

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2013 1
Vol.18 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2013年1月 第18卷 第1期(总第201期)

目次

综述

- 正面人脸图像合成方法综述 赵林, 高新波, 田春娜(1)
SAR 图像道路网提取方法综述 程江华, 高贵, 库锡树, 孙即祥(11)

图像处理和编码

- 头部缺失的 JPEG 文件碎片恢复 徐明, 黄立, 张海平, 徐建, 郑宁(24)
安全高效的可撤销指纹模板构造 喻建平, 张鹏, 王瑶, 杨懿竣(36)
基于残差的图像超分辨率重建 陈华华, 姜宝林, 刘超, 陈伟强, 陆宇, 张嵩(42)
旋转的 Wang Tiles 纹理合成算法 王继东, 庞明勇, 赵瑞斌(49)
基于圆形约束快速水平集的原生质体细胞分割 王晓飞, 庞全(55)

图像分析和识别

- 采用压缩传感的鲁棒的视频指纹方案 孙锐, 李超, 蒋飞云(62)
基于图像显著性的路面裂缝检测 徐威, 唐振民, 吕建勇(69)
基于局部熵的主动轮廓模型 潘改, 高立群, 赵爽(78)
基于算子的图像分解 李峰, 曾晓辉, 陈盛霞, 沈玉娟(86)

图像理解和计算机视觉

- 中值流辅助在线多示例目标跟踪 王德建, 张荣, 尹东, 张智瑞(93)
四叉树直方图的特殊方向关系表达 张珂, 王小捷, 靳越(101)

计算机图形学

- 协同进化的近似规则纹理合成 王相海, 陶兢喆(107)
反走样直线的灰度循环生成算法 牛连强, 张胜男, 钟玲(115)

地理信息技术

- 微博客蕴含交通信息的提取 张恒才, 陆锋, 陈洁(123)

-
- “计算机视觉前沿论坛”专栏征文通知 (130)

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 18 No. 1 January 2013

Contents

Review

- Review of frontal face image synthesis methods Zhao Lin, Gao Xinbo, Tian Chunna(1)
Review of road network extraction from SAR images Cheng Jianguhua, Gao Gui, Ku Xishu, Sun Jixiang(11)

Image Processing and Coding

- Rrecovery method for JPEG file fragments with missing headers
..... Xu Ming, Huang Li, Zhang Haiping, Xu Jiang, Zheng Ning(24)
Secure and efficient scheme to construct a cancelable fingerprint template
..... Yu Jianping, Zhang Peng, Wang Yao, Yang Yijun(36)
Image super-resolution reconstruction based on residual error
..... Chen Huahua, Jiang Baolin, Liu Chao, Chen Weiqiang, Lu Yu, Zhang Song(42)
Texture synthesis using rotational Wang Tiles Wang Jidong, Pang Mingyong, Zhao Ruibin(49)
Protoplasm somatic cells segmentation based on circle dependent fast level-set segmentation Wang Xiaofei, Pang Quan(55)

Image Analysis and Recognition

- Robust video fingerprinting via compressed sensing Sun rui, Li Chao, Jiang Feiyun(62)
Pavement crack detection based on image saliency Xu Wei, Tang Zhenmin, Lv Jianyong(69)
Active contour model driven by local entropy energy Pan Gai, Gao Liqun, Zhao Shuang(78)
Operator-based image decomposition Li Feng, Zeng Xiaohui, Chen Shengxia, Shen Yujuan(86)

Image Understanding and Computer Vision

- Median flow aided online multi-instance learning visual tracking Wang Dejian, Zhang Rong, Yin Dong, Zhang Zhirui(93)
Expression of special directional relation based on quadtree histogram Zhang Ke, Wang Xiaojie, Jin Yue(101)

Computer Graphics

- Fast near-regular texture synthesis based on the concept of co-evolution Wang Xianghai, Tao Jingzhe(107)
Integral algorithm for generating anti-aliased straight line controlled by gray iteration
..... Niu Lianqiang, Zhang Shengnan, Zhong Ling(115)

Geoinformatics

- Extracting traffic information from massive micro-blog messages Zhang Hengcai, Lu Feng, Chen Jie(123)

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)01-0055-07

论文引用格式: 王晓飞, 庞全. 基于圆形约束快速水平集的原生质体细胞分割[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(1): 55-61.

基于圆形约束快速水平集的原生质体细胞分割

王晓飞, 庞全

杭州电子科技大学生命信息与仪器工程学院, 杭州 310018

摘要: 原生质体细胞的显微图像具有边界模糊、内部分布不均匀的特点, 利用传统分割方法较难取得理想分割效果。针对原生质体细胞的圆形特点, 在快速水平集分割算法中加入圆形先验知识, 提出一种新的基于圆形约束的快速水平集模型。为解决多个原生质体细胞分割问题, 首先对图像进行预分割, 然后利用多个水平集表示的圆形约束快速模型进行再分割。对传统快速水平集进行改进得到一种基于直方图统计的快速水平集模型, 利用该模型进行预分割可以取得较好的效果。对多个不粘连细胞和多个粘连细胞, 分别采用八链码跟踪法和随机霍夫圆检测法对预分割后的目标区域进行分裂。实验结果表明, 本文快速水平集算法可以有效地解决单个及多个原生质体细胞分割问题。

关键词: 快速水平集; 原生质体; 圆形先验知识; 多圆分割

Protoplasm somatic cells segmentation based on circle dependent fast level-set segmentation

Wang Xiaofei, Pang Quan

College of Life Information Science and Instrument Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: The microscopic image of protoplasm somatic cells typically has blurred boundaries and inhomogeneous object regions. Therefore, it is difficult to segment the cells using traditional methods. First, because the protoplasm cell is round, the circular prior knowledge is added to the fast level set method and then a new circle dependent fast level set segmentation method is proposed. Then, to solve the problem of segmentation for multi protoplasm somatic cells, the pre-segmentation is used before using the fast multi-level set method based on circle information. Furthermore, a new fast level-set method, which is based on the histogram, is proposed to get a better result for the pre-segmentation. The eight-chain code tracking method and the randomized Hough transform for circle detection are used to divide object region resulting from pre-segmentation respectively for multi-cells and multi-clustered cells. Finally, experimental results show that the new method proposed in this paper can deal well with the problem of segmentation for protoplasm somatic cells.

Key words: fast level-set method; protoplasm; circular prior knowledge; multi-circle segmentation

0 引言

原生质体是脱去细胞壁的细胞, 在细胞生物学、生物工程等领域具有重要意义。原生质体在培养前

需要进行计数以控制其密度; 测定原生质体活力可通过统计荧光显微镜下的绿色荧光细胞个数来计算。将每个原生质体细胞完整分割出来是对其进行计数等后续工作的基础。原生质体细胞具有边界模糊、分布不均匀的特点, 且细胞轮廓基本上都呈圆

收稿日期: 2011-08-23; 修回日期: 2012-06-24

基金项目: 国家自然科学基金项目(30770685); 国家科技支撑计划重点项目(2009BAB47B06)

第一作者简介: 王晓飞(1986—), 男, 2012年于杭州电子科技大学获模式识别与智能系统专业硕士学位, 主要研究方向为图像处理和计算机视觉。E-mail: sunyfeifei@yeah.net

形。此种细胞分割的难点是目标与背景较难区分,所以直接运用基于边界和基于区域的分割方法都较难取得理想效果。因为原生质体细胞具有圆形的特征,可以用圆检测对其进行分割。Hough 变换圆检测^[1]是常用的圆检测方法,使用该方法的前提是已知参与投票的点集。对于原生质体细胞,参与投票的点集较难确定,因此不宜使用 Hough 圆检测法。基于分水岭分割方法具有一定的抗噪性能和分割模糊边界的能力^[2],但一些原生质体细胞的部分区域与背景基本相同,利用该方法会导致目标被分割为多个区域。基于水平集的活动轮廓分割模型具有良好的抗噪性和模糊边界分割的效果,且可以加入各种先验知识。因此采用水平集分割法对原生质体细胞分割进行研究。水平集分割法常用的模型有基于梯度的模型^[3]、基于区域的模型^[4,5]。直接运用这些模型较难分割原生质体细胞,需要加入形状先验知识。文献[6-7]等提出基于形状先验知识的水平集分割模型,这些模型均需从样本集中训练出形状信息对应的水平集,且只针对单目标分割。文献[8]提出基于圆形约束的 CV 模型,每次迭代中需要更新圆心坐标及半径,其算法较复杂、执行速度慢。上述水平集模型均需要求解偏微分,耗时长。文献[9]提出一种快速水平集分割模型,无需求解偏微分方程。该模型分割速度快,但分割对象比较简单,只利用该算法难以正确分割原生质体细胞。

本文在快速水平集模型中加入圆形控制信息,提出一种新的基于圆形约束的快速水平集模型。该模型可以成功分割单个原生质体细胞。为解决多个原生质体细胞分割问题,将传统的单个水平集表示的快速模型改进为多个水平集表示的快速模型。首先利用不加圆形约束的快速水平集对图像进行预分割,然后把分割结果所对应的单水平集区域分裂为多个水平集区域。为获取良好的预分割效果,对快速水平集速度项进行改进,得到一种基于直方图的快速水平集。预分割后,对多个不粘连的细胞,采用八链码轮廓跟踪法将单个水平集区域分裂为多个水平集区域。对多个粘连细胞,利用随机霍夫圆检测^[10]把单个水平集区域分裂为多个水平集区域。最后采用加入圆形约束的多区域快速水平集分割模型对已有的多个区域进行分割,即可成功分割出每个原生质体细胞。

1 传统水平集分割及存在问题

水平集分割模型包括基于梯度的模型和基于区域的模型。原生质体细胞内部梯度信息丰富,不宜使用该模型。基于区域的模型中应用较为广泛的模型有 CV 模型^[4]、概率估计模型^[5]等。CV 模型的能量泛函为

$$E(c_o, c_b, \phi) = \nu \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy + \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_o|^2 H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_b|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \quad (1)$$

式中, $\mu \geq 0, \lambda_1, \lambda_2 > 0, C_o$ 和 C_b 分别为轮廓线内部和外部的灰度平均值。其中前两项是平滑项,后两项是驱动曲线演化的动力项。式(1)中能量函数取最小值时所对应的零水平集曲线即分割目标轮廓线。由式(1)可以看出 CV 模型实质上是两个灰度常值区域来最佳拟合图像的区域。该模型具有抗噪性能好、能分割边界模糊图像甚至无边界图像的优点。

概率估计水平集模型的能量泛函为

$$E(\phi, p_1, p_2) = \int_{\Omega} \nu |\nabla H(\phi)| dx - \int_{\Omega} (H(\phi) \log p_1 + (1 - H(\phi)) \log p_2) dx \quad (2)$$

式中, $p_1 = p(x|\Omega_1), p_2 = p(x|\Omega_2)$ 分别是区域 Ω_1 和 Ω_2 的概率密度估计。实验采用直方图估计法来估计概率密度。该模型比 CV 模型使用范围更广,可以分割简单的纹理图像。

这两种传统的水平集分割模型用来分割原生质体细胞存在两大缺点:

1) 分割速度慢,因为传统方法需要求解偏微分方程,并且每次计算过程中的变量都是以图像的宽高为大小的矩阵,因此十分耗时;

2) 难以取得正确的分割结果,因为这两种方法只利用了灰度区域分布信息,而原生质体细胞内部的部分区域灰度分布与背景十分接近且部分边界缺损,因此难以分割。

对截取的两个原生质体细胞分别用 CV 模型和概率估计模型进行分割,如图 1 所示。第 1 个细胞的上半部分与背景灰度十分接近,两种分割模型均

未能获得正确分割结果。第2个细胞具有一定纹理,目标与背景较易区分。CV模型适用于分割目标和背景相对均匀的图像,所以分割两个细胞均未成功。概率估计模型将第2个细胞轮廓基本上分割出来,但不准确且受噪声影响。

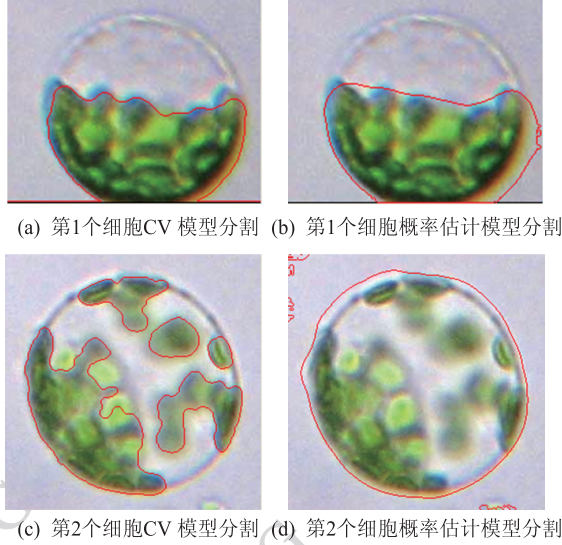


图1 传统水平集分割结果

Fig. 1 The segmentation results of the traditional level-set methods

2 基于圆形约束的快速水平集分割模型

首先在传统快速水平集模型中加入圆形控制信息,得到基于圆形约束的快速水平集分割模型;然后利用改进后的快速水平集的预分割结果作为圆形约束水平集模型的初始轮廓线,以解决多圆分割问题。

2.1 圆形快速水平集分割模型

文献[9]提出一种快速实时的水平集分割法,极大提高了分割速度。快速水平集中的速度项决定曲线如何演化,文献[9]中的速度项是建立在阈值和梯度上的,难以分割原生质体细胞。为此,采用基于CV模型的速度项,并在速度项中加入圆形约束项,从而得到一种新的速度项函数

$$F(x, y) = \lambda_1 F_{\text{image}} + \lambda_2 F_{\text{circle}} \quad (3)$$

式中, λ_1 、 λ_2 为大于0的常系数, F_{image} 为图像数据速度项

$$F_{\text{image}}(x, y) = \frac{|I(x, y) - c_{\text{out}}| - |I(x, y) - c_{\text{in}}|}{2} \quad (4)$$

式中, c_{out} 和 c_{in} 分别为轮廓线外部和内部的平均灰度值, $I(x, y)$ 为点 (x, y) 处的灰度值。数据速度项 F_{image} 在运算后需进行归一化,使得该值与圆形约束速度项数值大小相当。 F_{circle} 为圆形约束速度项

$$F_{\text{circle}} = \frac{R(\phi) - d(x, y)}{R(\phi) + d(x, y)} \quad (5)$$

式中, $R(\phi)$ 为水平集所表示的目标区域的平均半径, $d(x, y)$ 为边界点到区域中心点的距离。区域中心点坐标为

$$\mu_x = \frac{\int xH(\phi) \, dx dy}{\int H(\phi) \, dx dy}$$

$$\mu_y = \frac{\int yH(\phi) \, dx dy}{\int H(\phi) \, dx dy}$$

若边界点个数为 N , 那么

$$R(\phi) = \frac{1}{N} \sum_{\phi(x, y) = 0} d(x, y)$$

式中

$$d(x, y) = \sqrt{(x - \mu_x)^2 + (y - \mu_y)^2}$$

速度项选取为式(3)时的快速水平集称为基于圆形约束的快速水平集,其基本原理描述如下:

快速水平集中水平集函数被离散化为4个整数数值,即

$$\phi(x) = \begin{cases} 3 & x \text{ 属于背景区域} \\ 1 & x \text{ 属于 } L_{\text{out}} \\ -1 & x \text{ 属于 } L_{\text{in}} \\ -3 & x \text{ 属于目标区域} \end{cases} \quad (6)$$

式中,水平集值为负的区域是轮廓线内部区域,记为 Ω_{in} ,水平集为正的区城是轮廓线外部区域,记为 Ω_{out} 。水平集值为-3的区域可以称为内部区域(interiorpoints),值为+3的区域可称为外部区域(exteriorpoints)。内部链表和外部链表可定义为

$$L_{\text{in}} = \{x | x \in \Omega_{\text{in}} \text{ and } \exists y \in N(x) \text{ such that } y \in \Omega_{\text{out}}\}$$

$$L_{\text{out}} = \{x | x \in \Omega_{\text{out}} \text{ and } \exists y \in N(x) \text{ such that } y \in \Omega_{\text{in}}\}$$

式中, $N(x)$ 为点 x 的上下左右四邻域点。

曲线演化通过交换内部链表和外部链表中的元素来实现。链表元素的交换由 switch_in 和 switch_out 两种操作完成。switch_in 操作将链表 L_{out} 中的点 x 交换到链表 L_{in} 中,实现曲线的扩张。反之 switch_out 操作将链表 L_{in} 中的点 x 交换到链表 L_{out} 中,实现

曲线的收缩。这两种操作的执行规则是:对于 L_{out} 中的点,当该点的速度项大于 0 时,执行 $switch_in$ 操作,否则不执行;对于 L_{in} 中的点,当该点的速度项小于 0 时,执行 $switch_out$ 操作,否则不执行。

式(3)中速度项可分割圆形目标物的原理分析如下:

该速度项由图像数据速度项与圆形约束速度项线性叠加得到。首先分析数据速度项 F_{image} ,由式(4)可知:当轮廓线上点的灰度值与外部区域平均灰度值更为接近时,速度项小于 0,执行 $switch_out$ 操作,此时该点被交换到轮廓线外部区域;反之,当轮廓线上点的灰度值与内部区域的平均灰度值更为接近时,速度项大于 0,执行 $switch_in$ 操作,此时该点被交换到轮廓线外部。圆形约束速度项可由式(5)分析知:当轮廓线上的点到区域中心点的距离大于平均半径时,速度项小于 0,执行 $switch_out$ 操作,此时该点处轮廓线向内收缩;当轮廓线上的点到区域中心点的距离小于平均半径时,速度项大于 0,执行 $switch_in$ 操作,此时该点处轮廓线向外扩展。因此,圆形约束速度项可以轮廓线最终调整到接近圆形。

2.2 多个水平集表示的圆形约束快速模型

上述圆形约束算法中只有一个水平集函数,因此可以识别出一个圆形目标。当存在多个圆形目标时,直接采用该方法将把所有目标最终约束为一个圆形目标,导致分割失败。对于多个不粘连细胞,可以首先预分割,再用边缘跟踪法将每个细胞分裂出来,然后再对每个细胞依次利用圆形约束快速模型即可分割出每个细胞。

但是,对于多个粘连重叠细胞,不同的目标区域之间存在交集,不能简单地进行分裂操作。为解决此问题,提出一种多水平集表示的快速方法。传统快速水平集模型用一个水平集函数来表示一个目标和一个背景区域,本文用 N 个水平集函数 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N$ 来表示 N 个目标和一个背景区域,即

$$\begin{cases} x \in Area_{obj}(i) & \phi_i(x) < 0, i = 1, 2, \dots, N \\ x \in Area_{bkg} & x \notin \bigcup_{i=1}^N Area_{obj}(i) \end{cases} \quad (7)$$

该表示方法中,只有一个背景区域,即所有水平集函数均大于 0 的区域。而目标区域则有多个,一个水平集函数对应一个目标区域,非背景像素点可能同时属于多个目标区域。每个水平集函数演化时不受

其他水平集区域的影响,即参与演化的像素点集只包含当前水平集所表示的目标区域以及背景区域。传统的单个快速水平集模型中用一组内部链表 L_{in} 和外部链表 L_{out} 来表示轮廓线,且链表中的元素是像素点坐标值。而在本文的多水平集表示中用多组内部链表和外部链表来表示多个轮廓线,链表中的元素是一个包含坐标信息和该链表所属区域的编号信息。

分割多个粘连细胞时,首先预分割得到所有目标的整体区域信息,然后利用随机霍夫圆检测法得到每个细胞的较大外轮廓,最后利用多个水平集表示的快速模型方法对每个细胞进行圆约束分割,即可获得每个细胞较为准备的目标区域。

为了获取良好的预分割效果,对快速水平集的速度项进行改进。改进后的快速水平集速度项由当前点在目标区域和背景区域的直方图统计概率差构成,称为基于直方图统计的快速模型,其速度项为

$$F(x, y) = p_{in}(x, y) - p_{out}(x, y) \quad (8)$$

式中,概率 $p(x, y)$ 是轮廓线内外区域的灰度直方图统计概率,分别为

$$p_{in}(x, y) = \frac{\int_{\phi < 0} B((u, v), (x, y)) du dv}{\int_{\phi < 0} du dv}$$

$$B((u, v), (x, y)) = \begin{cases} 1 & I(u, v) = I(x, y) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

原生质体细胞显微图像的特点是背景比较平坦,而目标梯度信息丰富。为防止产生过分割现象,将速度项中的灰度值用图像的彩色梯度值来替代。

预分割后,水平集函数值小于 0 的所有点都属于目标区域。为了将每个细胞准确分割出,需要对单个水平集区域进行分裂操作,使每一个目标对应一个水平集区域。如果多个细胞是不粘连的情况,直接用八方向链码法跟踪出 $\phi < 0$ 的各个独立区域,并进行标记即可。如果多个细胞是粘连的,用随机霍夫变换圆检测法^[10]对已有的轮廓点进行投票,求出每个细胞的圆心和半径。这样即可确定每个细胞的水平集区域。

无论是单个原生质体细胞、多个不粘连细胞还是多个粘连细胞分割,在利用圆形约束快速算法时可以通过设定目标区域的最小半径来过滤掉杂质、噪声等干扰,使得该算法的抗噪性能有所提高。

针对原生质体细胞的多圆快速水平集分割,具体算法流程如下:

- 1) 求解原图像的彩色梯度图;
- 2) 利用基于直方图统计的快速水平集对彩色梯度灰度图进行预分割;
- 3) 对不粘连多细胞,用八方向链码法跟踪出各个水平集区域。对粘连多细胞,用随机霍夫投票法求出各个水平集区域;
- 4) 利用基于圆形约束的快速水平集对跟踪出的各个水平集进行分割。

3 实验结果

利用本文算法对单个细胞和多个细胞进行分割实验。单细胞分割实验直接利用式(3)所对应的速度项进行分割即可,其中图像数据速度项 $F_{\text{image}}(x, y)$ 计算后,通过将结果除以 255 进行归一化。式(3)中 λ_1 与 λ_2 的系数比例决定了曲线演化过程中受图像数据力的作用大还是受圆形约束力的作用大。因此选取合适的比例系数才能产生较好的实验结果,比例系数较大时曲线演化受图像数据力作用大,比例系数小时曲线演化受圆形约束力的作用大。由实验经验知,比例系数在 0.06 到 0.2 之间时会有较好的分割效果。

图 2 中显示了用圆形约束快速水平集对单细胞进行分割的结果,式(3)中取 $\lambda_1 = 0.07, \lambda_2 = 1$ 。其中图 2(a)(c)是初始轮廓线,图 2(b)(d)是分割结果。与图 1 中的传统快速水平集分割结果相比,本文算法具有更好的抗噪性、更为准确的结果。其中图 2(a)大小为 200×180 ,得到图 2(b)分割结果,耗时 0.5 s。图 2(c)大小为 250×250 ,得到图 2(d)分割结果,耗时 0.75 s。

图 3 显示了用本文的多区域快速分割算法对多个不粘连细胞分割的结果。图 3(a)显示原图及初始轮廓线。首先用本文提出的基于直方图统计的快速模型对其进行预分割。为了取得良好的预分割效果,内部数据处理采用原图的彩色梯度灰度图,因为直接利用原图的灰度图进行分割易产生过分割。原图的彩色梯度灰度图如图 3(b)所示。利用基于直方图的快速模型对原图彩色梯度图的预分割结果如图 3(c)所示。预分割时迭代次数设为 300 次,可以看出预分割后的轮廓线已比较接近真实目标轮廓线,但不够准确。利用圆约束的快速模型对各个区

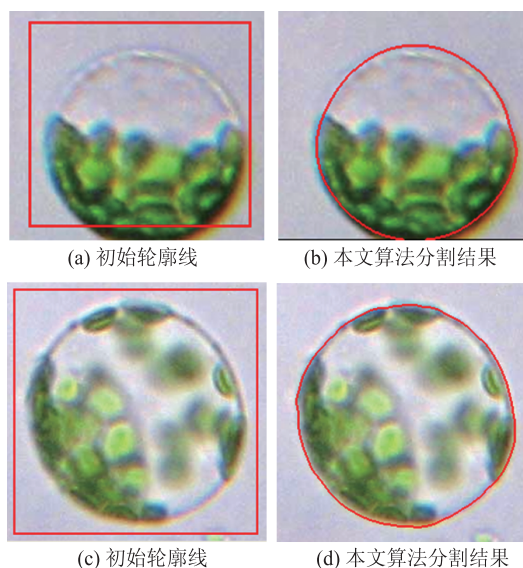


图 2 单细胞分割示例

Fig. 2 Example of segmentation results for single cell

域进行再分割,结果如图 3(d)所示,准确分割出每个原生质体细胞。因为预分割的结果已接近目标,再分割的迭代次数只需 50 次即可。图片 3(a)的大小为 449×342 ,迭代 350 次共耗时 9.7 s,文献[8]中的圆形约束 CV 模型在分割大小为 170×239 的图片时,迭代 300 次共耗时 105.8 s。可见,本文算法可快速、准确地分割单个及多个原生质体细胞。

图 4 显示用多个水平集表示的快速算法对多个粘连细胞的分割实验过程及结果。图 4(a)显示原图及初始轮廓线。图 4(b)显示对原图彩色梯度灰度图利用本文的基于直方图统计快速活动轮廓模型分割结果,3 个细胞整体轮廓被分割出来,但没有识别出每个细胞。该过程迭代次数是 140 次,耗时 2.9 s,图片大小为 436×336 。为了将每个细胞分割出,需要获取每个细胞的初始轮廓。利用随机圆检测法对图 4(b)中已分割出的轮廓点进行投票,最终的投票结果如图 4(c)所示。用红、黄、蓝 3 种颜色的曲线分别表示 3 个水平集函数的零水平集曲线。随机投票耗时为 1.8 s。对投票的结果进行高斯平滑后,求局部极大值点作为投票中心点。为了保证一个细胞对应一个投票中心点,在一定区域内只保留一个局部极大值,其他的局部极值需要剔除。最后利用本文提出的多水平集表示法以及圆形约束快速模型对每个区域进行再分割,结果如图 4(d)所示,每个细胞被准确的分割出来。整个过程共耗时 6.2 s。

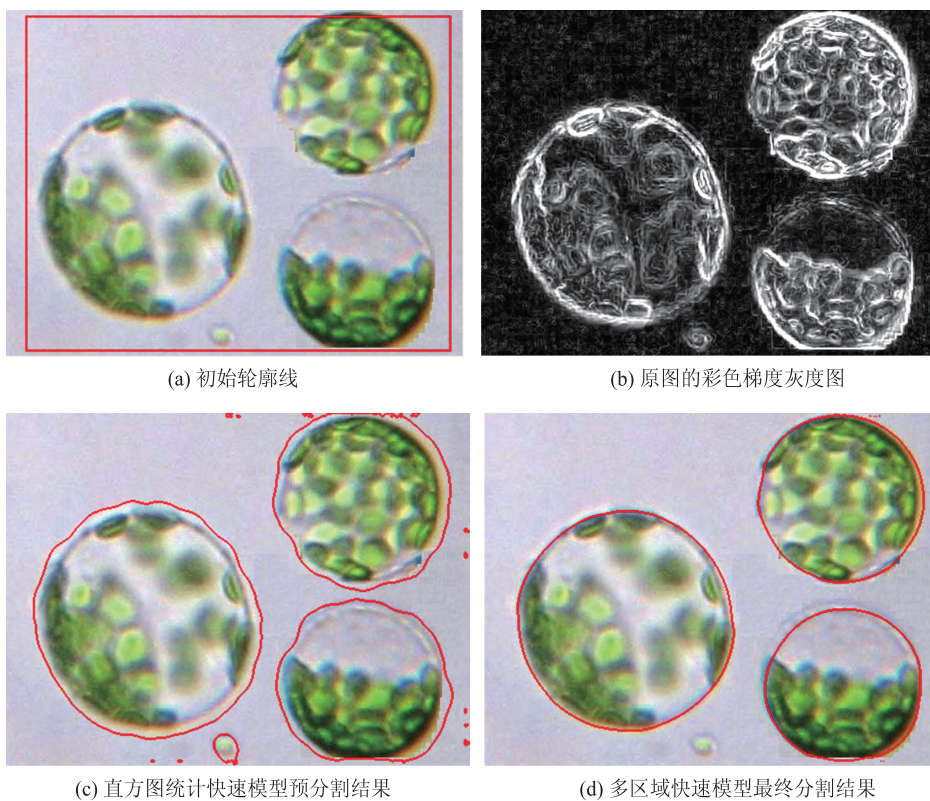


图 3 多细胞分割示例

Fig. 3 Example of segmentation result for multi-cell

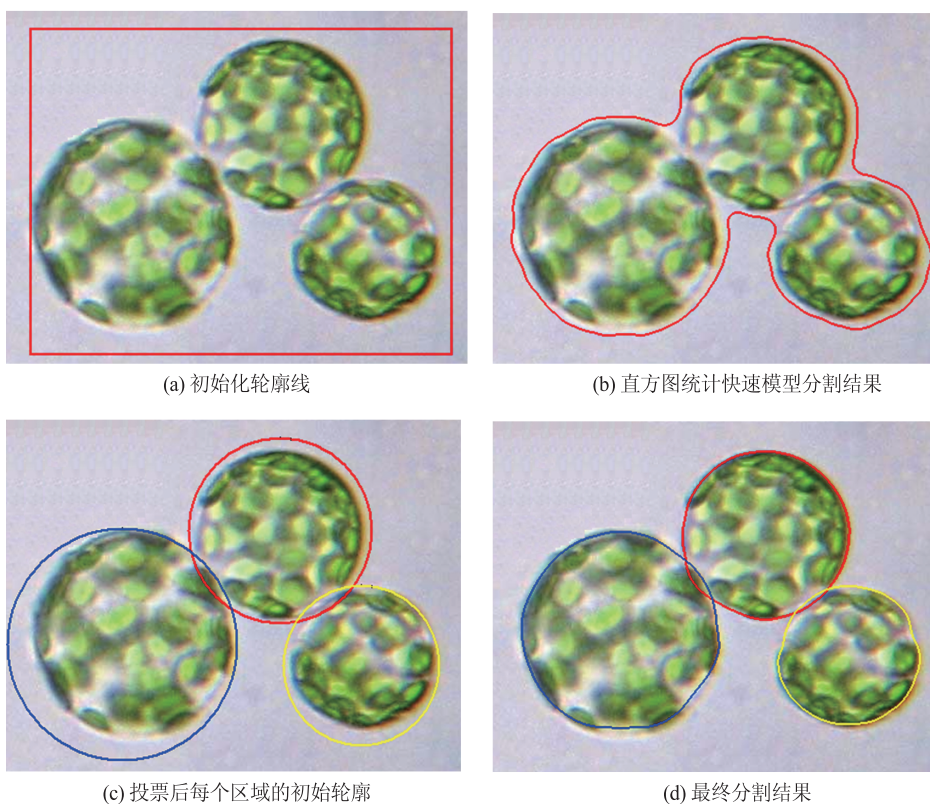


图 4 粘连细胞分割示例

Fig. 4 Example of segmentation for clustered cells

4 结 论

本文研究分析了原生质体细胞分割的难点。在快速水平集中加入圆形先验知识,提出一种新的基于圆形约束的快速水平集分割算法。为解决多圆分割问题,采用不加圆形约束的快速水平集进行预分割,然后进行区域分裂,最后利用圆形约束快速水平集进行再分割。结合原生质体细胞图像的特点,预分割采用改进后的基于直方图统计的快速水平集模型对原图的彩色梯度灰度图进行分割。分别采用跟踪法和随机霍夫圆检测法对多个不粘连细胞和多个粘连细胞的预分割目标区域进行分裂。通过实验,分别对单个细胞和多个不粘连细胞和多个粘连细胞进行分割。结果表明,本文算法可以快速、准确地分割原生质体细胞,且具有较好的抗噪性。

参考文献(References)

- [1] Huang Y L, Ye Y T, Chen Z L. New method of fast Hough transform for circle detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(9):837-841. [黄永林,叶玉堂,陈镇龙. 一种新的快速 Hough 变换圆检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(9):837-841.]
- [2] Gao L, Yang S Y, Li H Q. New un-supervised image segmentation via marker-based watershed [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(6):1025-1032. [高丽,杨树元,李海强. 一种基于标记的分水岭图像分割新算法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(6):1025-1032.]
- [3] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without reinitialization: a new variational formulation [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 1(2):1-7.
- [4] Tony F C, Luminita A V. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2):266-277.
- [5] Zhu S, Yuille A. Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multi-band image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(9):884-900.
- [6] Daniel C, Stanley J O. Kernel density estimation and intrinsic alignment for shape priors in level set segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 69(3):335-351.
- [7] Daniel C. Nonlinear dynamical shape priors for level set segmentation [J]. Scientific Computing, 2008, 35(2):132-143.
- [8] Wei Y, Li J, Xu X H. Pulmonary nodule candidates segmentation based on circle dependent C-V level set for CT images [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(6):1148-1152. [魏颖,李军,徐心和. 基于圆形约束 C-V 水平集的肺部 CT 图像病灶分割[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(6):1148-1152.]
- [9] Shi Y G, William C K. A real time algorithm for the approximate of level-set-based curve evolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(5):645-656.
- [10] Xu L, Oja E, Kultanen P. Randomized Hough transform (RHT): basic mechanisms, algorithms, and computational complexities [J]. Computer Vision Graphics Image Process: Image Understanding, 1993, 57(2):131.