

Journal of Image  
and Graphics

# 中国图象图形学报



ISSN1006-8961  
CN11-3758/TB

2012 8  
Vol.17 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

2012年8月 第17卷 第8期(总第196期)

## 目次

### 综述

可计算图像美学研究进展 ..... 王伟凝, 蚁静斌, 贺前华(893)

### 图像处理和编码

利用混沌 PSO 或分解的 2 维 Tsallis 灰度熵阈值分割 ..... 吴一全, 吴诗嫻, 张晓杰(902)

H. 264 并行编码中负载平衡方法 ..... 侯兴松, 刘大齐, 盛凯, 赖玉洁(911)

提升细节捕捉能力的非下采样轮廓波变换 ..... 郭洪, 李雪军(919)

SVD 域的图像高斯噪声强度估计 ..... 柳薇(923)

图像扩散去噪模型的分析与改进 ..... 傅绪加, 刘峰, 王信松(934)

小波域最小嵌入失真函数设计及其在隐写中的应用 ..... 李军, 潘峰, 杨晓元, 刘镇(946)

### 图像分析和识别

抗压缩的照片图像与真实感计算机图形识别 ..... 张荣, 王让定(953)

云的自适应阈值检测方法 ..... 黄茜, 王少龙, 徐道磊, 廖婷婷(960)

煤矸区分中的间隔灰度压缩扩阶共生矩阵 ..... 于国防(966)

离群样本划分的半监督模糊学习策略 ..... 宋晓宁, 杨静宇, 杨习贝(971)

多相 Chan-Vese 模型的直接对偶方法 ..... 刘存良, 潘振宽, 郑永果, 王国栋, 丁洁玉(979)

利用梯度信息快速提取直线边缘特征 ..... 夏军营, 徐小泉, 熊九龙(987)

2 维双树复小波不确定度加权融合的人脸识别 ..... 王仕民,叶继华,邓涛,王明文(995)

### 图像理解和计算机视觉

流形学习与非线性回归结合的头面部姿态估计 ..... 范进富,陈锻生(1002)

### 计算机图形学

角点距离矩阵和同心圆划分的曲线描述与匹配 ..... 曾接贤,刘秀朋,符祥(1011)

弹性二次曲面模型下的 3 维形状表现与平滑 ..... 郝世杰,蒋建国,郭艳蓉,詹曙(1021)

### 医学图像处理

主动学习的白细胞图像自动分割 ..... 崔凤,潘晨,吴向平,徐军(1029)

### 遥感图像处理

Bregman 交替迭代遥感图像复原方法 ..... 徐焕宇,孙权森,罗楠,夏德深(1035)

基于各向异性 Markov 随机场的遥感影像亚像元尺度建筑物提取 ..... 李晓冬,凌峰,杜耘(1042)

## 中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 8 期

2012 年 8 月 16 日出版

**主管单位** 中国科学院

**主 办** 中国科学院遥感应用研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

**主 编** 李小文

**编辑出版** 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京 9718 信箱 邮编 100101

电子信箱:jig@irsa.ac.cn

电话:010-64807995 010-82614429

网 址:www.cjig.cn

**印刷装订** 北京北林印刷厂

**广告经营许可证** 京朝工商广字第 0346 号

**总 发 行** 北京报刊发行局

**订 购** 全国各地邮局

**国外发行** 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店)

(北京 399 信箱 邮编 100044)

**Superintended by** Chinese Academy of Sciences

**Sponsored by** Institute of Remote Sensing Application,

CAS China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational

Mathematics

**Chief editor** LI Xiaowen

**Editor, Publisher** Editorial and Publishing Board

of Journal of Image and Graphics

(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)

E-mail:jig@irsa.ac.cn

**Distributed by** Beijing Bureau for Distribution of Newspapers

and Journals

**Domestic** All Local Post Offices in China

**Foreign** China International Book Trading Corporation

(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

**Printed by** Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTFXZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

# Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 8 August 2012

## Contents

### Review

Review for computational image aesthetics ..... Wang Weining, Yi Jingjian, He Qianhua (893)

### Image Processing and Coding

Two-dimensional Tsallis gray entropy image thresholding using chaotic particle swarm optimization or decomposition  
..... Wu Yiquan, Wu Shihua, Zhang Xiaojie (902)

Load balancing for H. 264 parallel encoding ..... Hou Xingsong, Liu Daqi, Sheng Kai, Dun Yujie (911)

Non-subsampled contourlet transform algorithm to promote detail information capturing ability ..... Guo Hong, Li Xuejun (919)

Gaussian noise level estimation in SVD domain for images ..... Liu Wei (923)

Analysis and improvement of image diffusion denoising models ..... Fu Xujia, Liu Feng, Wang Xinsong (934)

Design of minimizing embedding impact function in DWT domain and its applications in steganography  
..... Li Jun, Pan Feng, Yang Xiaoyuan, Liu Zhen (946)

### Image Analysis and Recognition

Anti-compression approach to distinguishing photographic images and photorealistic computer graphics  
..... Zhang Rong, Wang Rangding (953)

Adaptive threshold approach for night-sky cloud inspection ..... Huang Qian, Wang Shaolong, Xu Daolei, Liao Tingting (960)

Expanded order co-occurrence matrix to differentiate between coal and gangue based on interval grayscale compression  
..... Yu Guofang (966)

Semi-supervised fuzzy learning strategy by using a way of partitioning the outlier instances  
..... Song Xiaoning, Yang Jingyu, Yang Xibei (971)

Direct dual method of Chan-Vese model for multiphase segmentation  
..... Liu Cunliang, Pan Zhenkuan, Zheng Yongguo, Wang Guodong, Ding Jieyu (979)

Fast line edge feature extraction using image gradients ..... Xia Junying, Xu Xiaoquan, Xiong Jiulong (987)

Two-dimensional dual-tree complex wavelet transform uncertainty weighted fusion in face recognition  
..... Wang Shimin, Ye Jihua, Deng Tao, Wang Mingwen (995)

### Image Understanding and Computer Vision

Combining manifold learning and nonlinear regression for head pose estimation ..... Fan Jinfu, Chen Duansheng (1002)

### Computer Graphics

Representation and matching for planar curve based on corner distance matrix and concentric circles  
..... Zeng Jiexian, Liu Xiupeng, Fu Xiang (1011)

Three-dimensional shape representation and smoothing with elastic quadratic patch model  
..... Hao Shijie, Jiang Jianguo, Guo Yanrong, Zhan Shu (1021)

### Medical Image Processing

White blood cell image segmentation based on active learning ..... Cui Feng, Pan Chen, Wu Xiangping, Xu Jun (1029)

### Remote Sensing Image Processing

Bregman alternating iterative method for remote sensing image restoration ..... Xu Huanyu, Sun Quansen, Luo Nan, Xia Deshen (1035)

Building extraction at the sub-pixel scale from remotely sensed images based on anisotropic Markov random field  
..... Li Xiaodong, Ling Feng, Du Yun (1042)

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)08-1029-06

论文引用格式: 崔凤, 潘晨, 吴向平, 徐军. 主动学习的白细胞图像自动分割[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(8): 1029-1034.

## 主动学习的白细胞图像自动分割

崔凤<sup>1</sup>, 潘晨<sup>1</sup>, 吴向平<sup>1</sup>, 徐军<sup>2</sup>

1. 中国计量学院信息工程学院, 杭州 310018; 2. 宁津县人民医院, 德州 253400

**摘要:** 提出利用极端学习机算法(ELM)在线构建像素分类模型分割白细胞图像。训练阶段根据白细胞核深染色的特点,先利用一个 Mean-shift 过程在 RGB 空间定位白细胞核区;再经核区形态学膨胀,得到一个熵与面积之比最大的区域作为正样本候选区域,而此区域外像素则作为负样本候选区域;通过正负样本像素抽样组成训练集,能在线训练得到一个两分类 ELM 模型。多次抽样得到的训练集可以产生多个 ELM 模型。测试阶段利用上述 ELM 模型集成分类全体像素,可实现白细胞自动分割。与传统图像分割算法相比,本文方法基本无参数调整,可自适应光照和染色条件导致的图像颜色变化,分割效果好。相关实验结果表明算法的有效性。

**关键词:** 白细胞;图像分割;均值移动(Mean-shift);极端学习机;分类器集成

### White blood cell image segmentation based on active learning

Cui Feng<sup>1</sup>, Pan Chen<sup>1</sup>, Wu Xiangping<sup>1</sup>, Xu Jun<sup>2</sup>

1. College of Information Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;

2. Ningjin Hospital prefectural, Dezhou 253400, China

**Abstract:** In this paper we present a two-stage method to segment white blood cell images by a pixel classification model that is trained online using an extreme learning machine (ELM). During the training stage, we first locate leukocyte nucleus by mean-shift algorithm in the RGB color space. Then we dilate the leukocyte nucleus until the maximum ratio of entropy and area of the nucleus region occurs. The region including the nucleus could be regarded as positive candidate region for sampling. While the other regions excluding the positive one, are regarded as negative candidate regions. A two-class ELM could be trained with the training set via learning by sampling. Different training sets produce multiple models of ELM. In the test stage, multiple models of the ELM can be integrated to classify pixels in order to extract leukocytes. The proposed algorithm does not need to change any parameter during run-time. It is very robust to various staining and to the illumination in cell imaging. Experimental results demonstrate the effectiveness of the method.

**Key words:** white blood cell; image segmentation; Mean-shift; extreme learning machine (ELM); classifiers ensemble

## 0 引言

细胞形态学检查在临床病理学检验中具有重要意义。很多严重疾病都可通过显微镜观察血液和骨髓中白细胞(WBC)的种类、数量和比例等进行确诊。例如各种类型的白血病、恶性贫血症等。对白细胞显微图像的自动识别,可以降低人工任务量,减

少人为干扰引起的误差,提高识别的准确率。在自动化的白细胞识别系统中,白细胞的自动分割是关键的第1步,其主要任务为:定位图像中WBC的位置,提取出WBC区域,为进一步的特征提取和识别作准备。由于人体中的白细胞是无色的,为了方便视觉观察,细胞形态学检查前通常要将细胞涂片染色。在细胞染色过程中,不同细胞中的各种成分对染料的选择性吸收,使它们呈现不同的颜色,而这些

收稿日期:2011-09-14;修回日期:2012-03-20

基金项目:浙江省自然科学基金项目(Y1091039, Y2091057)

第一作者简介:崔凤(1986—),女,2009年中国计量学院计算机应用专业在读硕士研究生,主要研究方向为医学图像处理、模式识别。

E-mail: cui Fengyan. ok@163.com

颜色是识别不同细胞的重要特征。一些医学常用的染色技术已经形成固定的配方,如瑞氏染色法等。然而,由于细胞来源多样、图像采集设备差异和染色制备条件的不一致性,血和骨髓细胞显微图像通常非常复杂。其目标和背景的颜色特征常常变化、特征缺失和特征混淆等情形普遍。面对实际复杂情况,现有的白细胞自动分割算法均存在很大的局限性,尚不能满足临床医学检验的实际需求。因此,对图像颜色变化等鲁棒的 WBC 自动检测/分割一直是医学图像处理领域的热点研究内容。

如果把图像分割问题看作像素分类问题,图像分割算法可以利用聚类/分类算法实现<sup>[1]</sup>。文献[1]提出基于神经网络的图像分割算法,通过事先收集很多训练样本图像,训练一个神经网络分类器可实现同类图像分割。然而,传统神经网络方法的缺点是训练样本图像集必须具有足够的代表性,须涵盖所有可能出现的情况,而这样的条件一般难以满足;另外,传统神经网络算法的训练过程一般是基于梯度下降法,迭代调整神经网络权值,速度慢;算法需要合适的参数设置,训练过程容易陷入局部极小、存在过训练现象。文献[2]则提出一种基于支持向量机(SVM)的彩色细胞图像分割方法,利用 SVM 出色的小样本学习推广能力,通过在线采样-学习,实时采集训练样本构建分类模型,避免了传统神经网络训练容易陷入局部极小等问题,对图像颜色变化、染色条件差异等表现出强鲁棒性。但是,基于 SVM 的算法不仅需要训练样本,在训练时还需要调整核参数,而这些参数设置与分类器性能密切相关;实际应用中调整参数的工作量很大,使用仍不够方便。

SVM 实际是一种单隐层前馈神经网络(SLFNs)。近年来,黄广斌等人<sup>[3]</sup>提出了一种新的神经网络模型——极端学习机(ELM),这是一种特殊的 SLFNs,与传统神经网络不同的是,其性能完全由其隐层结点与输出结点的连接权值确定,而输入端与隐层结点的连接权值和偏移值可以随机设置。在给定训练数据情况下,能用代数手段解得关键连接权值的解析解而非迭代近似解,无需迭代运算,使得学习速度数百倍于传统神经网络算法,能够实时学习。除此以外,进一步的研究<sup>[4]</sup>还指出这种方法与 SVM 具有相同的分类机制,具有同样出色的小样本学习推广能力。

在白细胞检测中,白细胞有深染色的细胞核。因此,发现深染色的细胞核就能大致定位白细胞。提出利用 ELM 算法,经过“采样-学习”过程分割白

细胞的系统框架,如图 1 所示。

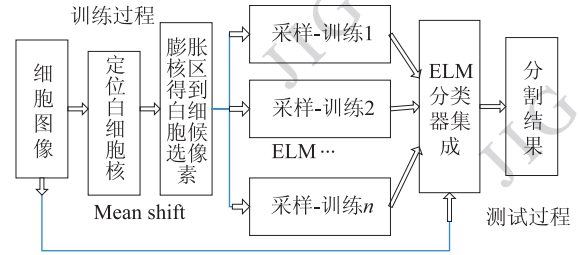


图 1 基于 ELM 的图像分割系统框图

Fig. 1 The framework of ELM-based image segmentation system

首先利用一个 Mean-shift 过程定位深染色的细胞核,克服颜色变化的影响;其次,在最大熵准则下膨胀细胞核区得到部分白细胞像素;再经像素抽样构建正负样本训练集;利用正负训练子集训练多个 ELM(颜色)分类模型;最后,采用集成 ELM 模型分割/提取白细胞。相关实验表明提出的方法能够得到很好的分割性能。

## 1 利用颜色特征提取白细胞

### 1.1 细胞核定位

显微血细胞图像大致包括 4 种颜色像素:白细胞核、白细胞质、红细胞和背景。染色后,它们呈现不同的颜色,细胞核颜色相对于其他 3 部分最暗;图 2(a)为瑞氏染色后的细胞显微图像,图 2(b)为 RGB 颜色空间中聚类分布,细胞核聚类位于最靠近原点处。

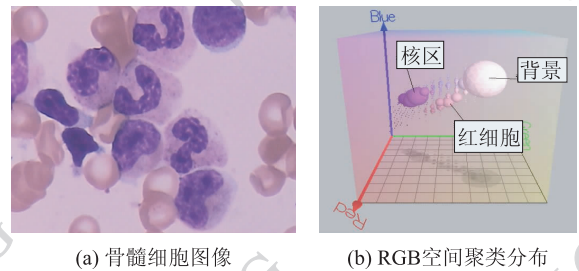


图 2 白细胞图像的 RGB 空间聚类分布

Fig. 2 The distribution of color clusters of a white cell image in RGB space

采用均值移动(MS)<sup>[5]</sup>过程实现细胞核颜色峰的检测。均值移动过程是一种最速上升技术,通过计算搜索窗(核)内部数据点的均值和窗中心的位置差,不断移动搜索窗直至收敛到一个聚类峰。

定义核函数  $K(x)$  为搜索窗。如果  $K(x)$  是对称核,则

$$K(\mathbf{x}) = ck(\|\mathbf{x}\|^2), |\mathbf{x}| \geq 0 \quad (1)$$

此处函数  $k(\mathbf{x})$  被称为核  $K(\mathbf{x})$  的剖面,  $c$  是归一化常数。给定  $d$  维空间  $\mathbf{R}^d$  中  $n$  个数据点  $\mathbf{x}_i, i=1, \dots, n$ , 由核  $K(\mathbf{x})$  计算点  $\mathbf{x}$  的多变量均值移动向量

$$m_k(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i k\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)} - \mathbf{x} \quad (2)$$

式中,  $h$  是核的宽度(半径)。

由  $\{y_{j+1}\}_{j=1,2,\dots}$  表示核  $K(\mathbf{x})$  的连续位置序列, 如果  $\mathbf{x} = y_j$  是核的当前位置, 则搜索窗的下一中心位置  $y_{j+1}$  是

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i k\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}, j = 1, 2, \dots \quad (3)$$

第  $j$  个均值移动向量可以迭代计算

$$m_k(y_j) = y_{j+1} - y_j \quad (4)$$

式(4)表明 Mean-shift 向量——局部均值和窗口中心差别的向量, 同窗中心的概率密度的梯度成正比。表现为低密度区域对应着大的均值移动, 位移动总是在概率密度最大(峰)的方向; 而在峰顶点, 均值移动接近于 0。这个性质可以作为简单、自适应的最速爬山算法来应用。

将 RGB 颜色直方图作为特征空间, 像素频数代替了概率密度, 而  $k\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)$  表示搜索窗中心点的加权频数值。均值位移寻找细胞核区的算法描述如下:

- 1) 选择半径为  $h$  的搜索窗(实际搜索窗半径为  $2 \sim 20$ );
- 2) 选择窗口初始位置(默认的初始搜索窗口位于 RGB 空间原点——最深色点);
- 3) 计算均值移动向量并且通过计算改变搜索窗中心位置;
- 4) 重复步骤 3), 直到收敛。找到的不动点就是局部的颜色聚类峰。

采用均匀核来寻找深染色的白细胞核, 即

$$K(\mathbf{x}) = \begin{cases} c & \|\mathbf{x}\| \leq 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

## 1.2 构建正负样本候选区域

找到部分白细胞核区后, 为了得到白细胞质的像素样本, 根据细胞质包绕着细胞核的先验知识, 通过膨胀细胞核区来选取细胞核周围的细胞质。为了

尽可能获得最多的目标信息, 利用目标区域灰度熵与面积之比最大准则自动确定白细胞膨胀范围。

$$E(A) = - \sum_{i=1}^L P(z_i) \log_2 P(z_i) \quad (6)$$

式中,  $E(A)$  为白细胞区域熵的表达式,  $P(z)$  为白细胞区域的灰度级概率( $z$  表示灰度级)。目标区域的熵  $E(A)$  与面积  $S$  之比最大时的区域可以作为正样本候选区域

$$S_{\text{候选}} = \arg \left[ \max \left( \frac{E(A)}{S} \right) \right] \quad (7)$$

此时, 细胞核与其周围的细胞质 RGB 颜色向量可作为感兴趣的正样本, 标记为  $I^+$ ; 而将其他像素标记为  $I^0$ ; 为了消除颜色混淆等不确定性, 令  $I^+ \cap I^0 = \emptyset$  (空集), 即在  $I^+$  中删除  $I^0$  中的颜色, 生成训练集  $(x_i, t_i)$ 。

## 1.3 ELM 训练和测试

给出训练样本  $\{(x_i, t_i)\}_{i=1}^N \subset \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^m$ , ELM 模型的输出值为

$$f_L(x_j) = \sum_{i=1}^L \beta_i K_{\text{ELM}}(\alpha_i, b_i, x_j) = t_j \quad (8)$$

$j = 1, \dots, N$

式中, 隐层结点的输入参数  $\alpha_i, b_i$  随机选取, 则  $K_{\text{ELM}}(\alpha_i, b_i, x_j)$  是第  $i$  个隐层结点的输出,  $\beta_i$  是连接第  $i$  个隐层结点和输出结点的权值。此处的  $K_{\text{ELM}}(\cdot)$  为 ELM 的核函数, 本文为 sigmoid<sup>[1,3]</sup>。

为简便起见, 式(8)可以表示为矩阵形式

$$H\beta = T \quad (9)$$

在训练阶段, 由于  $H$  矩阵和  $T$  矩阵中的元素已知, 训练实际上是求解输出权值矩阵。根据 Bartlett 的相关理论<sup>[3]</sup>, 前馈神经网络在最小训练误差和输出权值范数最小时, 可以得到最优推广能力

$$\text{Min} \|H\beta - T\| \quad \text{and} \quad \text{Min} \|\beta\| \quad (10)$$

在式(10)约束下, 由黄广斌等人提出式(9)的解决方案

$$\hat{\beta} = H^+ T \quad (11)$$

$H^+$  是隐层的输出矩阵  $H$  的 Moore-Penrose 广义逆, 当  $L < N$  时

$$H^+ = (H^T H)^{-1} H^T \quad (12)$$

使用者仅仅需要调节的是 ELM 隐层结点的个数。

在测试阶段, 利用 ELM 的输入权值矩阵(训练时随机设置)和输出权值矩阵(训练求解得到)构建出分类模型; 当输入像素的 RGB 颜色特征时, 可以迅速分类像素。

## 1.4 ELM 输入参数的影响和解决方案

从原理得知 ELM 具有随机设置的输入权值。

这可能导致给定相同的训练集条件下,不同时间训练得到的 ELM 分类模型有差别,从而导致图像分割结果稍有差别。说明 ELM 模型不是非常稳定的分类器,如图 3 所示。

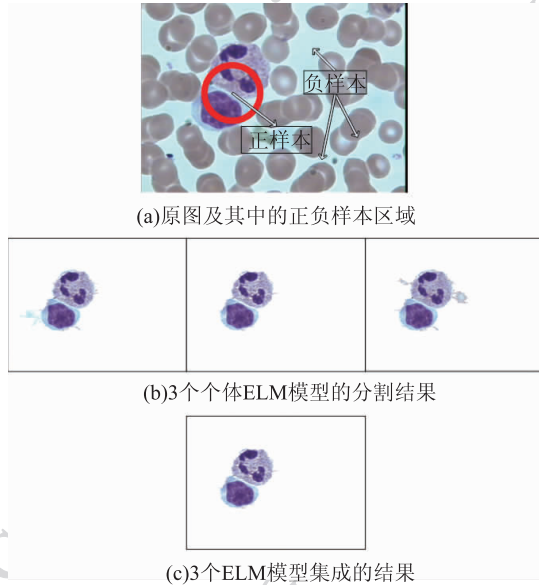


图 3 相同训练数据下基于 ELM 模型的分割结果  
Fig. 3 Segmentation results of ELM models trained with same data

有关分类器集成的理论<sup>[6]</sup>指出,多个不稳定的分类器可以通过集成策略共同组合为一个稳定的分类器。集成策略有多种,如 Bagging 和 Boosting 等。本文主要依靠 Bagging (Bootstrap Aggregating) 算法;由多个个体分类器分别对训练集有放回的重复取样 (Bootstrap Sampling),并行单独训练,然后采用投票法进行集成。

由此可见,集成分类器是一种同类动态集成的 ELM 分类器;具体作法是:1)对训练样本区域多次(重复)抽样;2)利用多个 ELM 训练产生出多个个体分类器;3)再将这些分类器的结果组合(采取选举策略)。实验发现,并行训练的 ELM 个体分类器越多,集成分类器的分割结果越稳定(本文实验的个体分类器个数 > 3)。

## 2 实验结果

### 2.1 算法中参数对分割性能的影响

对本文图像分割算法性能有直接影响的人工设定参数只有 Mean-shift 算法的搜索窗半径  $h$  和 ELM 的隐结点个数。为了说明算法对参数的鲁棒性,利

用接受者操作特性曲线(ROC)对提出的算法进行参数变化时的性能评价。

把一幅图像的分割问题看做是一个两分类问题。假设一幅图像目标像素为  $P$ (正样本),背景像素为  $N$ (负样本),则算法自动分割结果和金标准二值图像相比较得到的参数可以说明自动分割算法的性能。ROC<sup>[7]</sup>由真阳性率( $TPR$ )和假阳性率( $FPR$ )构成。曲线下面积越大,说明对应的算法性能越好。

$$TPR = (TP) / (TP + FN) \quad (13)$$

$$FPR = (FP) / (FP + TN)$$

式中, $TP$  是分类正确的正样本像素数量, $TN$  是分类正确的负样本像素数量, $FP$  是分类错误的正样本像素总数, $FN$  是分类错误的负样本像素总数。这些数据可以通过金标准图像和自动分割图像中的目标与背景像素的比较获得。

以图 4 为例,利用 3 个专家手动分割结果(图 5)构建的金标准图像和自动分割的图像进行对比,获得  $TPR$  和  $FPR$  值,生成一条 ROC 曲线;该曲线对

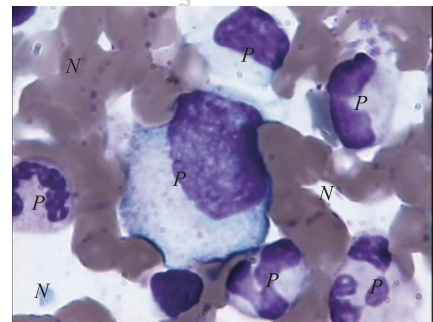


图 4 图像目标和背景示例  
Fig. 4 Illustration of positive and negative regions

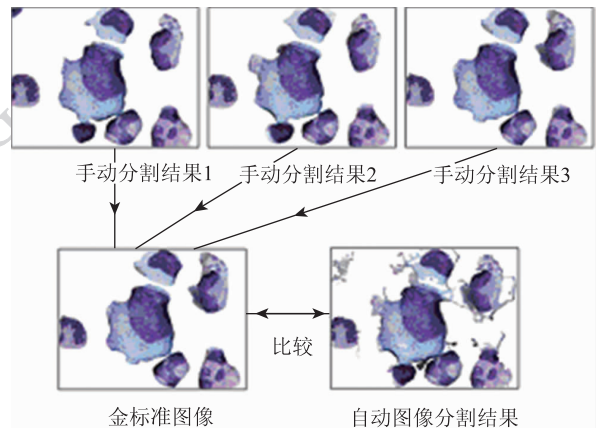


图 5 金标准图与自动分割结果对比得到  $TPR$  和  $FPR$   
Fig. 5 To get  $TPR$  and  $FPR$  by comparing the golden standard with the segmentation result

应着一定参数条件下的分割算法性能。ROC 曲线的制作步骤如下:

1) 先由奇数个专家手动分割图像构造不同的金标准图。例如,3 个手动分割结果可求交交集组合为 3 个不同判别层次的金标准图。衡量某像素是目标像素的 3 个判别标准如下:

- (1) 需 3 个专家中 1 人认为该像素属于目标;
- (2) 需 3 个专家中 2 人认为该像素属于目标;
- (3) 需 3 个专家一致认为该像素属于目标。

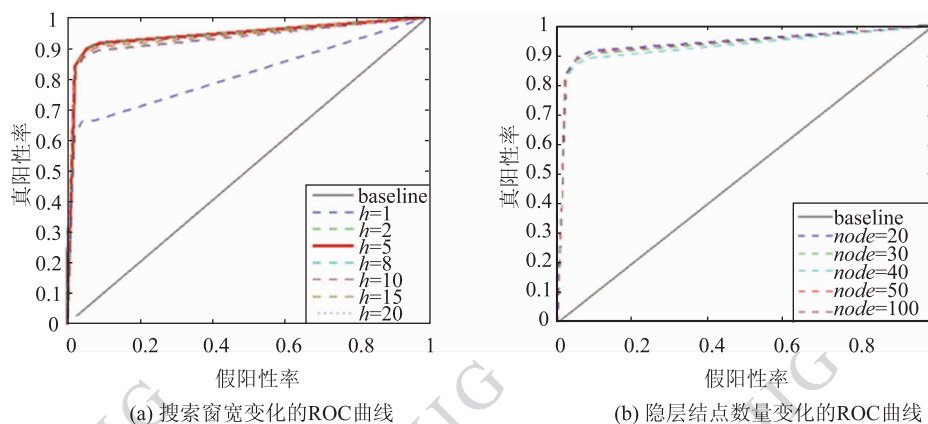


图 6 搜索窗宽和隐结点数量对分割性能的影响示例

Fig. 6 The influence of the width of search window and the number of hidden nodes of ELM

从图 5 和图 6 可以看出,MS 的搜索窗半径  $h$  和隐层结点的数目在一定范围变化时,图像分割性能令人满意,代表不同参数的各条 ROC 曲线非常接近,差别不大,说明本文方法的相关参数对分割结果不敏感。以下实验中,固定  $h=5$ ,ELM 隐结点个数为 30。

### 2.2 多幅细胞图像的自动分割实验

为了进一步比较算法的性能,对 65 幅白细胞图像进行了分割实验。图像的来源、采样条件和细胞形态等都不同,但采用的算法和参数相同。该方法同基于 SVM 的图像分割算法<sup>[2]</sup>进行了实验对比。图 7 列出了部分代表性的细胞图像分割结果。

图像分割算法的性能通过 3 个指标<sup>[8]</sup>来衡量,分别是过分割率(OR),欠分割率(UR),总体误差率(ER)。图 8 罗列了 3 个图像分割指标的对比曲线。图 7 和图 8 表明基于 SVM 算法的分割结果与基于 ELM 算法的分割结果基本一致。

### 2.3 讨论

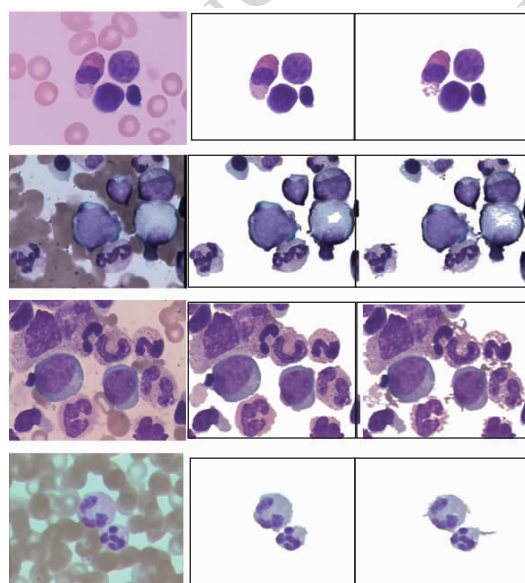
本文提出的方法中,只用一个 Mean-shift 过程来寻找白细胞核,并且设定 Mean-shift 窗宽参数以及 ELM 隐结点数量参数对算法性能影响不大。而文献<sup>[2]</sup>提出的算法中,需要至少 3 个 Mean-shift 过

每个金标准的二值结果图与自动分割的二值图像相比较,计算该金标准下的 TPR 和 FPR 值;

2) 用多个金标准图来衡量同一个自动分割结果,可得到相应的多对 TPR 和 FPR(如 3 个金标准图可以分别生成 3 对 TPR-FPR 值),由此可画出一条 ROC 曲线。

3) 多条 ROC 曲线是通过改变算法参数,获得不同参数下的自动分割结果,重复上述过程得到。如图 6 所示。

程寻找白细胞核、红细胞和背景,且其中的 SVM 需要仔细选择核函数和相关参数。本文方法依靠 ELM 算法,大大简化了传统算法的参数选取问题,且能够获得同样好的分割效果。



(a) 原始图像 (b) ELM分割结果 (c) SVM分割结果

图 7 图像分割比较

Fig. 7 Comparison of segmentation results

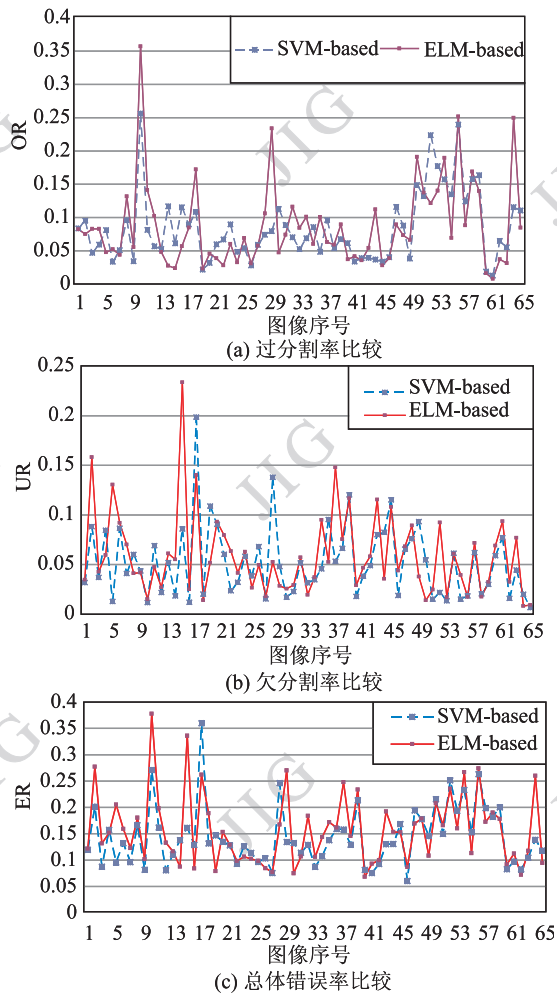


图 8 65 幅白细胞图像的 3 个误差参数曲线比较

Fig. 8 Comparison of three error rates about 65 white cell images

上述基于 ELM 主动学习的图像分割算法,关键步骤是对白细胞的少量有代表性的像素正确采样。当采样合适(基本无噪声样本存在)则分割结果好;如果采样不合适(有偏差或者噪声),则 ELM 模型有偏差,分割效果会变差。这种现象在采用单个 ELM 模型分类像素时最明显;当采取多个 ELM 模型集成分类后,这种现象逐步减轻。实验结果表明,更多并行的 ELM 模型集成后能够大大减少噪声样本的不利影响,提高系统性能。另外,为了减少系统开销,提高算法效率,未来的工作中,倾向于采取一种迭代的“采样-学习-分割”策略:即在前一次分割图像目标的基础上,对目标区域重新采样,再次训练-分

割该图像。通过对目标的重采样,可逐步由粗到精分割目标,进一步降低噪声样本参与训练过程的数量、提高分割精度。

### 3 结 论

提出一种新的基于主动机器学习的白细胞图像分割方法。先利用 Mean-shift 过程找到白细胞深色的细胞核,再膨胀细胞核得到细胞浆部分颜色信息。根据目标和背景颜色向量训练两分类 ELM,利用颜色提取目标。算法对血细胞涂片的制备、采样条件变化等鲁棒性强,自动化程度高,分割速度和效果与 SVM 方法持平,基本无需调整参数,非常适合在实际应用中分割复杂细胞图像。

### 参考文献 (References)

- [1] Cheng H D, Jiang X H, Sun Y, et al. Color image segmentation: advance and prospects[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(12): 2259-2281.
- [2] Pan C, Fang Y, Yan X G, et al. Robust segmentation for low quality cell images from blood and bone marrow[J]. International Journal of Control, Automation, and Systems, 2006, 4(5): 637-644.
- [3] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(3): 489-501.
- [4] Huang G B, Ding X J, Zhou H M. Optimization method based extreme learning machine for classification[J]. Neurocomputing, 2010, 74(12): 155-163.
- [5] Comaniciu D, Meer P. Robust analysis of feature spaces: color image segmentation[C]//Proceedings of IEEE Conference. Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). San Juan, Puerto Rico: IEEE Computer Society, 1997, 750-755.
- [6] Breiman L. Bagging predictors[J]. Machine Learning, 1996, 24(3): 123-140.
- [7] Wikipedia. Receiver operating characteristic [EB/OL] (2011-10-10) [2011-10-10] [http://en.wikipedia.org/wiki/Receiver\\_operating\\_characteristic](http://en.wikipedia.org/wiki/Receiver_operating_characteristic) [维基百科. ROC 曲线 [EB/OL]. [2011-10-10]. <http://zh.wikipedia.org/zh-cn/ROC%E6%9B%B2%E7%BA%BF>.]
- [8] Liu J, Leong T Y, Chee K B, et al. Set-based cascading approaches for magnetic resonance (MR) image segmentation (SCAMIS) [C]//Proceedings of AMIA Annual Symposium. New York, USA: PubMed Centra, 2006, 504-508.