

基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型

周昌雄^{1,2)} 曹丰文¹⁾ 崔 鸣¹⁾ 颜廷秦¹⁾ 张尤赛²⁾

¹⁾(苏州市职业大学电子信息工程系, 苏州 215104) ²⁾(江苏科技大学电子信息学院, 镇江 212003)

摘 要 基于格式塔心理学原理提出了一种几何活动轮廓模型,并将其应用于图像分割。当轮廓曲线远离目标边界时,应用格式塔心理学目标-背景原则,其能量函数主要由区域间差异性组成;当轮廓曲线位于目标边界附近时,应用格式塔心理学接近性原则,其能量函数主要由区域内一致性组成。该模型符合知觉特性,是几何活动轮廓模型的一般形式,且融合图像区域信息和边界信息。通过侧脑室和肿瘤医学图像分割实验,其结果表明,该模型对模糊边界图像的自动分割具有一定的普适性,能达到满意的分割效果。将该模型应用到多目标的免疫细胞图像分割中,能一次性完成将细胞质从细胞核和体液两种不同背景中分割出来的任务。

关键词 格式塔心理学原理 几何活动轮廓模型 图像分割

中图法分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)05-0924-06

A Geometric Active Contour Model Based on the Laws of Gestalt Psychology

ZHOU Chang-xiong^{1,2)}, CAO Fen-wen¹⁾, CUI Ming¹⁾, YAN Ting-qin¹⁾, ZHANG You-sai²⁾

¹⁾(Department of Electronic and Information Engineering, Suzhou Vocational College, Suzhou 215104)

²⁾(School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003)

Abstract Based on the laws of Gestalt psychology, a geometric active contour model for image segmentation is proposed in this paper. The energy function is mainly made of inter-region dissimilar properties based on object-background principle when contour curve is far from the object edges. The energy function is mainly made of intra-region similar properties based on proximity principle when contour curve is situated near the object edge. The developed model, which incorporates the information of foreground and background regions, produces perceptual characteristics and is a general form of the geometric active contour model. Experiment on Lateral Ventricle and tumor images show that in general the model can deal with automatic segmentation of weak edge image efficiently. Furthermore, the experiment on immune cell shows that cytoplasm of immune cell is segmented out from two background regions of cell nucleolus and body fluid with the method.

Keywords laws of gestalt psychology, geometric active contour model, image segmentation

1 引言

图像分割是将图像分成各具特性的区域,并提取图像中感兴趣目标的技术和过程^[1,2],它是计算机视觉与高层图像处理的基础。基于活动轮廓模型的图像分割先定义轮廓曲线能量函数,令其最小化使轮廓曲线沿着能量降低的方向运动,从初始轮廓

曲线位置运动到目标边界位置^[3]。活动轮廓模型的图像分割能将基于图像本身的低层视觉属性和待分割目标的知识 and 经验有机结合起来,得到待分割目标的完整表达,因此它具有很强的生命力^[3-6]。

Mumford-Shah (M-S)模型是基于区域信息的几何活动轮廓模型,适用于模糊边界或不连续边界等场合,并且对初始轮廓曲线位置不敏感^[7-9]。Chan-Vese 提出的简化 M-S 模型,即 C-V 方法^[6],假定图

基金项目:江苏省社会发展项目(2005DX015J)

收稿日期:2006-10-30;改回日期:2007-01-30

第一作者简介:周昌雄(1965~),男,副教授。2006年于南京航空航天大学获测试计量技术及仪器专业工学博士学位。主要研究方向为图像处理。E-mail:handzhou@sian.com

像中只有两类分片光滑的同质区域,即目标和背景区域,该方法考虑图像同质区域内像素的一致性,最小化基于区域内灰度值方差建立的能量函数实现图像分割。Tsai 考虑到图像区域间像素的差异性,提出最大化基于区域间灰度平均值之差的平方建立的能量函数实现图像分割^[10]。文献[11]提出组合区域内一致性和区域间差异性构造能量函数,但未讨论其机理,也未给出组合系数的取值依据。用不同的能量函数引导轮廓曲线运动,能得到不同的图像分割结果。如何设计有效的轮廓曲线的能量函数,获得正确的或所需要的图像分割结果,是利用几何活动轮廓模型的图像分割研究的热点和难点。本文基于格式塔心理学原理提出了一种几何活动轮廓模型,并将其应用于图像分割。

2 简化 M-S 模型和 Tsai 方法

20 世纪 80 年代提出了 M-S 模型,它利用图像中目标边界曲线特定规律实现图像分割。采用分片光滑函数表示灰度值变化很小的同质区域,短的光滑曲线并集表示灰度值变化较大的边界区域,建立能量函数,令其最小化使原图像分割成同质的连通区域,不连续点集代表图像中目标边界。在此基础上,Chan 和 Vese 提出了一种简化 M-S 模型(C-V 方法),当图像中只有目标和背景两类分片光滑区域时,设区域为 Ω 的图像 $I(x, y)$ 被闭合边界 C 分割为目标 Ω_1 (C 的内部)和背景 Ω_2 (C 的外部)两个同质区域,两个区域的灰度平均值分别为 c_1 和 c_2 ,该方法考虑图像同质区域内像素的一致性,最小化以目标和背景两区域内方差建立的能量函数实现图像分割,其能量函数为

$$E_1(C, c_1, c_2) = \frac{1}{2} \iint_{\Omega_1} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \frac{1}{2} \iint_{\Omega_2} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

图像区域间差异性(若只有目标和背景两类区域)由目标灰度平均值 c_1 与背景灰度平均值 c_2 之差的平方描述, Tsai 考虑到区域间像素的差异性,提出最大化基于区域间灰度平均值之差的平方建立的能量函数实现图像分割,其能量函数为

$$E_2(C) = \frac{A}{2} |c_1 - c_2|^2 \quad (2)$$

式中, $A = \iint_{\Omega} dx dy$ 为图像的面积。不同的能量函数引导轮廓曲线运动,能得到不同的图像分割结果。

基于心理学原理如何设计有效的轮廓曲线的能量函数,获得正确的图像分割结果,是利用几何活动轮廓模型研究图像分割的新动向。

3 基于格式塔心理学原理的图像分割

格式塔心理学是一种注重整体组织的心理学理论体系,知觉是其研究的起点和重点。格式塔心理学认为,知觉是按照一定的规律形成和组织起来的,图形知觉不是图形各部分的简单相加,而是各部分的有机组成,一个图形是作为一个整体被知觉的,其中各部分之间具有一定的关系^[12]。基于格式塔心理学原理的图像分割涉及到以下几个原则:

(1) 目标-背景原则 人类视觉往往能把图像中散布的小点看成连贯的线条,这些很可能是目标的边界,具有一定的模式特征,人们就是利用视觉这种特有的聚合模式能力,进而发现图像中的目标,其余部分就成了图像背景^[12]。当人们观察一幅图像时,视觉首先远离目标,进而试图找寻模式特征,强化目标和背景的差异,突显图像中的目标,完成知觉认识过程。当几何活动轮廓模型的轮廓曲线远离目标边界时,应用格式塔心理学目标-背景原则,其能量函数主要由区域间差异性组成,最大化基于区域间灰度平均值之差的平方建立的能量函数实现图像分割。

(2) 接近性原则 图像在空间上比较接近的部分容易形成一个整体。知觉感知图像中的目标后,视觉停留在目标边界附近,试图将边界附近的像素划归为比较接近的目标或背景区域。当几何活动轮廓模型的轮廓曲线处于目标边界附近时,应用格式塔心理学接近性原则,其能量函数主要由区域内一致性组成,最小化基于区域内灰度值方差建立的能量函数实现图像分割。

(3) 闭合性原则 人们对不完满或缺缺的图像的知觉,有一种使其完满的倾向,即填补缺口的倾向。几何活动轮廓模型的轮廓曲线符合该原则,即从图像中分割出的目标边界是封闭的。

基于格式塔心理学原理目标-背景原则和接近性原则定义新的能量函数:

$$E(C) = (1 - \lambda(x, y) |_{(x, y) \in C}) E_1(C) - \lambda(x, y) |_{(x, y) \in C} E_2(C) \quad (3)$$

式中,加权系数 $\lambda(x, y) |_{(x, y) \in C} = 1 / (1 + |\nabla I(x, y)|)$, 以下简称 λ , $\nabla I(x, y)$ 为图像梯度。

新的能量函数为图像区域内一致性与区域间差异性两者的加权和所描述,式中 λ 为加权系数,它

是图像梯度的函数,包含图像的边界信息, $0 \leq \lambda \leq 1$ 。在式(1)、式(2)中的目标灰度平均值和背景灰度平均值均包含区域信息,因此,新的能量函数融合了区域信息和边界信息。

当轮廓曲线 C 远离目标边界时,图像灰度值变化不明显,其梯度接近 0,加权系数 λ 接近 1,符合格式塔心理学目标-背景原则,能量函数主要来源于图像区域间差异性的贡献。当 $\lambda = 1$ 时式(3)为基于区域间差异性模型图像分割,即 Tsai 方法。当轮廓曲线 C 位于目标边界附近时,图像灰度值变化显著,其梯度值较大,加权系数 λ 接近 0,符合格式塔心理学接近性原则,能量函数主要来源于区域内一致性的贡献。当 $\lambda = 0$ 时式(3)为基于区域内一致性简化的 M-S 模型图像分割。当轮廓曲线 C 位于图像中任意位置时,能量函数为图像区域内一致性与区域间差异性两者所描述能量的加权和。因此,式(3)包含简化的 M-S 模型和区域间差异性模型,它是基于几何活动轮廓模型的一般形式,加权系数 λ 可在 0 到 1 之间调整,称式(3)为基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型,若令式(3)最小化实现图像分割。式(3)对闭合轮廓曲线 C 求变分:

$$\frac{\delta E(C)}{\delta C} = (1 - \lambda) \frac{\delta E_1(C)}{\delta C} - \lambda \frac{\delta E_2(C)}{\delta C} \quad (4)$$

设

$$A_1 = \iint_{\Omega_1} dx dy, A_2 = \iint_{\Omega_2} dx dy, \\ A = A_1 + A_2 = \iint_{\Omega_1 \cup \Omega_2} dx dy, P_1 = \frac{A_1}{A}, P_2 = \frac{A_2}{A}$$

式(4)对应的水平集方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \left\{ (1 - \lambda) \frac{1}{2} \left[|I(x, y) - c_1|^2 - |I(x, y) - c_2|^2 \right] + \lambda (c_2 - c_1) [I(x, y) - (c_1 P_2 + c_2 P_1)] \right\} |\nabla \phi| \quad (5)$$

式中, ϕ 为内负外正的水平集函数,式(5)为基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型的水平集表示,可采用水平集逆向有限差分法或水平集各种快速算法求解。本文采用半隐式无条件稳定的加操作分离(AOS)快速算法,可减少运行时间。

4 多目标分割问题

当采用简化的 M-S 模型分割多目标,即两个以上不同质的区域时,往往会把与背景相似的目标区

域错分到背景类中。文献[13]提出了多水平集的方法,该方法在确定目标种类数 N 之后,采用 n 个水平集函数相互约束地进行分割,其中 $2^n \geq N$,由于要解多水平集方程,该方法计算量大。文献[14]提出先作区域划分,将多目标分割问题简化为两目标分割问题,用小波检测目标边界,将此边界点集合的最小矩形,向外扩展一定范围作为一子区域;然后再运用简化的 M-S 模型在子区域上实行图像分割,该方法的不足之处是做区域划分时需人工干预向外扩展。首先讨论如何将 N 个目标分割问题简化为 $N - 1$ 个两目标分割问题,然后运用基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型对免疫细胞图像实现分割。对于灰度图像 $I(x, y)$ 中的 N 目标分割问题,就是将图像区域 Ω 划分为 N 个互不相交的子区域 $\Omega_i, i = 1, 2, \dots, N$ 各区域的边界为 C_i , 则

$$\Omega = \bigcup_{i=1}^N \Omega_i \quad (6)$$

定义能量函数:

$$E(C_1, \dots, C_N) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \iint_{\Omega_i} (I(x, y) - c_i)^2 dx dy \quad (7)$$

式(7)中的 c_i 是各子区域 Ω_i 的灰度平均值,多目标分割是寻找式(7)的最小值。若对特定目标分割,即划分指定的区域 Ω_i , 寻找其边界 C_i , 式(7)可写为

$$E(C_1, \dots, C_N) = \frac{1}{2} \iint_{\Omega_i} (I(x, y) - c_i)^2 dx dy + \frac{1}{2} \sum_{j=1, j \neq i}^N \iint_{\Omega_j} (I(x, y) - c_j)^2 dx dy \quad (8)$$

因为 $\sum_{j=1, j \neq i}^N \iint_{\Omega_j} (I(x, y) - c_j)^2 dx dy \geq \iint_{\Omega_i^c} \sum_{j=1, j \neq i}^N (I(x, y) - c_j)^2 \chi_j(x, y) dx dy \geq \iint_{\Omega_i^c} \min_{j \neq i} (I(x, y) - c_j)^2 dx dy$

式中, $\chi_j(x, y)$ 为子区域 Ω_j 的示性函数, Ω_i^c 为 Ω_i 在 Ω 中的补区域,即区域 Ω_i 的背景区域。定义新能量函数

$$E(C_i) = \frac{1}{2} \iint_{\Omega_i} (I(x, y) - c_i)^2 dx dy + \frac{1}{2} \iint_{\Omega_i^c} \min_{j \neq i} (I(x, y) - c_j)^2 dx dy \quad (9)$$

式中, $c_i = \frac{\iint_{\Omega_i} I(x, y) dx dy}{\iint_{\Omega_i} dx dy}$, c_j 为背景区域灰度平均值。式(9)将 N 个多目标问题简化为 $N - 1$ 个两目标分割问题。若采用解多水平集方程的方法,计算量大。对于特定目标区域 Ω_i 的分割,若采

用上节方法只需解一个水平集方程,与解多水平集方程相比较,计算量小。图像区域间差异性描述能量函数为

$$E(C_i, C_j) = \frac{A}{2} |c_i - c_j|^2 \quad (10)$$

考虑区域内一致性加权区域间差异性能量函数

$$E = (1 - \lambda)E(C_i) - \lambda E(C_i, C_j) \quad (11)$$

式中,加权系数 $\lambda = 1/(1 + |\nabla I|)$, $0 \leq \lambda \leq 1$ 。仿照上节,式(11)对应的水平集方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \left\{ (1 - \lambda) \frac{1}{2} \left[|I - c_i|^2 - \min_{j \neq i} |I - c_j|^2 \right] + \lambda (c_j - c_i) [I - (c_i P_j + c_j P_i)] \right\} |\nabla \phi| \quad (12)$$

式中, $A_i = \iint_{\Omega_i} dx dy$, $A_j = \iint_{\Omega_j} dx dy$, $A = A_i + \sum_{j \neq i} A_j$,

$$P_i = \frac{A_i}{A}, P_j = \frac{A_j}{A}$$

对于 3 个目标分割问题,设 Ω_1 为待分割目标区域, Ω_2 和 Ω_3 为两个背景区域,它们的灰度平均值分别为 c_1, c_2, c_3 , 且 $c_2 < c_1 < c_3$, 则 $\{\phi > 0\} \cup \{I(x, y) < c_1\} \in \Omega_2$;

$$\{\phi < 0\} \in \Omega_1; \{\phi > 0\} \cup \{I(x, y) > c_1\} \in \Omega_3$$

5 结果及讨论

图 1 为基于区域内一致性简化 M-S 模型图像分割。图 1(a) 为 73×74 像素侧脑室图像原始图像,其黑色区域分别为边界非常模糊的左侧脑室和右侧脑室,本文的任务是从白色背景中分割出黑色的左侧脑室和右侧脑室目标;图 1(b) 的白色圆周线为叠加在图 1(a) 上的初始轮廓曲线(解方程的初始条件,可为任意曲线)。根据式(5),令加权系数 $\lambda = 0$,图 1(c) 为迭代 1 次后的分割结果;图 1(d) 为迭代 3 次后的分割结果,白色轮廓曲线不能将左侧脑室和右侧脑室分开。随着迭代次数继续增加,并不能得到正确的分割效果,说明基于区域内一致性简化 M-S 模型不能正确分割侧脑室图像。

图 2 为基于区域间差异性图像分割,根据式(5),令加权系数 $\lambda = 1$,图 1(b) 白色圆周线作为解方程式(5)迭代的初始轮廓曲线(或初始条件)。图 2(a) 为迭代 1 次后的分割结果;图 2(b) 为迭代 3 次后的分割结果,由于基于区域间差异性最大化,白色曲线将原本属于左侧脑室和右侧脑室的外边界部分区域错分到背景区域,并且将左侧脑室中间灰度

值较高的小块区域错分到背景区域。随着迭代次数继续增加,并不能得到正确的分割结果,说明基于区域间差异性模型不能正确分割侧脑室图像。

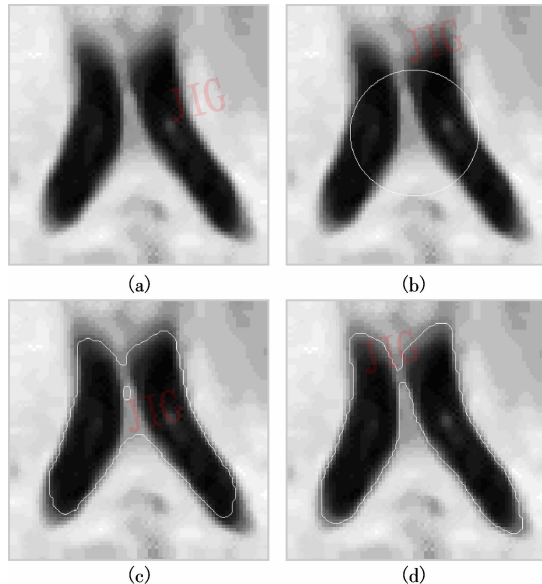


图 1 基于区域内一致性简化 M-S 模型图像分割
Fig. 1 Image segmentation based on simplified M-S model of intra-region similar properties

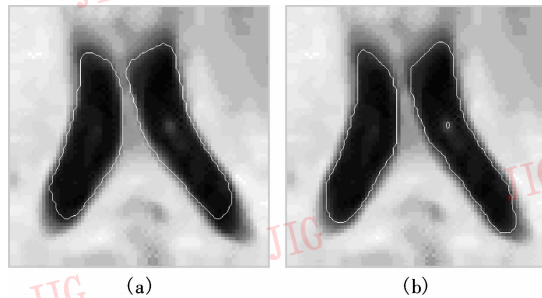


图 2 基于区域间差异性图像分割
Fig. 2 Image segmentation based on inter-region dissimilar properties

图 3 为基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型图像分割,根据式(5),令加权系数 $\lambda = 1/(1 + |\nabla I|)$,图 1(b) 白色圆周线作为解方程式(5)迭代的初始轮廓曲线(或初始条件)。图 3(a) 为迭代 1 次后的分割结果。图 3(b) 为迭代 3 次后的分割结果,由于基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型符合知觉特性,且融合图像区域信息和边界信息,从图中可见,基于该模型白色曲线能将左、右侧脑室分割开来,并且白色曲线位于侧脑室的实际边界上,分割效果很好。随着迭代次数继续增加,分割结果相同,说明基于格式塔心理学原理的几何活动轮

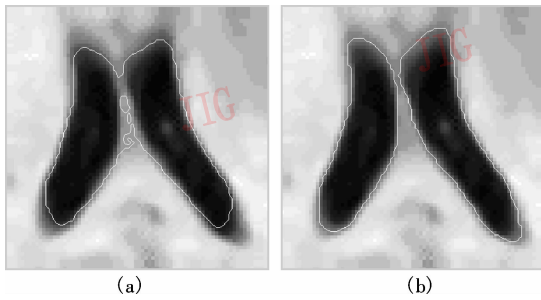


图 3 基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型图像分割
Fig. 3 Image segmentation based on geometric active contour model of the laws of Gestalt psychology

廓模型能完成侧脑室图像自动分割的任务。

图 4 为肿瘤图像分割。图 4(a) 为 120×112 像素原始图像叠加黑色的圆周线(解方程的初始条件,可为任意曲线)。其白色区域为肿瘤,肿瘤内因细胞生长不均匀而异常分裂并出现密度混杂块,该例肿瘤内部黑色部分为密度混杂块,本文的任务是从黑色背景中分割出白色的肿瘤目标以及肿瘤内部的密度混杂块,实现计算机辅助诊断。图 4(b) 为基于简化 M-S 模型图像分割,根据式(5),令加权系数 $\lambda = 0$ 迭代 5 次后分割结果,分割出肿瘤块为 1 994 个像素。图 4(c) 为基于区域间差异性图像分割,根据式(5)迭代 5 次求解,其中加权系数 $\lambda = 1$,黑色曲线为分割结果,从图可见分割结果不正确。图 4(d) 为基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型图像分割,根据式(5)迭代 5 次求解,其中加权系数 $\lambda =$

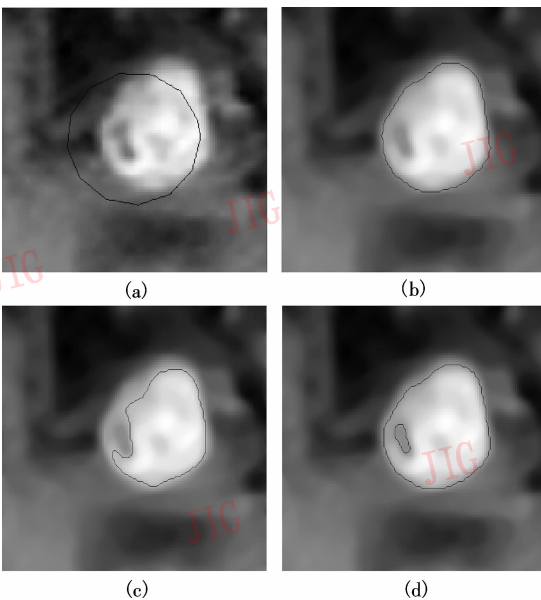


图 4 肿瘤图像分割
Fig. 4 Tumor image segmentation

$1/(1 + |\nabla I|)$,分割出肿瘤块为 1 994 个像素,并且密度混杂块为 177 个像素(在图 4(d)中肿瘤内部的小块区域),占肿瘤面积 8.88%。从图 4(b) ~ (d) 可知,简化 M-S 模型虽然能分割出肿瘤目标,但不能分割出肿瘤内部的密度混杂块;基于区域间差异性模型无法分割出肿瘤目标;由于基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型符合知觉特性,且融合图像区域信息和边界信息,因此,基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型既能分割出模糊边界的肿瘤目标,又能分割出肿瘤内部的密度混杂块。

基于几何活动轮廓模型免疫细胞图像分割,是将细胞质视为待分割目标,细胞核和体液视为两个不同灰度值的背景,只要求解一个水平集方程就能完成上述多目标自动分割任务,与解多水平集方程相比计算量小,且分割的准确性及速度都达到了医学临床的要求。

图 5 为基于区域内一致性简化的 M-S 模型免疫细胞图像分割。图 5(a) 为 96×111 像素原始图,图 5(b) 白色圆周线为初始轮廓曲线(可为任意闭合曲线)。其中,图 5(c) 和图 5(d) 根据式(12) 分别迭代 1 次和 2 次的分割结果,其中加权系数 $\lambda = 0$,此时,式(12) 为基于区域内一致性模型简化 M-S 模型图像分割,当迭代到第 3 次时算法不收敛。

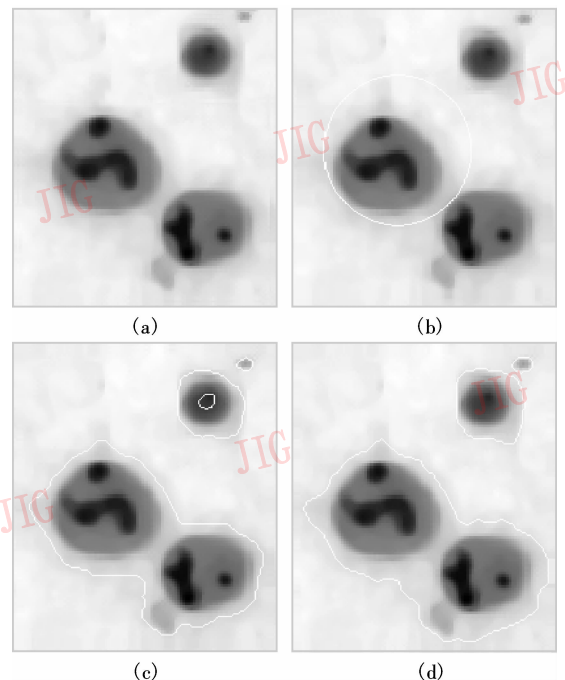


图 5 基于区域内一致性简化的 M-S 模型免疫细胞图像分割
Fig. 5 Immune cell image segmentation based on simplified M-S model of intra-region similar properties

图6基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型免疫细胞图像分割,图像分割的目的是将待分割目标细胞质从细胞核和体液两个不同灰度值的背景中分割出来,并计算细胞质与细胞核面积比。图6(a)、(b)分别为图5(a)根据式(12)迭代3次和5次的分割结果,此时 $\lambda = 1/(1 + |\nabla I|)$,式(12)为基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型图像分割。当迭代次数增加时轮廓曲线不再随迭代次数增加而变化,其分割结果稳定,分割出细胞质像素为1546;细胞核像素为673;细胞质与细胞核面积比2.30。

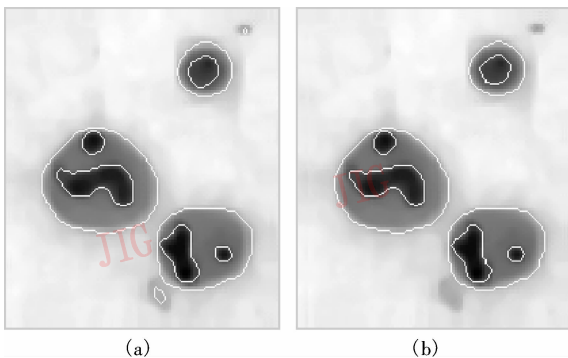


图6 基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型免疫细胞图像分割

Fig. 6 Immune cell image segmentation based on geometric active contour model of the laws of Gestalt psychology

6 结论

图像分割的结果应要求同一区域中的像素具有某些相同特性,不同的子区域具有不同的特性。本文从心理学原理出发,根据知觉特性再融合图像的区域信息和边界信息,以区域内方差加权区域间灰度平均值之差的平方构造能量函数,提出了基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型,它是包含区域内一致性和区域间差异性的几何活动轮廓模型的一般表达式,并将其运用于侧脑室和肿瘤图像分割中。实验结果表明,基于简化M-S模型和基于区域间差异性模型不能正确分割模糊边界图像,本文提出的模型能获得正确的分割结果。由于区域灰度平均值和加权系数由图像数据确定,该模型对模糊边界图像自动分割具有一定的普适性。将该模型应用到免疫细胞图像分割中,能自动准确快速地分割出细胞质、细胞核和体液。

参考文献 (References)

- Zhang Yu-jin. Image segmentation [M]. Beijing: Science Press, 2001. [章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001.]
- Wang Ai-min, Shen Lan-sun. Study servers on image segmentation [J]. Measurement & Control Technology, 2000, **19**(5): 1~6. [王爱民, 沈兰荪. 图像分割研究综述[J]. 测控技术, 2000, **19**(5): 1~6.]
- Li Jun. Curve Evolution based Image Segmentation and Applications [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2001. [李俊. 基于曲线演化的图像分割方法及应用[博士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2001.]
- Li Jun. A fast level set approach to image segmentation based on Mumford-Shah model [J]. Chinese Journal of Computers, 2002, **11**(25): 1175~1183. [李俊. 基于 Mumford-Shah 模型的快速水平集图像分割方法[J]. 计算机学报, 2002, **11**(11): 1175~1183.]
- Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, **22**(1): 61~79.
- Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, **10**(2): 266~277.
- Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions for supervised texture segmentation [A]. In: IEEE 7th International Conference on Computer Vision [C], Kerkyra, Greece, 1999: 926~932.
- Chan T, Vese L. An efficient variational multiphase motion for the Mumford-Shah segmentation model [A]. In: Processing of 34th Asiomar Conference on Signals, Systems and Computers [C], Asiomar, CA, USA, 2000: 490~494.
- Zhu S C, Lee T S, Yuille A L. Region competition: Unifying snake, region growing energy/bayes/MDL for multi-band image segmentation [A]. In: IEEE 5th International Conference on Computer vision [C], Cambridge, MA, 1995: 416~423.
- Yezi A, Tsai A, Willsky A. A statistical approach to snake for bimodal and trimodal imagery [A]. In: IEEE 7th International Conference on Computer Vision [C], Kerkyra, Greece, 1999: 898~903.
- Zhou Chang-xiong, Yu Sheng-lin. Image segmentation based on the intra-region similar and inter-region dissimilar properties [J]. Journal of Center South University, 2005, **37**(4): 520~523 [周昌雄, 于盛林. 基于区域内一致性和区域间差异性的图像分割[J]. 中南大学学报, 2005, **37**(4): 520~523.]
- Jing Xiao-jun, Li Jian-feng, Zhang Su-hui, et al. Image intelligent technology of target detection (I) target-background expression model [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications. 2003, **26**(sup.): 1~7. [景晓军, 李剑锋, 张苏慧等. 图像智能化的目标检测技术(I)目标-背景视觉模型[J]. 北京邮电大学学报, 2003, **26**(增): 1~7.]
- Adalsteinsson D, Sethian J A. The fast construction of extension velocities in level set methods [J]. Journal of Computational Physics, 1999, **148**(1): 2~22.
- Yang Li, Yang Xin. Multi-object segmentation based on curve evolving and region division [J]. Chinese Journal of Computer, 2004, **27**(3): 240~245. [杨莉, 杨新. 基于区域划分的曲线演化多目标分割[J]. 计算机学报, 2004, **27**(3): 420~425.]