

文章编号 1004-924X(2012)12-2781-10

## 基于颜色、梯度矢量流活动轮廓及支持向量机实现白细胞的提取和分类

王卫星<sup>1,2\*</sup>, 苏培垠<sup>1</sup>

(1. 福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350000; 2. 瑞典皇家工学院, 斯德哥尔摩, 瑞典)

**摘要:**提出了一种基于图像技术实现白细胞分类的方法。首先,利用彩色图像的信息转换、距离变换和梯度矢量流活动轮廓(GVF Snake)等方法从血液细胞图像中提取出白细胞;然后,利用细胞核在图像中具有较高颜色饱和度的特点,结合数学形态学和 GVF Snake 方法从白细胞中精确地提取出细胞核。最后,根据细胞的形态、颜色及纹理特征用支持向量机(SVM)对白细胞进行分类。实验结果表明:在上述图像分割的基础上,基于支持向量机分类器的方法对白细胞进行分类,分类准确度能够达到 89.6%。与其他传统的分割和分类的方法相比,本文提出的方法具有一定的优越性。

**关键词:**图像提取;图像分类;血细胞图像;白细胞分类;梯度矢量流活动轮廓;支持向量机

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122012.2781

## Blood cell image segmentation on color and GVF Snake for Leukocyte classification on SVM

WANG Wei-xing<sup>1,2\*</sup>, SU Pei-yin<sup>1</sup>

(1. School of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350000, China;

2. Royal Institute of Technology, Stockholm, Sweden)

\* Corresponding author, E-mail: zmn525d@qq.com

**Abstract:** A leukocyte classification method was proposed by using image technologies. Firstly, based on image color information, image distance transformation and the Snake of Gradient Vector Flow (GVF Snake), the leukocytes were extracted in a blood cell image, and then the high saturation trait of the leukocyte nuclei was combined the morphological mathematics and GVF Snake to detect the nuclei in the leukocyte image. According to the features of morphometry, color and texture for cells, the Support Vector Machines (SVMs) were taken to classify the leukocytes. The results show that the proposed image segmentation method and the classifier to classify the leukocytes can achieve the accuracy by 89.6%. Compared to other traditional cell image segmentation and analysis methods, the proposed method is satisfactory.

**Key words:** image extraction; image classification; blood cell image; leukocyte classification; Gradient Vector Flow(GVF) Snake; Support Vector Machine(SVM)

收稿日期:2012-07-17;修订日期:2012-08-30.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61170147)

## 1 引言

人体的血液由血细胞和血浆组成,血细胞包括红细胞、白细胞和血小板。白细胞的含量和质量是人体健康状况的重要的表征之一,观察白细胞的数量、形态和比例的变化,即对白细胞的正确识别、分类、计数,有助于医生对病人的病情做出正确的诊断,并制定有效的治疗方案。在医学上,可以把白细胞分为嗜酸性粒细胞、嗜碱性粒细胞、中性粒细胞、单核细胞、淋巴细胞,其形态识别的依据主要是细胞大小、细胞核结构、核质比、细胞浆和细胞内颗粒等相对的差异。尽管有识别的依据,但在普通血细胞的识别过程中,仍然存在一些困难,这些困难主要是:(1)同类型的细胞存在着多态性,不同类型的细胞之间的形态区分存在着交叉重叠部分;(2)细胞在成像的过程中,容易受到光照、噪声、染色的影响,还有显微镜自身成像因素的影响等<sup>[1]</sup>。因此寻找一个准确、快速且可重复的分类技术为后续的特征提取、识别具有重大意义。

为了更好地分割图像和识别出白细胞,近几年,国内外学者对此提出了很多种方法,比如 Herbert<sup>[2]</sup>等利用 K 均值聚类方法将图像中的白细胞从背景和其它的细胞中分离出来,然后构造一个概率分类器,利用白细胞的形状和纹理特征,对图像中的白细胞进行分类;Madhumala<sup>[3]</sup>等运用标记的分水岭和形态学等方法将白细胞及其细胞核从显微图片中提取出来,根据细胞核的形状特征,运用贝叶斯分类器对白细胞进行分类;Ermai<sup>[4]</sup>等采用随机游动的原理提取细胞核的结构,然后利用其特征形态,并结合神经网络的原理对图像中的白细胞进行分类;印勇<sup>[5]</sup>等利用均值移动和支持向量机的方法对白细胞进行图像分割和分类等。上述的分割、识别方法虽有所不同,但算法思想都是为了提高血细胞图像分割的准确度和白细胞分类的精确度。

本文根据图像彩色信息、距离变换和梯度矢量流活动轮廓的方法从血细胞图像中提取出白细胞,然后在提取的细胞中利用形态学和梯度矢量流活动轮廓的方法检测细胞核,根据提取的白细胞的细胞核和细胞浆特征,利用支持向量机对白细胞进行分类。

## 2 细胞图像的分割及白细胞提取

本文中所用的分割与分类的流程图如图 1 所示。

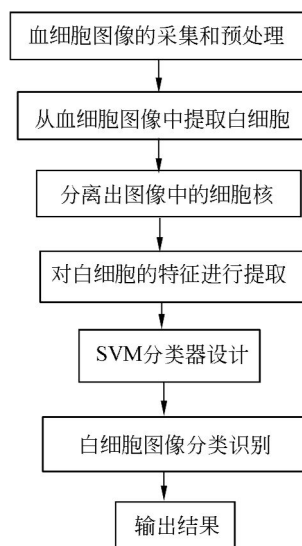


图 1 血细胞图像分割及白细胞分类的流程图

Fig. 1 Flow chart of blood image segmentation and leukocyte classification

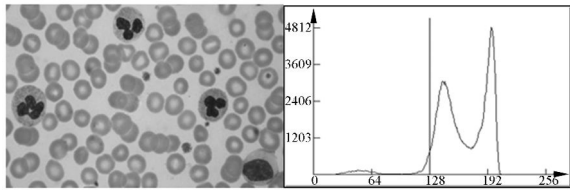
### 2.1 图像的预处理

通过显微镜得到的细胞图像,由于各种因素的影响,常常存在着不少颗粒状的噪声,为了后续的处理,需要对采集到细胞图像进行预处理。这里将采集到的图像通过适当的滤波器进行平滑处理,然后通过拉普拉斯滤波器进行图像的锐化和增强。

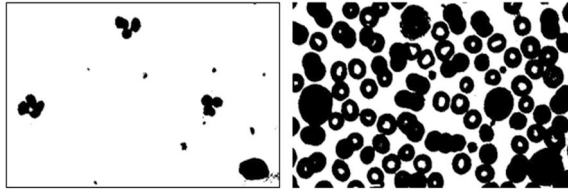
### 2.2 彩色血细胞图像的分割

通过试验证明:在血细胞图像中,无论是 RGB 图像还是灰度图像,传统的基于相似性的算法都不能准确地将白细胞分离出来:如图 2(b~d)所示,直方图是血细胞图像的灰度直方图,由 3 个峰组成,迭代阈值算法及大津阈值算法(Otsu)<sup>[6]</sup>将会检测到第一个谷点为阈值,分割的结果如图 2(c)所示,只有白细胞中的细胞核被分离出来,细胞浆丢失。如果检测两个最高峰或最大峰之间的谷点为阈值(two-modes 算法),如图 2(d)所示,大部分的细胞区域将被分离出来(包括红细胞和白细胞),但细胞内部信息缺失、轮廓定位不准确且有细胞粘连现象。

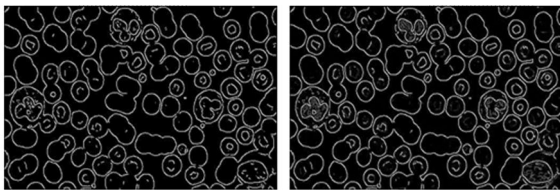
此外,白细胞也很难用基于边界扫描的方式



(a) 血细胞 RGB 图像 (b) 左图中灰度直方图  
(a) Blood cell RGB image (b) Grey scale histogram for (a)



(c) 大津阈值结果图像 (d) 直方图谷点阈值结果  
(c) Otsu thresholding (d) Two-mode thresholding



(e) 灰度的 Canny 图像 (f) 彩色的 Canny 图像  
(e) Grey level Canny image (f) Color Canny image

图 2 灰度及彩色图像的阈值及边界扫描结果

Fig. 2 Thresholding and edge detection results for grey and color images

提取出来,如图 2(e~f)所示,无论是彩色图像边界扫描还是灰度图像的边界扫描,白细胞噪声边界太多,致使白细胞提取困难。

如果将 RGB 图像转换成 HIS 图像,白细胞的提取将容易得多。HIS 颜色模型是利用色度、亮度和饱和度来描述彩色,这种描述对人来说更自然和直观。HIS 模型对于开发基于彩色描述的图像处理方法是一个理想的工具。公式(1)反映了 RGB 和 HIS 模型的关系<sup>[7]</sup>。

$$\begin{cases} I=0.4R+0.2G+0.4B \\ S=1-\frac{3}{(R+G+B)}[\min(R,G,B)] \\ \theta=\begin{cases} \arccos\left\{\frac{[(R-G)+(R-B)]/2}{[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]^{1/2}}\right\} & R\neq G\neq B \\ 0 & R=G=B \end{cases} \\ H=\begin{cases} \theta & B\leq G \\ 2\pi-\theta & B>G \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

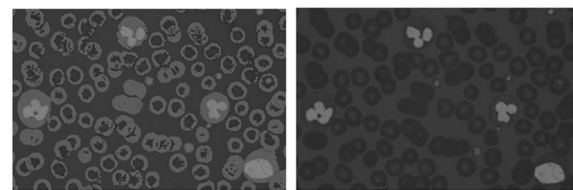
公式(1)中的饱和分量 S 和色度分量 H 的取值范围比较小(其中,  $S\in[0,1]$ ,  $H\in[0,2\pi)$ ),为了更好地显示将 H 和 S 分量,这里将饱和分量 S 和色度分量 H 归一化到  $[0,1]$  区间,然后量化到 0~255 区间进行显示。由于白细胞主要是红色与蓝色的混合色,通过试验分析,将红色和蓝色的权重设为 0.4。

对于色度图像,当  $R=G=B$  时,  $\theta$  值没有任何意义,为了区别,这里将  $R=G=B$  时  $\theta$  的值为 0;而  $R\neq G\neq B$  时则按照反余弦函数处理将式(1)转化为式(2)。

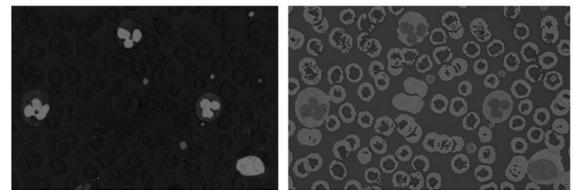
$$\begin{cases} I=0.4R+0.2G+0.4B \\ \text{Saturation}=1-\frac{3}{(R+G+B)}[\text{Min}(R,G,B)] \\ S=255\frac{\text{Saturation}-\text{Min}(\text{Saturation})}{\text{Max}(\text{Saturation})-\text{Min}(\text{Saturation})} \\ \theta=\begin{cases} \arccos\left\{\frac{[(R-G)+(R-B)]/2}{[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]^{1/2}}\right\} & R\neq G\neq B \\ 0 & R=G=B \end{cases} \\ \text{Hue}=\begin{cases} \theta & B\leq G \\ 2\pi-\theta & B>G \end{cases} \\ H=255\frac{\text{Hue}-\text{Min}(\text{Hue})}{\text{Max}(\text{Hue})-\text{Min}(\text{Hue})} \end{cases} \quad (2)$$

其中 Saturation 表示变化前的饱和度, S 表示变换后的饱和度,同理 Hue 表示变换前的色度, H 表示变换后的色度。

下面是两幅典型的血细胞图像,在处理前,红色记为饱和度(S),绿色记为色度(H),蓝色记为



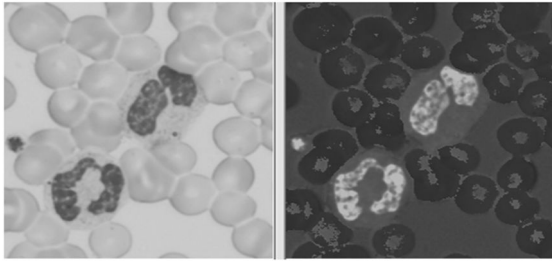
(a) HIS 细胞图像 (b) IS 细胞图像



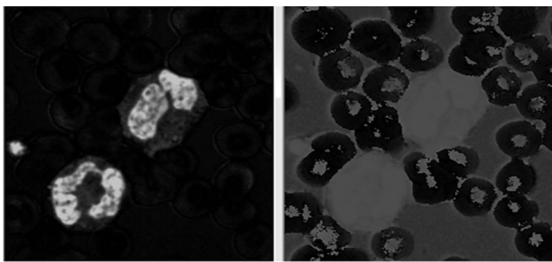
(c) S 细胞图像 (d) HS 细胞图像  
(c) S cell image (d) HS cell image

图 3 彩色图像(图 3(a))的形式转换后的不同结果  
Fig. 3 Transformation results for color image (Fig. 3(a))

亮度( $I$ )。在色度图像中,白细胞区域的绿色值远远高于红细胞区域的值,所以白细胞很容易被提取出来。如图 3 中的(b~d),及图 4 中的(b~c),而图 4(d)能够把白细胞的整个区域突显出来,可以用来修正由色度图像产生的白细胞区域。



(a) 原始 RGB 细胞图像 (b) HIS 细胞图像  
(a) RGB cell image (b) HIS cell image



(c) 饱和度细胞图像 (d) 色度细胞图像  
(c) Saturation cell image (d) Hue cell image

图 4 彩色图像的形式转换后的不同结果

Fig. 4 Transformation results for color image

## 2.3 白细胞的精确提取

### 2.3.1 GVF Snake 模型图像分割原理

一幅血细胞图像中有几百至上万个不同的红细胞和白细胞,大部分细胞的形状呈圆形或类圆形,采用 Snake 图像分割方法是比较合适的血细胞图像精细分割算法的补充。

Snake 模型是在内力、图像力和外部约束力共同作用下移动的变形轮廓线:  $X(s) = [x(s), y(s)]$ , 其中  $s \in [0, 1]$  为曲线参数,它通过最小化能量函数达到锁定图像特征的目的,其能量函数为:

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 [E_{\text{int}}(X(s)) + E_{\text{ext}}(X(s))] ds, \quad (3)$$

这里  $E_{\text{int}}$  代表曲线本身的内部能量,定义如下:

$$E_{\text{int}}(X(s)) = \frac{1}{2} [\alpha(s) |X'(s)|^2 + \beta(s) |X''(s)|], \quad (4)$$

其中:  $X'(s)$  是  $X(s)$  的一阶导数,它主要是抑制曲线的伸长;  $X''(s)$  是  $X(s)$  的二阶导数,它主要是控

制曲线的弯曲度;而  $\alpha(s)$  和  $\beta(s)$  是相应的加权系数,用于控制一阶导数、二阶导数。式中的  $E_{\text{ext}}(v(s))$  为外部能量,它由图像的灰度、边缘特征获得,用于引导活动轮廓向目标边缘轮廓靠近,由图像的梯度场所产生的能量  $E_{\text{image}}$  和外部约束力产生的能量  $E_{\text{con}}$  所组成,  $E_{\text{con}}$  一般为 0,对于一幅图像  $I(x, y)$ ,  $E_{\text{image}}$  一般定义为:

$$E_{\text{image}} = -|\nabla G_{\sigma}(x, y) * I(x, y)|^2, \quad (5)$$

式中:  $G_{\sigma}(x, y)$  为标准差  $\sigma$  的高斯函数,而  $\nabla$  是梯度算子。因此,外部能量  $E_{\text{ext}}(X(s))$  的公式为

$$E_{\text{ext}}(X(s)) = E_{\text{image}} + E_{\text{con}} = E_{\text{image}} + 0 = -|\nabla G_{\sigma}(x, y) * I(x, y)|^2. \quad (6)$$

活动轮廓在向目标轮廓靠近的过程,实质上就是寻找能量函数  $E_{\text{snake}}$  极小值的过程。由变分原理可知,当  $\alpha(s)$  和  $\beta(s)$  取常数值时,能量泛函取极小的必要条件使转化后满足以下的欧拉方程:

$$\alpha X''(s) - \beta X'''(s) - \nabla E_{\text{ext}}(X(s)) = 0, \quad (7)$$

其中:  $X''(s)$  和  $X'''(s)$  分别是  $X(s)$  的二阶和四阶导数。这实质上就是一个力平衡方程  $F_{\text{int}} + F_{\text{ext}} = 0$ , 内力  $F_{\text{int}} = \alpha X''(s) - \beta X'''(s)$ , 所以外力为  $F_{\text{ext}} = -\nabla E_{\text{ext}}$ , 内力阻止轮廓的延伸和弯曲,而外力把轮廓推向所期望的边界,当活动轮廓和期望轮廓重叠时,内外力之和等于 0,达到力平衡状态,能量函数取得极小值。

Snake 方法较为稳定,而且简单易行,但它的缺陷是:(1) 外力场范围小,对初始位置较为敏感,活动轮廓的初始位置必须置于真实边界附近,否则可能收敛到一个错误的边界,对于不同白细胞图像,特别是白细胞的细胞核,大小不同,形状各异,如果使用相同的初始轮廓形状,则容易出现分割的不准确性;(2) Snake 方法提供的捕捉范围太小,对于细胞图像由于光照或者染色的原因,常常会使白细胞的细胞浆的颜色和细胞的背景颜色相差不是很大,这种情况会使细胞的边界模糊,在边界附近的区域进行求一阶和二阶导数时,其值几乎为 0,Snake 模型的外力不能提供轮廓收敛的任何指引信息,此时的活动轮廓几乎处于原地踏步不动的状态,因此利用 Snake 方法提取白细胞时经常会出错;(3) 由于没有适当的导引方向,轮廓曲线无法收敛到凹形区域,对于弯曲度比较大的细胞核,利用 Snake 进行轮廓提取时,经常无法收敛到指定的位置而出错<sup>[8]</sup>。为了克服 Snake

存在的弊病, Xu 等<sup>[9]</sup>提出了用梯度矢量流(Gradient Vector Flow, GVF)代替传统外力场。它是通过扩散边缘图的负梯度矢量得到,在扩大边缘势能作用范围的同时,保持了边界区域梯度矢量流的性质。假设  $f(x, y)$  为图像  $I(x, y)$  的边缘图,则  $f(x, y)$  可由多种方法获得,这里选用的是将原始图像  $I(x, y)$  经过高斯平滑后的梯度图,即:

$$f(x, y) = |\nabla(G_\sigma(x, y) * I(x, y))|^2. \quad (8)$$

参照式(6)可得出

$$f(x, y) = -\nabla E_{\text{ext}}, \quad (9)$$

$f(x, y)$  通常为一个灰度级或二值图,设  $f(x, y)$  的梯度场为  $\nabla f(x, y)$ ,该边界的梯度  $\nabla f$  矢量朝向边界,这些矢量仅在边界紧邻的附近区域有较大的值,在匀质区  $\nabla f$  接近于 0。为了扩大梯度矢量场的影响范围, Xu 等提出的扩散的梯度矢量流场 (GVF)  $V(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$ ,它能够对能量函数进行极小化,即:

$$E = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx dy, \quad (10)$$

其中:  $\mu$  为控制参数,在被积函数中对第 1 项 ( $\mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2)$ ) 和第 2 项 ( $|\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2$ ) 进行均衡,它根据图像中的噪声情况加以选择,噪声多,则增加  $\mu$ ,反之就减少  $\mu$  值,  $u_x, u_y, v_x, v_y$  是  $u(x, y), v(x, y)$  在  $x, y$  方向的一阶偏导数。当  $|\nabla f|$  的值较小的时候,能量被第 1 项支配,极小化式(10)时,得到一个缓慢变化的、光滑的外力场;当  $|\nabla f|$  的值较大的时候,能量被第 2 项支配,此时处于图像的边缘区,可以设置  $V = \nabla f$ ,并进行极小化。

求解能量最小的矢量场问题又是一个变分问题,可以通过欧拉方程来求得 GVF 场:

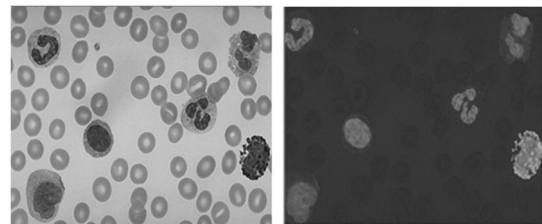
$$\begin{cases} \mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \\ \mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \end{cases}, \quad (11)$$

其中:  $\nabla^2$  为拉普拉斯算子;  $f_x, f_y$  为边缘图  $f$  对  $x, y$  的偏导。梯度矢量流法定义的是一个静态图像力,用这种力代替传统活动轮廓模型中的图像力,既保持了边界处梯度值较高,又能扩大力场的影响范围。GVF 模型不需要预先知道初始轮廓是向外扩张还是向内收缩,它可以通过扩散过程把梯度延伸到离边界较远的区域和匀质区域,既克服了 Snake 模型的缺陷,又为白细胞的分割提

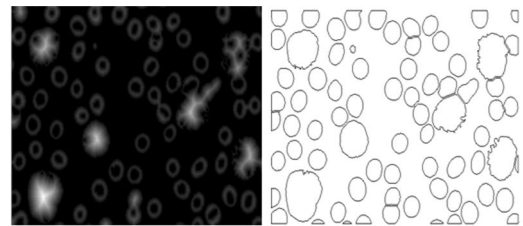
供了一种新的思路。

### 2.3.2 精确的白细胞提取流程

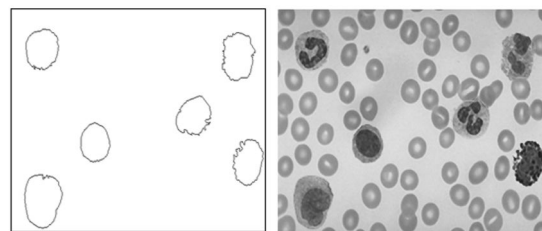
根据图像的分割结果,精确的白细胞提取可以按上面的例图顺序步骤进行。(1)将色度图像转换为灰度图像;(2)由 Otsu 算法得到二值图像;(3)计算获取二值图像的距离变换图<sup>[10]</sup>;(4)结合 HIS 图像,根据距离变换图标识区域的最大值(区域的半径)及其对应的坐标。并根据区域的最大值和两个区域点之间的距离判定是否进行区域的合并;(5)根据距离变换图确定粘连细胞的分水线,即粗略地分离相互接触的细胞;(6)在分水线围起来的区域内,利用白细胞的灰度平均值比红细胞小,可能具有不规则边界,而它的半径比红细胞大的特点,确定白细胞所在的区域;其详细的步骤如下:a) 计算区域的半径,并进行大小排序;b) 如果某些标记区域的半径是最大区域半



(a) 经过处理后的图片 (b) 色度细胞图像  
(a) After pre-processing (b) Hue cell image



(c) 距离变换图 (d) 细胞之间的分水线  
(c) Distance map (d) Dam line between cells



(e) 白细胞的初始轮廓 (f) 白细胞的最终轮廓  
(e) Initial leukocyte outline (f) Final leukocyte outline

图 5 白细胞图像分割方法示意图

Fig. 5 Sketch maps of leukocyte segmentation

径,即有可能是碎片干扰则应该进行排除,然后对区域重新进行排序;c)去除半径最大和最小的细胞所在区域,计算其余细胞区域的平均半径和平均灰度;d)利用白细胞所在区域的灰度值比平均值小,而区域半径比平均区域半径大的特点进行白细胞区域的定位。(7)在白细胞所在的区域内,利用分水线作为白细胞的初始轮廓,再利用梯度矢量流的活动轮廓(GVF Snake)的方法,综合应用图像的彩色信息和梯度信息<sup>[11-12]</sup>来确定白细胞的边界。

## 2.4 白细胞中细胞核的提取

一般在经过瑞氏(Wright)染色方法处理后的细胞图像中,白细胞的细胞核与红细胞及其图像背景具有不同的色彩性质<sup>[13]</sup>,白细胞的细胞核区间比其他的非细胞核的区间具有更高的颜色饱和度(S),根据上面提取到的白细胞,采取如图6所示步骤对白细胞图像的细胞核进行提取。

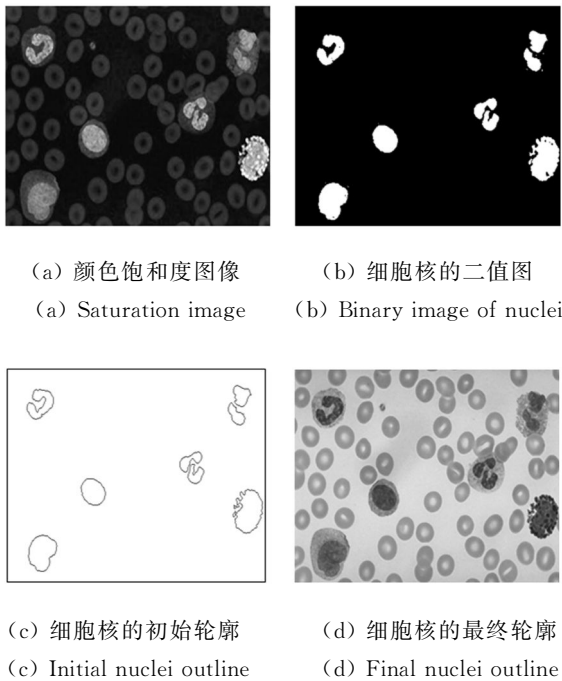


图 6 细胞核的提取

Fig. 6 Extraction of leukocyte nuclei

(1) 将 HSI 图像中 S 分量进行直方图统计,通过 mean-shift<sup>[14-16]</sup>的方法获得分割的阈值。

(2) 根据得到的阈值将图像二值化,初步地将细胞核从白细胞图像中提取出来。

(3) 利用 Canny 边界扫描的方法对 RGB 图像进行边界扫描,根据边界颜色纹理融合二值图像中的细胞核轮廓,定位细胞核边界。

(4) 为了更精确地定位细胞核边界,将提取到的白细胞核的轮廓作为初始轮廓,利用梯度矢量流的活动轮廓(GVF Snake)方法,结合细胞核边界的色彩信息和梯度信息提取细胞核。

## 3 白细胞的特征提取及白细胞分类

### 3.1 SVM 分类的基本原理

支持向量机<sup>[17]</sup>建立在统计学习理论基础之上,以结构风险最小化原则为分类准则,在学习精度和能力之间寻求最佳折中,用内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间,在这个空间中求最优分类面。通常分为两类情况来讨论:线性可分及不可分。

#### 3.1.1 线性可分情况

SVM 是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的。线性分类器试图用分类超平面将不同类型的样本  $(x_1, y_1), (x_2, y_2) \dots (x_n, y_n)$  分开,其中  $x_i \in \mathbf{R}^d, y_i \in \{-1, 1\}$ 。在  $\mathbf{R}^d$  中分类的超平面可以表示为:

$$f(x) = \omega \cdot x + b = 0, \quad (12)$$

式中,  $x \in \mathbf{R}^d, \omega \in \mathbf{R}^d, b \in \mathbf{R}$ ;  $\omega$  为分类超平面的法向量。该超平面对应的分类器为:

$$f(x, \omega, b) = \text{sgn}(\omega \cdot x + b). \quad (13)$$

其基本思想可用图7的两维情况说明。图7中,方形点和圆形点代表两类样本,  $H$  为分类线,  $H_1, H_2$  分别为过各类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线,它们之间的距离叫作分类间隔。支持向量机的主要思想是构造一个分类间隔最大的分类超平面,使各类中与分类超平面距离最近的样本间的距离最大。对式(11)归一

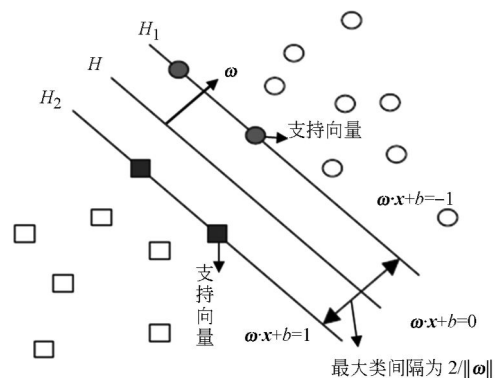


图 7 最优分类超平面示意图

Fig. 7 Diagram of optimal separating hyperplane

化使样本集满足:

$$y_i[(\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, 2, 3, \dots, n, \quad (14)$$

此时的分类间隔等于  $2/\|\boldsymbol{\omega}\|$ , 要使分类的间隔最大等价于使  $\|\boldsymbol{\omega}\|^2$  最小<sup>[18-19]</sup>, 满足式(12)且使  $\|\boldsymbol{\omega}\|^2/2$  最小的分类线就是图 7 中的最优分类线  $H$ 。可以通过如下的 Lagrange 函数进行求解:

$$L(\boldsymbol{\omega}, b, a) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 - \sum_{i=1}^n a_i [y_i(\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1], \quad (15)$$

式中:  $a_i \geq 0$  为 Lagrange 乘子。然后通过对  $\boldsymbol{\omega}$ 、 $b$ 、 $a_i$  求偏微分并令它们等于 0。由此得到最优分类面的函数为:

$$f(x) = \text{sgn}\{(\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}) + b\} = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n a_i^* y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b^*\right\}, \quad (16)$$

式中:  $a_i^*$  为不为零的样本, 即为支持向量。因此, 最优分类面的权系数向量是支持向量的线性组合。  $b^*$  是分类的阈值, 可由约束条件  $a_i [y_i(\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x} + b) - 1] = 0$  求解。

### 3.1.2 线性不可分情况

对数据线性不可分的情况则可以通过引入松弛因子  $\xi_i$ , 此时(14)的约束条件变为

$$y_i[(\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}_i) + b] \geq 1 - \xi_i \quad i = 1, \dots, n, \quad (17)$$

并使得以下的目标函数:

$$\phi(\boldsymbol{\omega}, \xi) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (18)$$

最小, 式中:  $C$  是一个正常数, 称为惩罚因子。与线性可分情况类似, 只是约束条件变为  $0 \leq a_i \leq C$ 。最优分类面函数与式(16)一样。

根据泛函的有关理论, 只要一种核函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$  满足 Mercer 条件, 就可以构建非线性的支持向量机。此时相应的分类函数变为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b^*\right), \quad (19)$$

常用核函数包括如下:

多项式核函数:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = [(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + 1]^q, \quad (20)$$

径向基(RBF)核函数:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{\sigma^2}\right), \quad (21)$$

Sigmoid 核函数:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \tanh[v(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + a]. \quad (22)$$

## 3.2 SVM 对白细胞分类的流程

在应用 SVM 进行分类时, 通常从将要处理的数据中取出相当数量具有代表性的白细胞作为测试集。另外, 取出一定数量的白细胞作为测试的样本, 并从训练集中提取特征, 然后用 SVM 分类器训练从而得到分类的模板, 最后通过分类的模板对待分类的图像进行分类。分类的流程如图 8 所示。

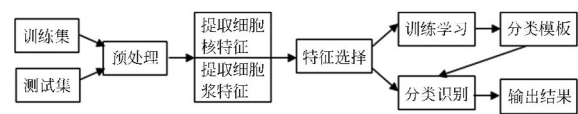


图 8 支持向量机进行分类训练和分类的流程图

ig. 8 Flow chart of training and classification by SVM

## 3.3 血液中白细胞特征提取

在图像中提取出白细胞和细胞核之后, 为了后续的认识, 需要对图像中的白细胞的细胞浆和细胞核的特征进行识别和提取, 提取的依据是细胞核和细胞浆的形态、颜色和纹理等特征。

### 3.3.1 形态特征

提取的细胞的形态特征包括细胞核的分叶数, 细胞的核浆面积比例, 细胞的等效直径, 细胞核的偏心率, 细胞核的伸长度, 细胞核的圆形成, 形状因子(包括细胞和细胞核)。即选取的特征维数为 8 维。

### 3.3.2 颜色特征

为了减少颜色特征计算的维数, 计算了 HSL 图像中的细胞核和细胞浆的颜色( $H$ )、饱和度( $S$ )和亮度( $L$ )的均值, 方差及偏斜率。即选取颜色特征的维数为  $3 \times 3 \times 2 = 18$  维。

### 3.3.3 纹理特征

细胞的纹理特征反映了细胞核与细胞浆的颗粒性质, 如颗粒的大小、分布密度及其染色结构等, 一般通过计算细胞核或者细胞浆像素的共生矩阵, 进而来求其同质性、能量、相关性、熵。即选取纹理特征的维数为  $4 \times 2 = 8$  维。

## 3.4 针对白细胞的 SVM 分类器设计

由于选取的特征维数(共  $8 + 18 + 8 = 34$  维)比较多, 可以选取多个二值分类支持向量机的组合来解决白细胞多类识别问题, 即选取多对多的

分类方法(All Against All)实现区分。采用此分类方法,是因为它可以减少分类样本不均衡及决策歧义的区域问题。

将采集到的样本数据用于训练集,而用于测试集。然后将采集到训练集  $N$  进行两两区分,再分别为之构造分类函数,并将所有的  $N(N-1)/2$  个分类函数组合起来,通过预测类别的累计决定待测样本的类别。分类函数的关键问题是核函数的选择<sup>[20]</sup>,为了选取比较好的核函数,需对不同核函数的支持向量机进行对比,然后选择准确率比较高的核函数作为支持向量机分类器的核函数,用于后续的血细胞分类的处理核函数。

#### 4 实验结果和分析

作者从一家医院收集到了 150 多幅白细胞图像,按照本文的方法,先进行图像的分割,然后确定白细胞的特征向量(形态特征,颜色特征,纹理特征等特征向量),利用训练集的细胞核和细胞浆的样品中的特征向量来训练求解判别分类器,最后根据分类器的值来实现待测样本的分类。实验用到的支持向量机工具库为 LibSvm,所用的软件为 Matlab R2010b,当惩罚因子为 100,采用径向基(RBF)核函数的支持向量机时,实验结果如表 1 所示。

由表 1 可以看出,分割是识别的前提,有良好的图像分割结果才会有比较好的白细胞识别率。本文首先采用 GVF Snake 分割方法对血细胞图像中的白细胞进行提取,然后,采用径向基核函数的支持向量机对提取到的白细胞进行识别,采取这两种相结合的方法对大部分血细胞图像中的白细胞具有比较好的图像分割效果和正确的识别率。由表 1 中的正确识别率结果可以看出,采用本文的方法,对大部分血细胞图像中的白细胞具有比较好的图像分割效果和正确的识别率。对不同白细胞进行识别时,单核细胞、淋巴细胞和中性粒杆状细胞的识别率较高;而嗜酸性粒、嗜碱性粒细胞和中性粒分叶细胞的识别率次之。由此可以看出,本文的方法对单个核细胞的分类时具有较好的效果,而对分叶和粒状细胞的识别还有待进一步的改善和提高。

表 1 白细胞的识别的实验结果

Tab. 1 Recognition results for leukocytes

白细胞类别	白细胞数量	正确分割数目	正确识别数目	正确分类率/(%)
中性粒杆状细胞	70	67	65	92.8
中性粒分叶细胞	81	78	71	87.7
淋巴细胞	60	59	58	96.7
单核细胞	77	75	74	96.1
嗜酸性粒细胞	50	44	40	80
嗜碱性粒细胞	40	34	30	75
细胞总数	378	354	338	89.4

表 2 不同分类器的分类结果

Tab. 2 Classification results of different classifiers

分类器	支持向量机			神经网络	贝叶斯
	多项式	径向基	Sigmoid		
	82.5%	89.4%	80%	78.6%	75.8%

同理,当采用不同的核函数及不同的分类器时,其分类效果对比结果如表 2 所示。由表 2 可以看出,采用径向基核函数的支持向量机,比其他的核函数支持向量机得到的识别率高,表明支持向量机分类识别的效率较传统分类器分类识别效果要好。

#### 5 结 论

本文通过对血细胞图像进行彩色图像转化、距离变换、综合应用区域和边界信息及利用梯度矢量流活动轮廓的方法实现了对白细胞的提取。同时又利用了细胞核在图像中具有较高饱和度的特点,结合形态学的方法提取细胞核的初始轮廓,根据提取到的初始轮廓应用梯度矢量流的活动轮廓方法实现了对细胞核的精确提取;并根据选取到的细胞的特征向量,设计 SVM 分类器,实现对白细胞的自动识别,通过不同的核函数分类,准确率较低的为 80%,较高的为 89.6%,因此,采用此种方法对白细胞的分类,能够达到比较好的效果。

采用本文的方法实现对血细胞图像分割及对白细胞的分类具有如下的特点:

(1) 采用支持向量机分类器进行分类,同传统的分类器相比具有较高的训练和测试的准确率。将传统的非线性问题求解转化为计算核函数问题,能够较好地解决小样本及非线性等实际问题。

(2) 本文采用的图像分割方法充分利用了血细胞图像的特征信息,包括其彩色信息、灰度信息、目标物体的形状及尺寸、及图像的距离变换等

信息,又利用了梯度矢量流活动轮廓的方法来实现细胞和细胞核的分离,与传统的单一方法实现图像分割相比具有更好的效果。

综上所述,采用本文方法对白细胞分类在本实验中取得了比较好的效果,但如何进一步地提高图像分割的精度及白细胞分类的准确率,还需扩大试验量和进一步验证和改进算法。

#### 参考文献:

- [1] 曾明,孟庆浩,张建勋,等. 基于形态特征和 SVM 的血细胞核自动分析[J]. 计算机工程, 2008, 34(2):14-19.  
ZENG M, MENG Q H, ZHANG J X, *et al.*. Automatic analysis system of blood nuclei based on morphological features and support vector machines [J]. *Computer Engineering*, 2008, 34(2):14-19. (in Chinese)
- [2] HERBERT R, VINCENT L, HORST B, *et al.*. Leukocyte segmentation and classification in blood smear images[C]. *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference. China*, IEEE, 2005:3371-3374.
- [3] MADHUMALA G, DEVKUMAR D, SUBHODIP M, *et al.*. Statistical pattern analysis of white blood cell nuclei morphometry[C]. *Proceedings of the 2010 IEEE Students' Technology Symposium. India*, 2010:51-66.
- [4] XIE E, MCGINNITY T, WU Q X. Automatic extraction of shape features for classification of leukocyte[C]. *2010 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence, China*, 2010:220-224.
- [5] 印勇,王云,刘丹平. 血细胞图像分割的改进 MEAN-SHIFH 方法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(6):178-180.  
YING Y, WANG Y, LIU D P. Improved MEAN-SHIFT method for blood cell image segmentation [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(6):178-180. (in Chinese)
- [6] SEZGIN M, SANKUR B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, 13(1): 146-165.
- [7] RAFAEL C G, RICHARD E W. *Digital Image Processing*[M]. 2nd ed. BeiJing: Publishing House of Electronics Industry, 2009. (in Chinese)
- [8] 张荣国,刘小君,王蓉,等. 自适应梯度矢量流轮廓提取方法[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(6): 799-805.  
ZHANG R G, LIU X J, WANG R, *et al.*. Adaptive gradient vector flow algorithm for boundary extraction [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2008, 21(6):799-805. (in Chinese)
- [9] XU C, PRINCE J L. Snakes, shapes and gradient vector flow[J]. *IEEE Transactions On Image Processing*, 1998, 7(3): 359-369.
- [10] ARTHORN S, WORANUT I, CHUCHART P, *et al.*. White blood cell segmentation by distance mapping active contour [C]. *2008 International Symposium on Communications and Information Technologies, Thailand*, 2008:251-255.
- [11] THEERAPATTANAKUL J, POLDPAI J, PINTAVIOOJ C. An efficient method for segmentation step of automated white blood cell classifications [C]. *2004 IEEE Region 10 Conference. China*, 2004:191-194.
- [12] 周志宇,杨卫成,汪亚明,等. 应用梯度矢量流 Snake 和灰预测的人脸跟踪[J]. 光学精密工程, 2011, 19(11):2744-2751.  
ZHOU Z Y, YANG W C, WANG Y M, *et al.*. Realization of face contour tracking by GVF Snake and grey prediction [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(11): 2744-2751. (in Chinese)
- [13] SUBRAJEET M, SUSHANTA S S, DIPTI P, *et al.*. Fuzzy based blood image segmentation for automated leukemia detection [C]. *2011 International Conference on Devices and Communications, India*, 2011:1-5.

- [14] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5):603-619.
- [15] 颜佳, 吴敏渊, 陈淑珍, 等. 跟踪窗口自适应的 Mean Shift 跟踪 [J]. *光学 精密工程*, 2009, 17(10): 2606-2611.  
YAN J, WU M Y, CHEN SH ZH, *et al.*. Mean shift tracking with adaptive tracking window [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(10): 2606-2611. (in Chinese)
- [16] 薛陈, 朱明, 陈爱华. 鲁棒的基于改进 Mean-shift 的目标跟踪 [J]. *光学 精密工程*, 2010, 18(1): 234-239.  
XUE C, ZHU M, CHEN A H. Robust object tracking based on improved Mean-shift algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(1): 234-239. (in Chinese)
- [17] CORTES C, VAPNIK V N. Support vector network [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297.
- [18] 邓乃扬, 田英杰. 支持向量机——理论、算法与拓展 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.  
DENG N Y, TIAN Y J. *Support Vector Machines (Theory, Algorithm and Development)* [M]. Beijing: Science Press, 2009. (in Chinese)
- [19] 白鹏, 张喜斌, 张斌, 等. 支持向量机理论及工程应用实例 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008.  
BAI P, ZHANG X B, ZHANG B, *et al.*. *Support Vector Machine and its Application in Mixed Gas Infrared Spectrum Analysis* [M]. XI AN: XiDian University Press, 2008. (in Chinese)
- [20] 高恒振, 万建伟, 粘永健, 等. 组合核函数支持向量机高光谱图像融合分类 [J]. *光学 精密工程*, 2011, 19(4): 878-883.  
GAO H Z, WANG J W, NIAN Y J *et al.*. Fusion classification of hyperspectral image by composite kernels support vector machine [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(4): 878-883. (in Chinese)

#### 作者简介:



王卫星 (1959—), 男, 湖南邵阳人, 博士, 教授, 博士生导师, 1997 年于瑞典皇家工学院获得博士学位, 主要从事图像处理、模式识别和机器视觉等方面的研究。E-mail: znn525d@qq.com.



苏培垠 (1987—), 男, 福建泉州人, 硕士研究生, 主要从事图像处理、模式识别的研究。E-mail: supeiyin@qq.com