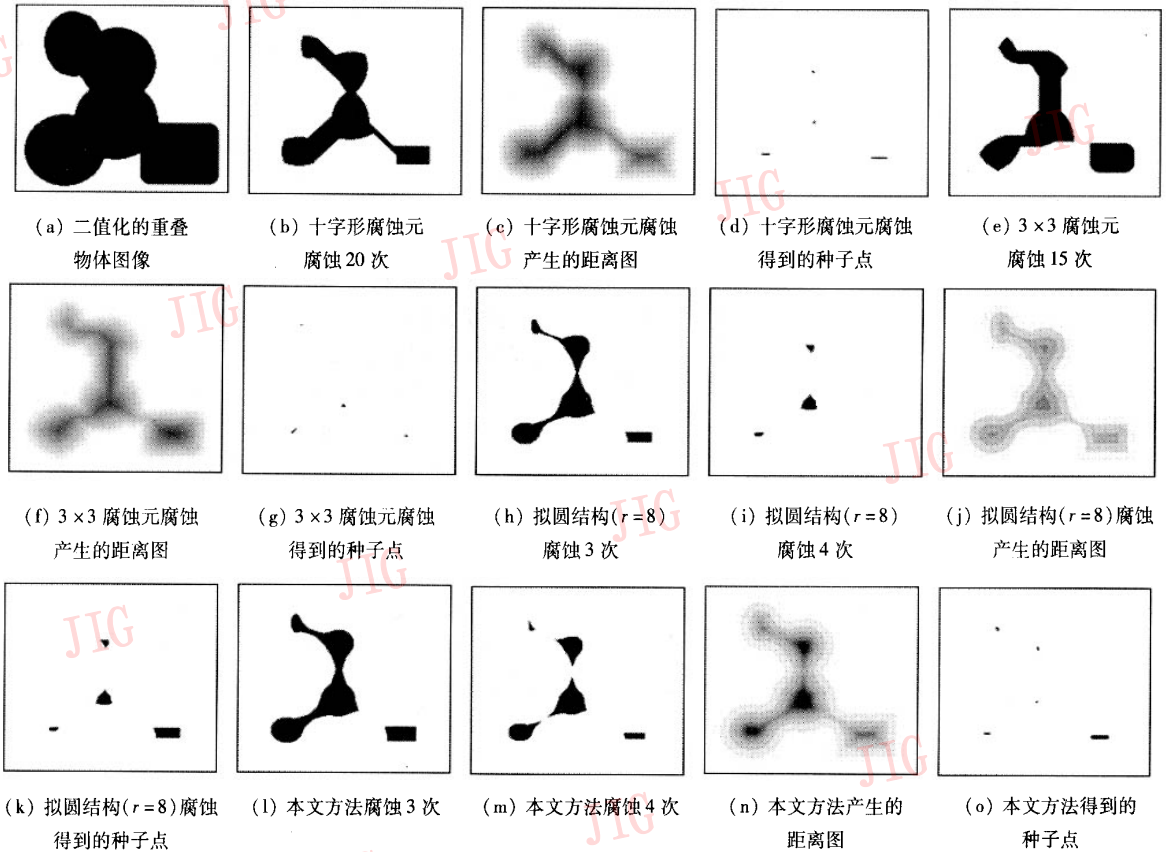


图 2 可变腐蚀元迭代腐蚀

Fig. 2 Iterative erosion with a dynamical erosion structure

理论上,由于只有完全的圆形腐蚀元才能使各个方向的收缩完全相同,从而才能消除伪像素聚积现象。在数字图像中,只有尺寸较大的腐蚀元才能较好地逼近圆形,同时,使用较大的腐蚀元还可以大大加快运算速度,但由于在经历若干次腐蚀之后的

连通区域面积显著减小,因此继续使用较大的腐蚀元同样可能导致检测区域丢失。如图 2(h) ~ 图 2(k)所示,使用图 1(c)中半径为 8 的较大的拟圆形腐蚀元进行腐蚀虽然减少了产生伪像素的情况,但是却使左上方的区域,在尚未分离的情况下便

完全腐蚀消失。文献[2]建议将图像先插值放大,然后应用较大半径的拟圆形腐蚀元进行腐蚀。该方法虽能得到较好的效果,但却大大增加了运算量。

为了提高迭代腐蚀结果的质量,同时保证有较高的运算速度,可以在迭代刚开始时,使用较大的拟圆形腐蚀元,而在连通区域面积减小时,使用较小的腐蚀元,并在迭代腐蚀的过程中不断减小腐蚀元的尺寸。由于较大的拟圆形腐蚀元各向同性较好,因此不容易产生伪像素的聚集;在若干次腐蚀之后,由于连通区域面积减小,各重叠物体趋于分离,因而此后出现的伪像素的影响也显著减小,这时可运用较小的腐蚀元,以避免连通区域丢失。实验表明,只要合理选择迭代腐蚀元的尺寸,就可以在保证一定的腐蚀速度的条件下,减弱伪像素聚集现象和降低有效连通区域被错误消除的可能性。

设最初的腐蚀元半径为  $r_0$ , 最小腐蚀元半径为  $r_{\min}$ , 则第  $k$  次腐蚀的腐蚀元半径定义为

$$r_k = \text{round} \left( \max \left\{ \frac{r_0}{h^{k-1}}, r_{\min} \right\} \right) \quad (8)$$

其中,函数  $\text{round}(x)$  表示把  $x$  四舍五入到整数位,  $h$  为比例系数。一般情况下,  $r_{\min}$  可以取 1, 此时的腐蚀元即为图 1(a) 所示的十字形结构。在实际应用中,  $r_0$  应根据图像的细胞类型、采集分辨率和定标系数等来确定,一般在 3~8 之间取值。若细胞面积较大,则  $r_0$  均应取较大值;若细胞面积较小或者细胞大小差异显著的图像,则  $r_0$  应取值较小,而  $h$  应大于 1, 一般取 1.2~1.5, 当  $h$  取稍大值时,则不仅可以增大腐蚀元尺寸减小的速度,且不容易出现连通区域尚未分离就被完全腐蚀消失的情况;取稍小值时,则可以加快腐蚀速度。

同时可以求出迭代过程中腐蚀元产生变化的腐蚀次数为

$$T = \left\lceil \frac{\ln r_0 - \ln r_{\min}}{\ln h} \right\rceil + 1 \quad (9)$$

其中,符号  $\lceil \cdot \rceil$  表示取整,  $h$  即迭代腐蚀时的比例系数。当腐蚀次数大于  $T$  时,腐蚀元不再变化,此时等同于小腐蚀元的常规腐蚀。另外,将腐蚀过程中每一次腐蚀后的结果累加,同样可以得到一个“距离图”,记作  $D_1$ 。本文算法( $r_0 = 8, r_{\min} = 1, h = 1.5$ )产生的距离图和种子点分别如图 2(n)、图 2(o) 所示,由于当腐蚀进行若干次以后,连通区域面积减小,腐蚀元也减小,从而使左上方的区域得以保留。

### 2.3 模型的初始化

从距离图可以得到极限腐蚀图像  $C$ , 由于其中每一个连通区域  $C_i$  均可视为一个细胞的中心,故可在上面任取一个点  $c_i$  作为种子点。对于规则的圆形细胞,根据距离图就可以估算出的各细胞半径为

$$R_i = \begin{cases} r_0 \frac{1 - \frac{1}{h^{n_i}}}{1 - \frac{1}{h}} & n_i \leq T \\ r_0 \frac{1 - \frac{1}{h^T}}{1 - \frac{1}{h}} + (n_i - T)r_{\min} & n_i > T \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $n_i$  表示腐蚀达到  $C_i$  时的腐蚀次数,也就是  $c_i$  在距离图  $D_1$  中的像素值。初始化时,首先以  $c_i$  为中心,将半径为  $R_i$  的圆周  $L_i$  作为本算法的初始闭合曲线,然后把  $L_i$  等间隔地分成  $N$  段,每段用一段 B 样条曲线近似,再通过计算就可以求出处于与  $L_i$  同圆心,半径  $R_i^B = \frac{3R_i}{2 + \cos \frac{4\pi}{N}}$  的圆周  $L_i^B$  上对应的  $N$

个控制顶点,最后在  $L_i^B$  上等间隔地取  $N$  个初始控制顶点,即生成初始 B 样条轮廓曲线。

但是,如果对偏离圆形的细胞仍使用上述方法,就容易造成较大的偏差。文献[8]提出了一种简单的数学形态学分割方法,即先将图像二值化,并连续腐蚀直至分离出单个细胞,然后用相同的腐蚀元对单个细胞施加相同次数的膨胀运算,就得到对应的细胞区域,但在该方法中,腐蚀和膨胀次数通常需要人工确定,这是一个难点,而且由于腐蚀和膨胀并不是可逆运算,因此重建的细胞区域必然存在一定的误差。但是,若将重建的区域轮廓作为本文模型的初始轮廓曲线则是可行的。本文根据腐蚀和膨胀的相互关系,用类似腐蚀膨胀分割的方法来估计细胞初始轮廓。

求出种子点  $c_i$  后,再从  $c_i$  开始,先在距离图上寻找最大的不相连的分离区域,然后根据距离图就可以得到迭代腐蚀过程中达到这些区域所需的腐蚀次数  $N_i$ 。例如,图 3 所示为 3 个重叠细胞,其最大分离区域如图 3(a) 粗实线所示,而达到与 A、B 和 C 3 个细胞对应的最大分离区域所需的腐蚀次数则分别为 2 次、2 次和 1 次。当找出各个最大分离区域后,再把各区域膨胀  $N_i$  次,并将所得的区域作为对各个细胞的估计,其估计结果如图 3(b) 所示。膨胀时,根据式(8),使用与迭代腐蚀时对应的相同腐蚀

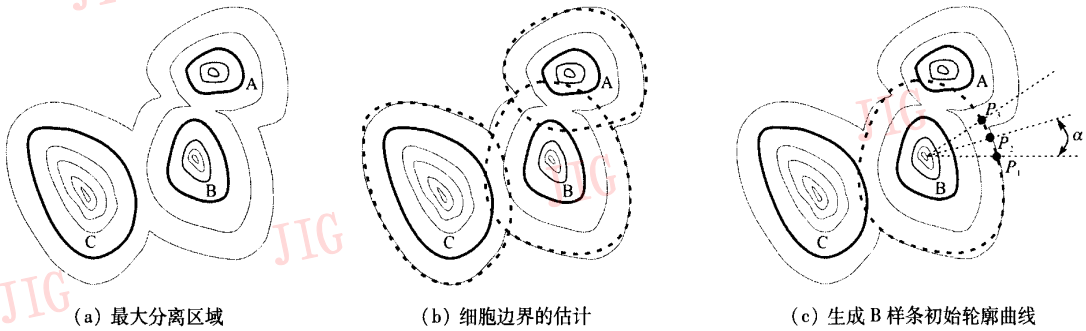


图 3 生成初始轮廓  
Fig.3 Initialization of B-Snake

元,其得到的估计与腐蚀膨胀分割法<sup>[8]</sup>的效果类似,但是叠代腐蚀已在求种子点的过程中完成,而其膨胀次数可直接从距离图中得到,不需要人工确定。

如图 3(c) 所示,以各个种子点为基准,先在得到的细胞估计区域边缘上,逆时针方向间隔一定角度  $\alpha$  取一系列点  $\{P_i\}$  作为控制点,再通过生成 B 样条曲线来生成初始轮廓。

### 2.4 能量函数

如上所述,由于 B 样条曲线本身具有光滑性,因此不需要计算模型的内能。另外,由于细胞结构复杂多样,且细胞内部存在的局部灰度跳变可能非常显著,因此单纯使用图像能量项可能导致轮廓曲线最终错误地停留在细胞内部的某些跳变点。为了保证轮廓曲线正确地处于细胞边界附近,应引入一种约束力,而且在细胞内部偏离边界线较远时,该约束力较大,用以阻止曲线向细胞内部扩展或远离细胞;而到达细胞边界附近时,由于该约束力变化平坦,从而使曲线终止位置基本上由原图像决定。

在求初始闭曲线的过程中,使用迭代腐蚀求出了种子点后,就同时得到了一个距离图。由于这个距离图中的各个像素值与该像素与边界的距离呈非线性的关系,且在边界附近增长较缓慢,而在细胞中心附近则增长迅速,因此所需要的约束力可以由该距离图产生。

实际应用中,由于不但要保证轮廓曲线不处于细胞内部,也要防止轮廓远离该细胞的边界,因此将原二值图像取反后,可同样求迭代腐蚀,并将其结果记作  $D_2$ ,以作为阻止轮廓线远离边界的约束力。由于不需要对取反后的图像求种子点,因此可以应用较大的腐蚀元,以加快运算速度。腐蚀结果与原距离图叠加,就形成一个改进的距离图。为了使距离图灰度变化更为平滑,在迭代腐蚀求距离图的过程中,每次结

果先用乘上一个固定值  $t_{estep}$  加权的方法累加在一起,然后在距离图上用高斯算子平滑,即可得到改进的距离图  $D_\sigma = G_\sigma * (D_1 + D_2)$ ,式中  $G_\sigma$  为标准差为  $\sigma$  的高斯算子,此时相应地,式(10)中的  $n_i$  改为  $n_i/t_{estep}$ 。对于图 2(a) 的二值图像取反后(见图 4(a))腐蚀得到改进的距离图  $D_\sigma$  如图 4(b) 所示。

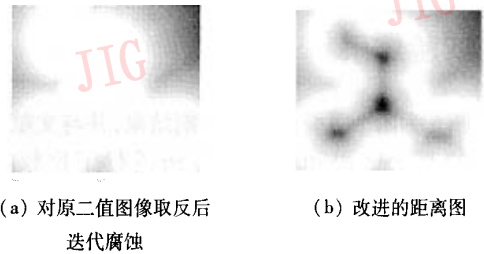


图 4 应用于本文算法的距离图  
Fig.4 The distance image applied in our algorithm

令活动轮廓的能量为

$$E_{Snake} = \int_0^1 E_{ext}(v(s)) ds \quad (11)$$

其中,  $E_{ext}(v(s))$  为模型外部能量,即

$$E_{ext}(v(s)) = E_{image}(v(s)) + E_{morph}(v(s)) \quad (12)$$

图像能量  $E_{image}(v(s))$  由式(3)给出,形态学约束能量  $E_{morph}(v(s))$  定义为

$$E_{morph}(v(s)) = \lambda D_\sigma(v(s)) \quad (13)$$

其中,  $\lambda$  为加权系数,其取值与生成距离图时的  $r_0$ 、 $r_{min}$ 、 $h$  和  $t_{estep}$  有关。

最小化  $E_{morph}(v(s))$  将使轮廓曲线运动到细胞的边界附近。由于在细胞边界附近,形态学能量变化较为平坦,因此迭加上图像能量,最后就可以使轮廓曲线准确地收敛于细胞轮廓处。

### 2.5 算法流程

本文算法流程如下:

- (1) 将图像平滑,以减弱噪声,然后二值化;

(2) 进行闭合运算,以平滑二值图像,首先通过应用改进的方法求迭代腐蚀来得到种子点和距离图,然后对种子点进行编号,并选定第 1 个种子点;

(3) 根据式(10)或采用找出最大分离区域后,再通过膨胀的方法来确定初始轮廓曲线;

(4) 根据式(3)、式(11)~式(13),逐个计算使曲线能量最小的控制顶点的位置,以更新轮廓曲线;

(5) 若没有控制顶点被移动,则说明轮廓曲线已收敛,转步骤 6;否则转入步骤 4;

(6) 若全部种子点均已处理,则算法结束;否则选择下一种子点,转步骤 3。

对于接近圆形的细胞,可以将根据式(10)直接生成的圆形作为初始曲线。如果细胞不规则,则采取膨胀方法得到近似边界。由于前者速度快,而后者精度较高,因此可以根据实际情况选择合适的方法。同时,由于细胞边界一般来说比较圆滑,因此只需定义较少的控制顶点即可。

### 3 实验结果

图 5 为两个重叠细胞的分割结果,并与文献[9]提出的基于链码和的分割方法进行了比较。由图 5(c)可以看出,文献[9]的方法虽然分离了重叠细胞,但因为其仅仅依靠二值图像,所以只能用分隔线分离两个细胞,而无法准确定位各细胞重叠部分的边界。图 5(d)所示为本文算法的分割结果,迭代腐蚀时,取  $r_0=4, r_{\min}=1, h=1.3, t_{\text{estep}}=15$ ,模型的加权系

数  $\lambda=0.8$ ,每条轮廓曲线取 6 个控制点。从图 5(d)可以看出,本文算法不但分离了重叠细胞,而且正确判定了包括细胞重叠部分在内的完整边界。

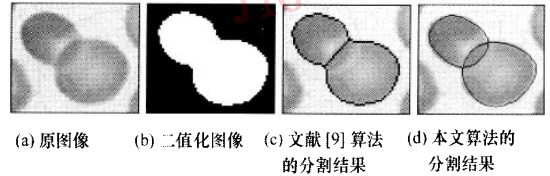


图 5 分离两个重叠细胞

Fig. 5 Separate two overlapping cells

图 6 为含多个重叠细胞并叠加了较强随机噪声的红细胞图像的分割过程,其中图像信噪比为 10.0dB。分割该细胞图像时,首先对图 6(a)所示的原含噪声图像进行高斯平滑,然后进行二值化即得到图 6(b),其中已除去了图像边缘不完整的细胞;接着应用可变腐蚀元的迭代腐蚀(各参数与图 5 处理时相同)来求出图 6(c)所示的种子点,并找出其最大的分离区域(如图 6(d)所示);然后对各区域分别进行膨胀,再以膨胀得到的区域边界作为初始轮廓曲线(如图 6(e)所示)。由图 6(e)可以看出,对于独立的和重叠不严重的细胞,膨胀所得的区域边界已经与实际边界相当接近,但是对于重叠较严重的细胞(如图中重叠的 4 个红细胞)则误差较大;最后结合图 6(f)所示的梯度图像和图 6(g)所示的距离图,应用本文算法即得到图 6(h)的最终分割结果。从该分割结果可以看出,由于本文算法基于有较强抗噪能力的 B-Snake 模型,并且利用了距离图

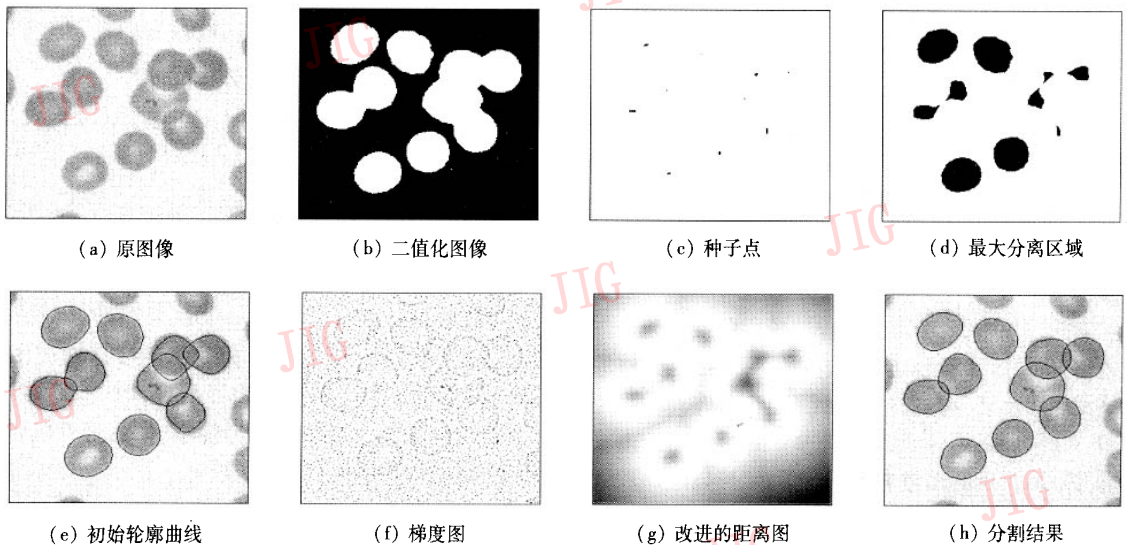


图 6 分离有较强噪声影响的重叠细胞

Fig. 6 Segmentation of a clustering cell image with considerable noise

把轮廓曲线推动到了细胞边界附近,因此对有噪声的细胞图像仍有相当强的处理能力。

图7为分离一个有核细胞的实例,以说明形态学约束在本文模型中所起的作用,其中图7(b)是作为对照的标准分割结果。对该图像进行分割时,在判别细胞种子点后,就可根据式(10)直接生成一个圆形作为初始轮廓(图7(e))。结合梯度图像可以看出,该细胞的细胞核边界非常清楚,甚至比细胞的边界更为

明显。对照图7(b)的标准分割结果可见,经典 Snake 模型(图7(f),30个离散顶点)和没有形态学能量项的 B-Snake 模型(图7(g),8个控制顶点)均未能成功分离该白细胞。其原因是,因为这两种模型无法区分细胞边界和细胞核边界,所以分割结果均部分地停留于细胞核的边界。运用本文算法(8个控制顶点),由于在形态学约束力的作用下,使轮廓曲线摆脱了细胞核边界的影响,从而准确地分离了细胞。

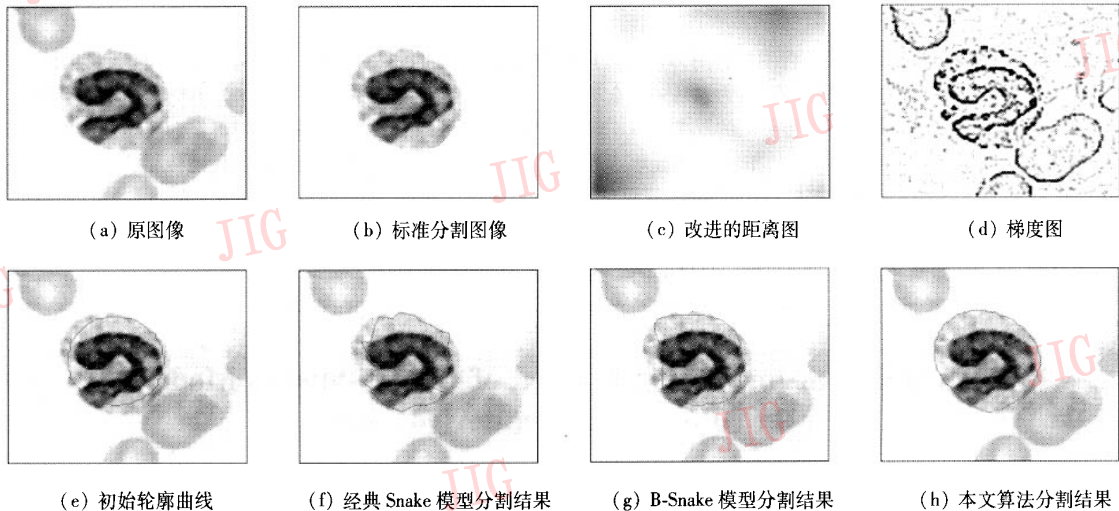


图7 分割有核细胞

Fig. 7 Segmentation of a cell with nucleolus

## 4 结论

本文针对细胞图像中存在的重叠现象,提出了一种可变腐蚀元的二值图像迭代腐蚀算法,并提出了基于形态学约束的 B 样条活动轮廓模型的分割算法。该算法通过数学形态学运算引入外部约束力来与原图像一起推动轮廓曲线运动。实验表明,该方法在运行过程中,无需人工干预,且对重叠细胞有较好的分割效果。

### 参考文献 (Reference)

- 1 Park J, Keller J M. Snakes on the watershed[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23 (10): 1201 ~ 1205.
- 2 Wang Jin-tao, Liu Wen-yao, Lu Shuo. Application of watershed algorithm to cell image segmentation [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2002, 37 (3): 227 ~ 231. [王金涛, 刘文耀, 路烁. 流域分割算法在细胞图像分割中的应用[J]. 西南交通大学学报, 2002, 37(3): 227 ~ 231.]
- 3 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models

- [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1 (4): 321 ~ 331.
- 4 Gunn S R, Nixon M S. A Robust Snake Implementation; A dual active contour [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19 (1): 63 ~ 68.
- 5 Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10 (2): 266 ~ 277.
- 6 Wang Y, Teoh E K, Shen D. Structure-adaptive B-Snake for segmenting complex object [A]. In: IEEE International Conference on Image Processing [C]. Thessaloniki, Greece, 2001: 769 ~ 772.
- 7 Zhang Li-fei, Zhou Mou-yan. A hierarchical method of image segmentation with topological adaptability [J]. Journal of Image and Graphics, 2002, 7A (11): 1113 ~ 1118. [张丽飞, 邹谋炎. 一种具有拓扑自适应性的图象两步分割方法 [J]. 中国图象图形学报, 2002, 7A (11): 1113 ~ 1118.]
- 8 Ma Dong, Cao Pei-jie, Pan Kai-li, et al. Comparison of some methods for segmentation of overlapped nuclei [J]. Beijing Biomedical Engineering, 1999, 8 (3): 142 ~ 147. [马东, 曹培杰, 潘凯丽等. 分割重叠细胞核的方法及比较研究 [J]. 北京生物工程, 1999, 8(3): 142 ~ 147.]
- 9 Lu Zong-qi, Tong Tao. The application of chain code sum in the edge form analysis [J]. Journal of Image and Graphics, 2002, 7A (12): 1324 ~ 1328. [陆宗骥, 童韬. 链码和在边界形状分析中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2002, 7A (12): 1324 ~ 1328.]