

# 基于色差向量场的彩色光学显微细胞图像分割

关 涛<sup>1</sup> 周东翔<sup>1</sup> 刘云辉<sup>2</sup>

(<sup>1</sup> 国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)  
<sup>2</sup> 香港中文大学机械与自动化工程学系, 香港

**摘要** 细胞图像分割是医学图像处理领域的研究热点之一。传统的细胞图像分割算法多是基于灰度图像的分割, 图像中的颜色信息利用得不充分。在深入分析细胞图像颜色特征的基础上, 提出了基于色差向量场分析细胞图像颜色变化规律的方法, 相比于经典的彩色空间(HSV、YIQ、CIEL \*a\*b\*), 这种方法更能够突出图像中的主体细胞与非细胞区域的差异, 而且针对大量图像的普适性更好。然后基于细胞图像的色差向量场, 提出了一种循环匹配的分割方法, 同时采用色差强度对分割结果进行了进一步的修正。通过对实际采集的彩色细胞图像样本的分割实验验证, 该算法比 RGVF Snake 算法的分割结果更可靠, 准确率可以达到 95.2%, 而且能够实现不同颜色重叠细胞图像的分割。

**关键词** 图像处理; 细胞图像分割; 彩色空间; 色差向量场

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201434.0115001

## Color Optical Microscopic Cell Image Segmentation Based on Color Difference Vector Field

Guan Tao<sup>1</sup> Zhou Dongxiang<sup>1</sup> Liu Yunhui<sup>2</sup>

<sup>1</sup> College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China  
<sup>2</sup> Department of Mechanical and Automation Engineering, Chinese University of Hong Kong, Hong Kong, China

**Abstract** Cell image segmentation is one of the hot topics in medical image processing. Most of the classical algorithms for cell image segmentation are based on grayscale images, which results in loss of color information in images. Based on analyzing the characteristics of the color cell images, we present a color difference vector field to model the color feature of cell images. In the color difference vector field, the difference between cell region and non-cell region is more distinct compared with other classical color spaces, such as HSV, YIQ and CIEL \*a\*b\* spaces. Furthermore, this method is more robust for a large number of cell images. Based on the color difference vector field, a sequential match method is proposed for segmentation of cell images. In order to obtain more accurate results, the color difference strength is used to refine the segmentation results. Various color cell images containing overlapped cells have been tested to show the validity and effectiveness of the proposed method. The accuracy of the proposed method reaches 95.2%, which is higher than that of the RGVF Snake method.

**Key words** image processing; cell image segmentation; color spaces; color difference vector field

**OCIS codes** 100.2000; 100.2960; 100.5010

**收稿日期**: 2013-07-09; **收到修改稿日期**: 2013-09-05

**基金项目**: 国家自然科学基金(61375032)

**作者简介**: 关 涛(1984—), 男, 博士研究生, 主要从事医学图像处理、计算机视觉方面的研究。

E-mail: gt\_mike2003@126.com

**导师简介**: 刘云辉(1965—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事机器人学、人工智能和自动控制等方面的研究。

E-mail: yunhui.liu@gmail.com

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 [www.opticsjournal.net](http://www.opticsjournal.net)

## 1 引 言

近年来,图像处理与计算机视觉技术在生物医学工程领域的广泛应用加快了生物医学的发展。利用计算机技术对光学显微镜细胞图像进行细胞参数的定量分析,可以辅助医师对细胞的病变状态进行判别,能够在一定程度上减轻医务人员的工作负担,具有很大的应用潜力。因此细胞图像处理逐渐成为医学图像处理领域的一个研究热点<sup>[1]</sup>。

实现细胞图像的病理学识别,重点在于细胞图像分割,即从显微镜细胞图像中提取出所需要的细胞区域,从而为后续定量分析做必要的准备。到目前为止,国内外学者已经对细胞图像的分割技术进行了大量的研究。其中主要有两类研究,一类是针对显微镜低倍物镜采集的低分辨率大图像的分割<sup>[2-7]</sup>,这类分割主要是实现细胞核、实质细胞区域的定位;另一类是针对显微镜高倍物镜采集的高分辨率细胞图像<sup>[8-10]</sup>,这类分割主要是实现单细胞、重叠细胞图像的分割。本算法研究的是针对高分辨率单细胞图像、重叠细胞图像的分割。不论是哪类细胞图像的分割,目前的分割算法大多是基于灰度图像的。Mat-Isa 等<sup>[4]</sup>采用种子点区域增长的方法分割细胞核,Harandi 等<sup>[7]</sup>采用水平集方法分割细胞区域。文献<sup>[5]</sup>采用自适应阈值的方法分割细胞核进而实现宫颈细胞图像的分类。Yang-Mao 等<sup>[9]</sup>提出 EENCC 算法,针对边缘模糊的单细胞图像,结合 GVF 梯度向量场进行灰度图像的增强,进而能够分割一部分边缘模糊的单细胞图像。Li 等<sup>[10]</sup>提出的 RGVF Snake 算法用于分割单细胞图像,该算法首先将彩色细胞图像转换为 CIEL \*a\*b\* 空间得到 L 分量(灰度图像),然后采用射线梯度的思路结合 GVF Snake 模型,提出了 RGVF Snake 模型分割单细胞图像,取得了一定的效果。在这些基于灰度图像处理的分割算法中,有的分割算法效果虽然较好,但需要人工交互,或只是针对单个无重叠的细胞图像,当图像中的细胞出现重叠,尤其是出现不同颜色的细胞重叠时,这类算法效果不好。

在彩色细胞图像处理方面,Plissiti 等<sup>[2-3]</sup>将彩色图像视为红(R)、绿(G)、蓝(B)三个单独通道的图像来分别处理,最后将处理结果进行简单的融合;Bergmeir 等<sup>[6]</sup>同样基于 RGB 空间对细胞图像进行分割处理。Chi 等<sup>[11]</sup>将彩色图像变换到 HSV 空间,在 H、V 通道利用模糊聚类的方法进行图像分割。这些彩色细胞图像处理方法是利用现有的彩色空间(如 RGB、HSV 空间),将原图像变换到某一

彩色空间下进行处理,没有能够深入挖掘彩色细胞图像的颜色特性,对于彩色细胞图像的适用性差。因此,到目前为止细胞图像彩色信息的利用并不充分,彩色细胞图像分割还有待大量深入的研究。

本文在深入分析光学显微镜彩色细胞图像的颜色特征的基础上,指出图像中颜色信息的出现是由于像素点的 R、G、B 三分量之间出现了差值,不同的差值将会导致像素点颜色的差异,从而提出了一种彩色细胞图像颜色特征的分析方法——色差向量场分析法。通过对比已有的典型彩色空间(HSV、YIQ、CIEL \*a\*b\*)处理细胞图像的结果,验证了本文方法对彩色细胞图像的有效性。然后基于色差向量场的分析,提出了一种循环匹配的方法进行细胞分割。在分割重叠细胞图像的实验中,通过与现有的细胞图像分割算法的对比,验证了本文算法对于分割细胞图像,特别是不同颜色重叠的细胞图像的有效性。提出的算法能够在细胞图像的病理学识别方面发挥积极的作用。

## 2 光学显微细胞图像颜色特征分析

对于一幅图像,人眼只能识别图像中的几十种灰度级,但可以识别成千上万种颜色,所以彩色图像处理受到越来越多学者的关注<sup>[12-14]</sup>。人眼所感知的色彩是由通常称为 R、G、B 的三种颜色混合而成,由 RGB 表示的 RGB 彩色空间广泛应用于图像的显示及存储领域<sup>[12]</sup>。虽然 RGB 空间在图像显示方面比较有效,但是不适合应用于图像分割。主要原因是 RGB 三分量之间的相关性大,而且 RGB 空间是不均匀的,与人类视觉认知色彩的机理不吻合。由 RGB 空间做线性或非线性变换,可以得到其他的彩色空间,如 HSV、YIQ、CIEL \*a\*b\* 空间等<sup>[15-16]</sup>。在 HSV 空间中,H、S 通道代表的是颜色分量;在 YIQ 空间中 I、Q 通道代表的是颜色分量;在 CIEL \*a\*b\* 空间中,a\*、b\* 代表的是颜色分量。但是这些彩色空间都具有一定的局限性,不能够适合于所有彩色图像处理,因此在彩色图像处理领域,选择最佳的彩色空间是一个普遍性的难题。

本文针对光学显微镜细胞图像(以下简称细胞图像),利用不同的彩色空间进行了分析,如图 1 所示。在细胞图像中,以图像中的主体细胞作为待分割的对象进行分析,并从细胞内部的均匀性、内部区域与外部区域的差异度这两个角度来定性分析不同彩色空间的应用价值。图 1 中分别给出了原始彩色细胞图像在 HSV 空间中 H 通道的图像、YIQ 空

间 I、Q 通道的图像、CIEL \*a\*b\* 空间中 a\*、b\* 通道的图像。从图中可以得出一些结论:1)对于 HSV 空间, H 通道图像的细胞内部存在一些亮度与主体区域不一致的“斑点”,区域内的一致性差;2)对于 YIQ 空间,细胞内外区域的差异度较小;3)对于 CIEL \*a\*b\* 空间,细胞内外区域的差异度很小,可用性差。对细胞图像进行分割,很重要的一点就是:在所使用的彩色空间下,细胞内部的均匀性高、内部区域与外部区域的差异度大,但是,这些典型的彩色空间都不能够满足这一要求,尤其针对大量图像样本的普适性差。

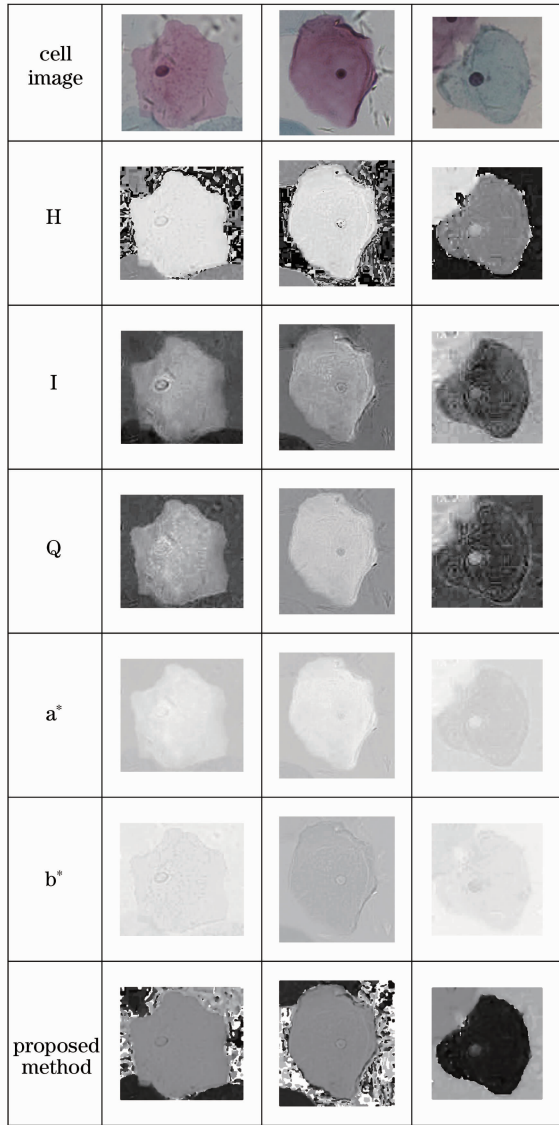


图 1 细胞图像在不同颜色空间下的效果图

Fig. 1 Cell images in different color spaces

本文提出一种新的分析细胞图像颜色的方法——色差向量场方法,从色差向量场的角度来分析细胞图像的颜色变化规律,从而提出彩色细胞图

像分割法。

在由 RGB 表示的彩色图像中,灰度(不含颜色信息)由 RGB 三分量两两相等来表示,当  $R=G=B$  时,图像不含颜色信息,只含有亮度信息。但是当 RGB 三分量彼此不相等的时候,则会出现颜色信息,如  $R=G=B=255$  表示纯白色,  $R=255, G=B=0$  表示红色<sup>[15]</sup>。RGB 的不同组合可以表示不同的颜色,也即当 RGB 三分量之间出现差值的时候就出现了颜色信息。受到这一思路的启发,本文提出归一化色差向量  $[u, v]$  来表征颜色信息:

$$\begin{cases} u = \frac{R-G}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)^2}} \\ v = \frac{R-B}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)^2}} \end{cases}, \quad (1)$$

当  $u=v=0$  时,色差向量为 0,表示不含有颜色信息,否则含有颜色信息。

在给出色差向量的定义后,图像中的每个像素点就对应了一个色差向量。图 2 给出细胞图像的色彩向量场分布图,这里提出的色差向量场指的是:在一幅图像中,每个像素点由其对应的色差向量来表示,这样一幅图像就由一系列的方向和幅值不同的向量来表示,从而形成一个向量场——色差向量场。图 2(c)对应的是图 2(a)中红色圆区域的放大图。从图 2 中可以看出,在原始图像对应的色差向量场下,边缘点的邻域内色差向量方向的分布不同。从图 2(d)给出的放大色差向量场图中,可以明显地分辨出边缘位置,即为色差向量交汇的点组成的边缘(但是在灰度图像下这种边缘信息则比较弱)。

为了便于对比分析,这里将色差向量转换为角度  $\theta$ :

$$\theta = \arctan u/v. \quad (2)$$

然后将角度值转换为灰度图像对应的灰度值进行显示,并将该图称为色差向量角度图,如图 1 中的最后一行所示。可以看出本文提出的色差向量角度图更能够反映出图像中主体细胞的颜色与其他区域的不同,在区域内一致性和区域内差异度两个方面优于经典的彩色空间。

### 3 彩色细胞图像的分割

#### 3.1 色差向量场下的细胞边缘特性分析

在色差向量场中,细胞区域内的像素点颜色分布均匀,每个像素点对应的色差向量大小和方向近乎一致,如图 3(c)所示;在细胞边缘处,边缘点附近的色差向量分布规律为:有一部分色差向量与细胞

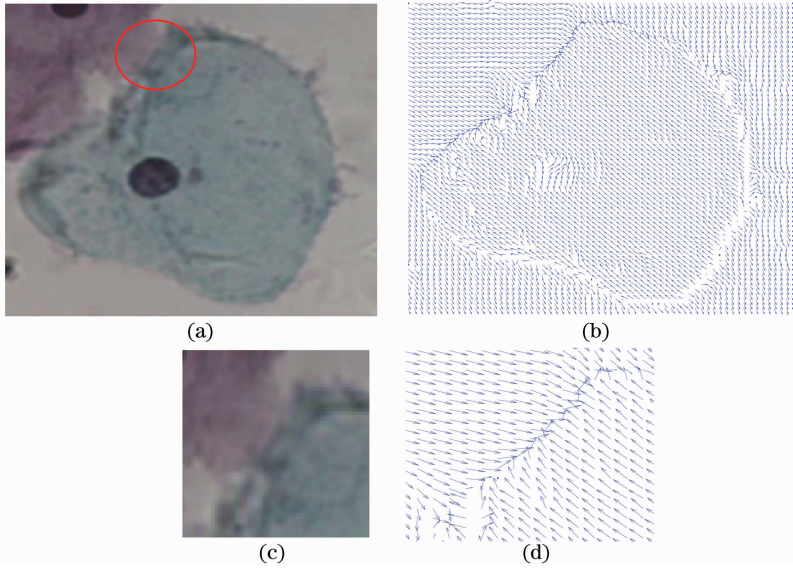


图 2 (a)原始细胞图像；(b)色差向量场分布图；(c)细胞图像的放大图；(d)色差向量场放大图

Fig.2 (a) Original cell image; (b) color difference vector field; (c) cell image in high resolution; (d) color difference vector field in high resolution

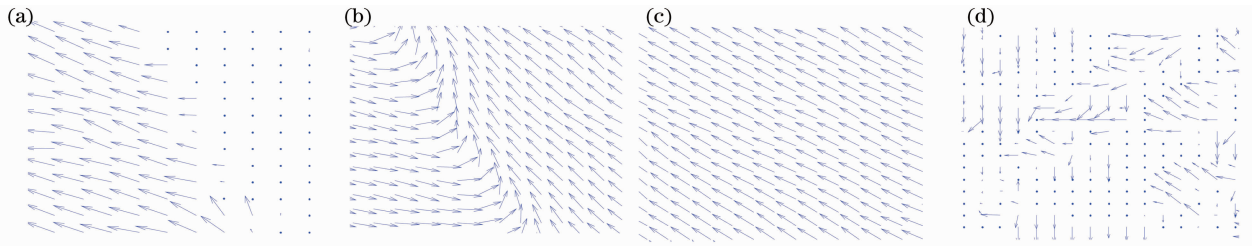


图 3 细胞和非细胞区域内的色差向量场。(a)细胞与背景边缘处；(b)不同颜色重叠细胞边缘处；(c)细胞内部；(d)非细胞区域

Fig.3 Color difference vector fields in cell and non-cell regions. (a) Color difference vector field of the edge region between cell and background; (b) edge region between different color cells; (c) in cell region; (d) in non-cell region

区域内的色差向量一致,另一部分色差向量则不同,如图 3(a)和(b)所示;在非细胞区域内,色差向量的分布杂乱无章、没有明显的规律可循,如图 3(d)所示。

根据上述分析,提出了一种循环匹配的方法基于色差向量场实现图像中主体细胞的分割。该方法的大致思路为:定位图像中的细胞核,根据细胞核位于细胞内部、被细胞浆环绕这一特性,本文选取细胞核周围的一部分像素点所对应的色差向量均值作为模板。在每个像素点周围顺时针取 16 个点对应的色差向量,用这 16 个色差向量与模板循环匹配,将匹配结果赋予一定的数值作为该像素点在粗分割图像中的像素值。

### 3.2 色差向量模板提取

细胞的边缘是细胞浆与背景和其他细胞区域的交界处,本文算法需要提取细胞浆内部的色差向量

作为模板。由于细胞核被细胞浆环绕,所以提取细胞核周围的一部分细胞浆的色差向量的均值作为模板。细胞核在图像中的主要特征是颜色深、形状为圆形、面积在一定的范围内,参考文献[2]中的方法,采用形态学重建提取图像中的局部颜色较深(对应灰度图像中的局部极小值)的区域,但是提取的这些区域包含一部分杂质,根据之前的工作<sup>[5]</sup>中采用的方法,提取细胞核区域的面积、周长、区域面积与外接凸多边形面积比、长宽比等参数对分割后得到的细胞核区域进行筛选,一方面剔除杂质,另一方面从中提取出有效的细胞核区域。图 4 中显示的是细胞核提取的过程。本文采用的细胞核提取算法,主要是针对常见的细胞核形态。对于复杂形态细胞核的提取问题,目前国内外已有很多文献[1-2,4,10]进行了相关研究,对于这类问题将会在后续工作中深入研究。



提取细胞核后,首先对细胞核区域进行两次形态学膨胀,设提取细胞核后的图像为  $f_{nuclei}$ ,用于获得采样区域的模板图像为  $f_{sample}$ ,则

$$f_{sample} = f_{nuclei} \oplus SE_2 - f_{nuclei} \oplus SE_1, \quad (3)$$

式中 $\oplus$ 代表形态学膨胀运算, $SE_1$ 和 $SE_2$ 为椭圆型结构元素,尺寸不同。如图4(d)所示,图中的白色

区域即为获取颜色模板的区域,记为 $\Omega$ 。颜色模板 $T$ 通过计算该区域内的色差向量均值获得:

$$T = \frac{1}{N} \left[ \sum_{i \in \Omega} u_i, \sum_{i \in \Omega} v_i \right], \quad (4)$$

式中 $i$ 为区域 $\Omega$ 内的第 $i$ 个像素点, $N$ 为 $\Omega$ 内的像素点数量。

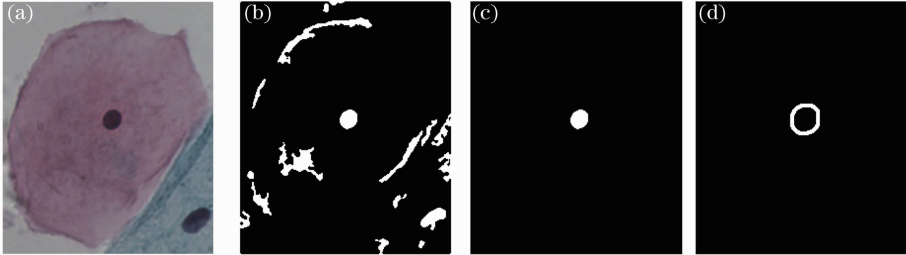


图4 (a)原始细胞图像;(b)形态学重建提取的区域;(c)细胞核提取;(d)用于提取颜色模板的区域

Fig. 4 (a) Original cell image; (b) results of morphological reconstruction; (c) extraction of cell nuclei region; (d) region for extraction of color template

### 3.3 细胞分割

在色差向量场中,以某个像素点 $(i, j)$ 为中心,取一个窗口(本文选取 $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$ ,这一尺寸的选择可以根据图像的分辨率进行调整),顺时针方向选取窗口外围的所有像素点对应的色差向量,组成一个色差向量数组,设为 $Q$ , $Q$ 内的每个元素对应一个色差向量。 $Q$ 内色差向量的分布规律为:对于细胞边缘,色差向量与模板向量相近, $Q$ 内将会有连续多个向量与模板向量一致;对于非感兴趣的细胞区域,与色差向量模板接近的元素很少或者几乎没有,而

且这些元素的分布呈现杂乱的态势;对于细胞内部区域,几乎所有的点都与模板一致。这样本文的算法寻找 $Q$ 内与模板接近的连续分布的点的数量,数量越大说明该点越有可能是属于细胞内部的点,而数量越小则该点属于细胞的可能性越小。算法遍历图像中的每一个像素点,以像素点 $(i, j)$ 为例,循环匹配后得到的图像为 $f_{match}$ ,流程如下:

1) 设置一个 $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$ 窗口,像素点 $(i, j)$ 对应该窗口的中心位置,顺时针选取该窗口最外围的像素点,总共16个点( $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$ 窗口最

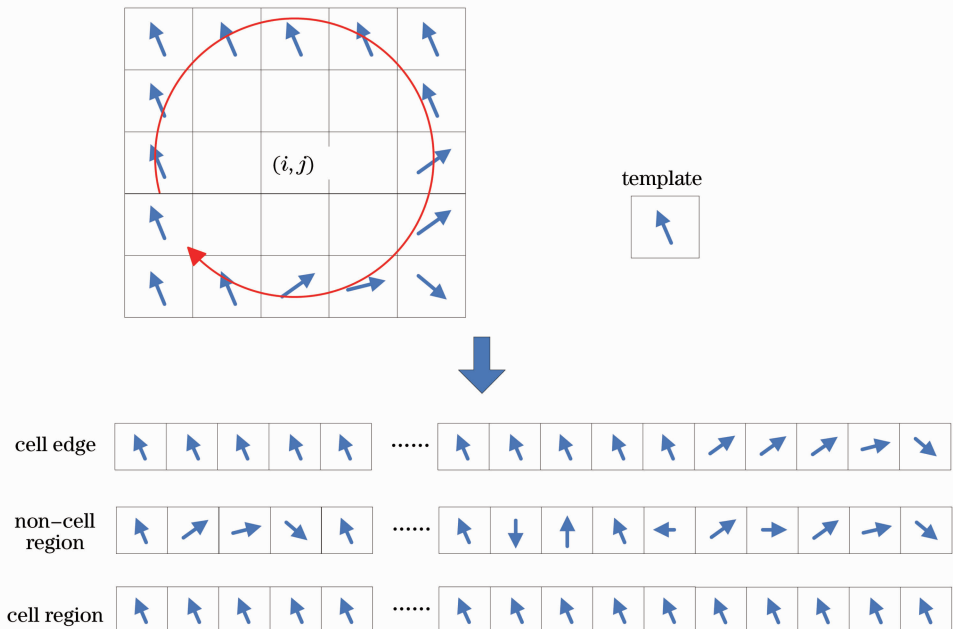


图5 循环匹配的分割算法示意图

Fig. 5 Sequential match algorithm

外围包含 16 个像素点), 组成一个 16 维的数组  $Q$ , 如图 5 所示。将该数组  $Q$  的每一个元素与模板进行相减, 取模值得到数组  $Q_d$ 。

2) 然后计算  $Q_d$  内元素连续小于阈值  $T_1$  的个数  $C$ 。

3) 像素点  $(i, j)$  的像素值被赋予  $f_{\text{match}}(i, j) = C$ 。

本文选取的色差向量进行了归一化处理, 如上述(1)式, 这样做可能带来的一个问题是某些背景像素点虽然亮度很大, 但仍然存在微弱的色差分量, 如果对其进行归一化处理, 将放大背景像素点的色差分量, 从而影响整个图像的分割结果。为了避免这






个问题, 提出色差强度的概念, 定义如下:

$$C_s = \frac{|R-G| + |R-B|}{R+G+B}. \quad (5)$$

色差强度反映了像素点的色差分量与整体亮度的比值, 色差强度越大, 颜色信息越丰富, 反之颜色信息少, 视觉效果偏亮或偏暗。表 1 列举了细胞图像不同区域(细胞浆、背景)的平均色差强度, 从中可以看出图像的视觉效果与色差强度的对应关系: 背景的色彩强度低, 视觉效果偏亮; 细胞浆的色彩强度高, 颜色信息丰富。

表 1 细胞与背景的色彩强度对比

Table 1 Comparison of the color difference strength between cell and background

	Background			Cell	
					
Average color strength	0.0241	0.0363	0.3232	0.1555	0.2383

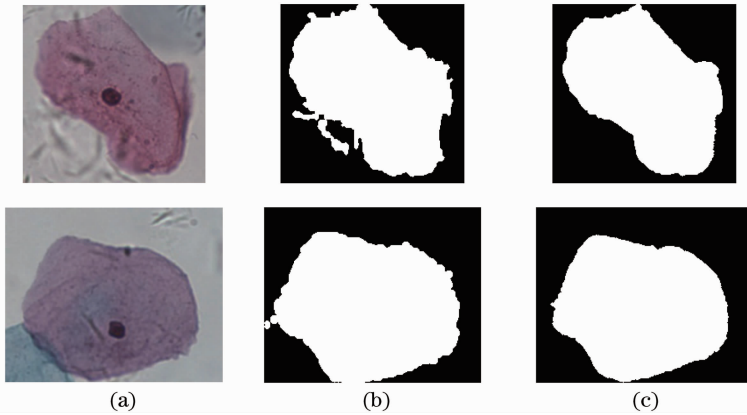


图 6 (a) 原始图像; (b) 粗分割图像; (c) 经过色差强度修正的细胞分割结果

Fig. 6 (a) Original image; (b) rough segmentation results; (c) segmentation results refined by the color difference strength

为了进一步得到精确的细胞分割结果, 利用色差强度对分割结果作进一步处理。设循环匹配后得到的图像为  $f_{\text{match}}$ , 经过色差强度修正的图像为  $f_{\text{refine}}$ 。  $f_{\text{refine}}$  中细胞区域与非细胞区域的像素值差异已经比较大, 本文采用阈值分割的方法得到最终的分割结果  $f_{\text{result}}$  :

$$f_{\text{refine}} = f_{\text{match}} \times C_s, \quad (6)$$

$$f_{\text{result}}(i, j) = \begin{cases} 1, & f_{\text{refine}}(i, j) \geq T_2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (7)$$

式中  $T_2$  为阈值分割的门限,  $(i, j)$  表示图像中的像素点  $(i, j)$ 。由于  $f_{\text{refine}}$  中细胞已经非常明显, 且与非细胞区域的像素值差异较大, 所以阈值  $T_2$  选取一

个适度的值即可, 而且这个阈值  $T_2$  对图像的依赖性不强。图 6(c) 显示了经过色差强度修正的分割

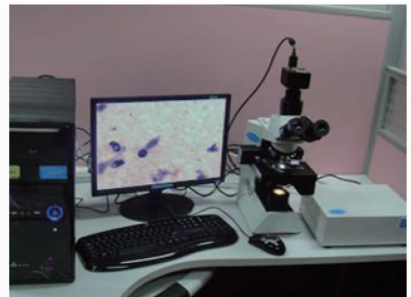


图 7 课题组自行研发的全自动显微镜系统  
Fig. 7 Automatic microscopy system of our lab

结果,可以看出经过色差强度的修正,可以排除一部分背景像素点的影响,细胞分割效果更好。

## 4 实验结果与讨论

### 4.1 实验平台及图像数据获取

本文作者所在实验室自行研发了一套全自动显微镜图像采集系统<sup>[17]</sup>,如图 7 所示。该系统采用

Olympus 显微镜光路系统及大恒 CCD 相机采集图像,其中物镜放大率为 40 倍,CCD 相机分辨率为  $1392 \text{ pixel} \times 1040 \text{ pixel}$ (141M)。实验共采集 500 幅细胞图像,其中一部分如图 8 和图 9 所示,本文只研究单个实体细胞图像的分割,这里仅给出了单细胞(包含部分重叠细胞)图像。图像尺寸约为  $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 。

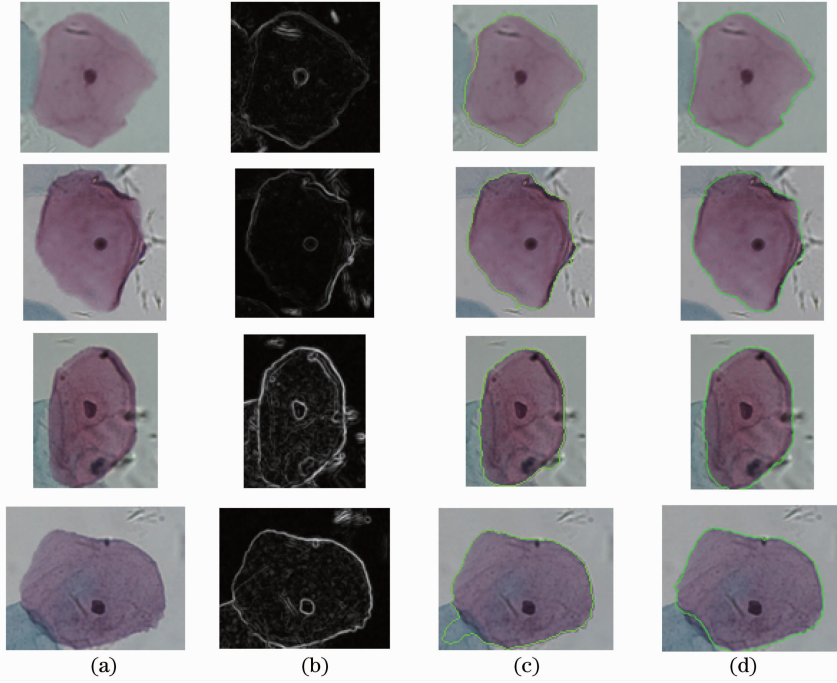


图 8 细胞分割结果对比 1。(a)原始图像；(b)灰度图像边缘检测结果；(c) RGVF Snake；(d)本文方法

Fig. 8 Cell image segmentation results 1. (a) Original images; (b) grayscale image edge detection results; (c) RGVF Snake; (d) proposed method

### 4.2 细胞分割结果

为了验证本文算法的性能,将本文算法与 Sobel 边缘检测算法、RGVF Snake 算法进行对比,如图 8 和图 9 所示。图中绿色的线代表分割得到的细胞区域的边缘轮廓线。Sobel 边缘检测的结果是针对灰度图像的边缘提取结果,从中可以看出,虽然细胞的边缘被检测出来,但是很多非细胞的杂质边缘同时被检测出来,而且这些杂质边缘很难剔除掉,因此对于这类不同颜色重叠的细胞图像,单纯用灰度图像的处理方法很难得到好的分割效果。图中还对比了本文算法与 RGVF Snake 算法的分割结果,可以看出 RGVF Snake 算法很容易受到重叠细胞区域或者背景中杂质的影响,使得细胞分割的结果与真实细胞存在着一定的差异。例如图 8 的第一、第二行图像, RGVF 算法的分割结果与真实的细胞相近,但是仍存在一定的过分割(第一行图像)和误分割(第二行图像)。从图 8 第一行细胞图像的灰度

边缘检测结果可以看出,该图像边缘模糊, RGVF Snake 算法得到的细胞轮廓偏离了细胞真实轮廓,但是本文算法得到了更接近真实细胞的轮廓提取结果;第三行, RGVF 的分割结果将一部分深色的杂质误分割到细胞内;第四行, RGVF 的分割结果将一部分与实体细胞重叠的细胞浆误分割到细胞内。图 9 列举了另外一些 RGVF 误分割的图像,误分割主要发生在重叠细胞区域。与 RGVF 算法相比,本文算法对于分割这种颜色信息丰富的重叠细胞图像的效果更好,分割结果与真实细胞基本吻合,尤其对于边缘模糊、颜色差异明显的重叠细胞图像,本文算法的性能更加突出。

在本文的算法中有两个阈值(见 3.3 节) $T_1$  和  $T_2$ ,对于阈值  $T_1$ ,由于  $Q_d$  内的数值反映的是待处理像素点与模板像素点之间的颜色差异,数值越小差异越小,所以  $T_1$  选取一个较小的数值;而对于  $T_2$ ,由于在经过色差强度修正的分割结果  $f_{\text{refine}}$  中,主体

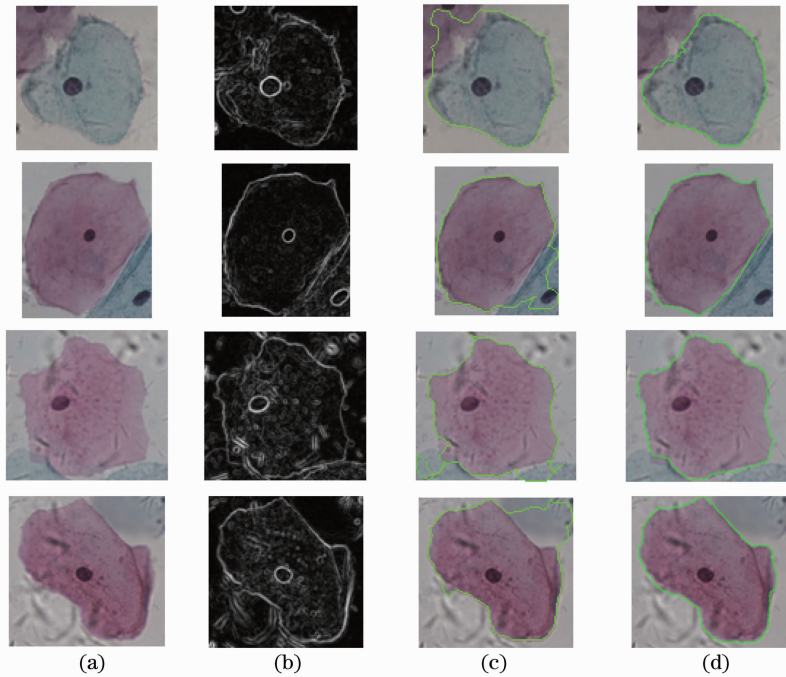


图 9 细胞分割结果对比 2。(a)原始图像;(b)灰度图像边缘检测结果;(c) RGVF Snake;(d)本文方法

Fig. 9 Cell image segmentation results 2. (a) Original images; (b) grayscale image edge detection results; (c) RGVF Snake; (d) proposed method

细胞区域的像素点的像素值较大,而非细胞区域的像素点像素值较小,所以  $T_2$  同样选取一个较小的数值即可。为了验证这两个阈值对于图像的依赖性,对实验的 500 幅图像样本进行了统计实验。实验中,首先对上述两个阈值选取一个固定的经验值 ( $T_1$  取 0.18,  $T_2$  取 0.10),然后对实验效果不好的图像进行阈值调整,以得到好的分割结果,从而确定对这些图像的最佳阈值。实验结果如表 2、3 所示,表中给出了在选定的阈值下,能够得到较好的分割结果的图像样本数量。以表 2 为例,当阈值选为 0.18 时,总共有 483 幅图像能够得到较好的分割结果,而有 5 幅图像的分割最佳阈值取值为 0.15,有 10 幅图像的分割最佳阈值取值为 0.2,有 2 幅图像的分割最佳阈值取值为 0.22。表 2、3 中的结果显示,阈值的选取对图像的变化范围较小,手动选取经验阈值对大部分图像都是有效的,采用手动经验选取阈值的方法能够得到较好的分割结果。

表 2 阈值  $T_1$  的最佳取值分布范围

Table 2 Optimal value of threshold  $T_1$

Optimal threshold	0.18	0.15	0.20	0.22
Total number of images	483	5	10	2

表 3 阈值  $T_2$  的最佳取值分布范围

Table 3 Optimal value of threshold  $T_2$

Optimal threshold	0.10	0.15
Total number of images	495	5

为了定量分析本文算法的分割精度,对图像样本进行了统计实验,实验中  $T_1$  取 0.18,  $T_2$  取 0.10, 并采用 ZSI 相似指数<sup>[18]</sup> (Zijdenbos similarity index)计算分割结果的精度

$$I_{zs} = 2 \frac{\# \{A_1 \cap A_2\}}{\# \{A_1\} + \# \{A_2\}}, \quad (8)$$

式中  $A_1$  为真实细胞区域,  $A_2$  为分割结果得到的细胞区域,  $\# \{ \}$  表示取图像区域像素点的数量。真实细胞区域由专业的医师手动分割细胞图像得到。ZSI 指数反映了算法分割结果与真实细胞的相似度。表 4 给出了本文算法与 RGVF Snake 算法对于分割本文实验所用的图像样本的分割精度对比,其中的 ZSI 指数是针对实验样本的平均值。可以看出对于含有重叠细胞的彩色细胞图像分割,本文算法的精度更高。

表 4 平均 ZSI 指数对比

Table 4 Comparison of average ZSI

	RGVF Snake	Proposed method
Average ZSI of tested images	0.891	0.952

本文算法虽然主要针对的是单个细胞图像(包含部分重叠细胞)的分割,但是该算法对于多细胞大图像的分割是有意义的。因为对于一幅含有多个细胞的大图像的分割问题,可以首先进行细胞核的定位(如文献[2]所做的研究),在逐一定位每一个细胞



核之后,可以以每一个细胞核为中心通过采用本文提出的算法分割属于该细胞核的细胞区域。这样多细胞图像的细胞核定位算法结合本文提出的单细胞图像的精确分割算法就可以实现整个多细胞大图像的精确分割。

## 5 结 论

以医学图像中细胞图像的分割为应用背景,研究了一种针对光学显微细胞图像的彩色图像分割算法。算法在研究细胞图像中的颜色差异机理的基础上,提出了基于色差向量场的彩色细胞图像分析方法。色差向量表征了细胞的颜色信息,图像中不同颜色的像素点对应的色差向量会有明显的差异。通过对细胞图像色差向量场的分析,提出了一种基于循环匹配的细胞图像分割方法,为了得到更精确的分割结果,利用色差强度对粗分割的结果进行了一定的修正。实验部分,对作者所在课题组研发的全自动显微图像采集系统采集的细胞图像进行了图像分割实验,并采用 ZSI 相似指数验证分割结果相对于人工分割结果的精确度,实验结果表明,本文算法相比于其他算法(RGVF Snake 算法)的分割结果更可靠,准确率可以达到 95.2%,而且对于不同颜色重叠的细胞图像也能取得较好的分割结果。

目前,实验正致力于进一步改进细胞分割算法的效果,希望能引入更为稳健的分割方法。同时研究针对显微镜低倍物镜采集的低分辨率大图像的分割,这类图像的分割目的主要是定位图像中的实体细胞区域,然后结合本文算法研究的高倍物镜下细胞图像的精细分割,使得算法更能够接近工程实际的应用。

## 参 考 文 献

- 1 Fan Jinping. The Research on the Method of Cervical Cell Image Segmentation and Recognition [D]. Guangzhou: Jinan University, 2010.  
范金坪. 宫颈细胞图像的分割和识别方法研究[D]. 广州: 暨南大学, 2010.
- 2 M E Plissiti, C Nikou, A Charchanti. Automated detection of cell nuclei in pap smear images using morphological reconstruction and clustering [J]. IEEE Trans Inf Technol B, 2011, 15(2): 233-241.
- 3 M E Plissiti, C Nikou, A Charchanti. Watershed-based segmentation of cell nuclei boundaries in pap smear images [C]. Proceedings of the IEEE/EMBS Region 8 International Conference on Information Technology Applications in

- Biomedicine, ITAB, 2010.
- 4 N A Mat-Isa, M Y Mashor, N H Othman. An automated cervical pre-cancerous diagnostic system [J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2008, 42(1): 1-11.
- 5 Guan Tao, Zhou Dongxiang, Liu Yunhui, *et al.*. Classification of cervical cell images based on adaptive thresholding segmentation [J]. Signal Processing, 2012, 28(9): 1262-1270.  
关 涛, 周东翔, 刘云辉, 等. 基于自适应阈值分割的宫颈细胞图像自动分类算法[J]. 信号处理, 2012, 28(9): 1262-1270.
- 6 Christoph Bergmeir, Miguel Garcia Silvente, Jose Manuel Benitez. Segmentation of cervical cell nuclei in high-resolution microscopic images: a new algorithm and a web-based software framework [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2012, 107(3): 497-512.
- 7 Negar M Harandi, Saeed Sadri, Noushin A Moghaddam, *et al.*. An automated method for segmentation of epithelial cervical cells in images of ThinPrep [J]. J Medical Systems, 2010, 34(6): 1043-1058.
- 8 M H Tsai, Y K Chan, Z Z Lin, *et al.*. Nucleus and cytoplasm contour detector of cervical smear image [J]. Pattern Recogn Lett, 2008, 29(9): 1441-1453.
- 9 S F Yang-Mao, Y K Chan, Y P Chu. Edge enhancement nucleus and cytoplasm contour detector of cervical smear images [J]. IEEE Trans Systems, Man, and Cybernetics, 2008, 38(2): 353-366.
- 10 K Li, Z Lu, W Liu, *et al.*. Cytoplasm and nucleus segmentation in cervical smear images using radiating GVF snake [J]. Pattern Recogn, 2012, 45(4): 1255-1264.
- 11 Zhang Chi, P Wang. A new method of color image segmentation based on intensity and hue clustering [C]. Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition, 2000.
- 12 Lin Kaiyan, Wu Junhui, Xu Lihong. A survey on color image segmentation techniques [J]. Chinese J Image and Graphics, 2005, 10(1): 1-10.  
林开颜, 吴军辉, 徐立鸿. 彩色图像分割方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(1): 1-10.
- 13 Kang Mu, Wang Baoshu. An adaptive color image enhancement algorithm based on human visual properties [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(11): 3018-3024.  
康 牧, 王宝树. 基于人眼视觉特性的彩色图像自适应增强算法 [J]. 光学学报, 2009, 29(11): 3018-3024.
- 14 Zhang Ruijuan, Zhang Jianqi, Yang Cui, *et al.*. Study on color image registration technique based on CSIFT [J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(11): 2097-2103.  
张锐娟, 张建奇, 杨 翠, 等. 基于 CSIFT 的彩色图像配准技术研究 [J]. 光学学报, 2008, 28(11): 2097-2103.
- 15 R C Gonzalez, R E Woods. Digital Image Processing, Second ed [M]. New York: Prentice Hall, 2002.
- 16 H D Cheng, X H Jiang, Y Sun, *et al.*. Color image segmentation: advances and prospects [J]. Pattern Recogn, 2001, 34(12): 2259-2281.
- 17 Zhai Yongping, Zhou Dongxiang, Liu Yunhui. Large range autofocusing for microscopy with small depth of field [J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(4): 0418001.  
翟永平, 周东翔, 刘云辉. 极小景深条件下显微镜大范围聚焦 [J]. 光学学报, 2012, 32(4): 0418001.
- 18 A Zijdenbos, B Dawant, R Margolin, *et al.*. Morphometric analysis of white matter lesions in MR images: method and validation [J]. IEEE Trans Med Imaging, 1994, 13(4): 716-724.

栏目编辑: 李志兰