

doi:10.3788/gzxb20134211.1375

改进的 LFP 算法在白细胞图像纹理特征提取 与识别中的应用

庞春颖, 刘记奎

(长春理工大学 生命科学技术学院, 长春 130022)

摘要:研究了白细胞图像特征提取和分类识别方法,以提高白细胞图像的正确识别率.针对细胞纹理特征的提取,采用改进的局部模糊模式提取白细胞图像的纹理特征,通过对局部二值模式中阈值参量的模糊化,建立了基于局部模糊模式的纹理特征提取算法.算法中引入“统一模式”方法,使提取的特征维度降低为 10,且具有旋转不变性.通过有向无环图方法建立支持向量机组组合分类器,对 CellAtlas 的 100 幅白细胞图像进行了分类识别的实验.实验结果表明:改进的局部模糊模式算法精简了纹理特征数量,起到了“去伪存真”的作用,在含有噪音的白细胞图像分类识别中表现出优良的性能,使提取的特征具有更好的“鲁棒性”,并且具有运行时间短、效率高的特点,白细胞的正确识别率达到了 93%.改进的支持向量机分类器表现出高效的分类效果,对小样本分析具有更好的特性.

关键词:白细胞分类;纹理特征提取;局部模糊模式;统一模式;支持向量机

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2013)11-1375-6

Improved LFP Algorithm on Leukocyte Image Texture Feature Extraction and Recognition

PANG Chun-ying, LIU Ji-kui

(School of Life Science and Technology, Changchun University of Science and Technology,
Changchun 130022, China)

Abstract: Leukocyte image feature extraction and classification are studied to improve the correct recognition rate of leukocyte image. For cell texture feature extraction, leukocyte image texture features are extracted by using the improved local fuzzy pattern, and the texture feature extraction method based on local fuzzy pattern (LFP) was proposed by making the threshold parameter fuzzy in local binary pattern (LBP). The algorithm introduces in uniform pattern to make the extracted feature dimension decrease to 10 with rotation invariance. The classification of 100 CellAtlas's white blood cells images was tested with a support vector machine combination classifier established by a directed acyclic graph method. Experimental results show that: the improved local fuzzy pattern algorithm simplifies texture feature quantity to realize “discard the false and retain the true”. The leukocyte image classification and recognition with noise exhibits excellent performance, so that the extracted features have better Robustness. And it has a short running time, high efficiency, leukocyte correct recognition rate is up to 93%. Improved support vector machine classifier shows efficient classification effect, and has better characteristics to small sample analysis.

Key words: Leukocyte classification; Texture feature extraction; Uniform pattern; Local fuzzy

基金项目:吉林省科技厅基金(No. 20121006)资助

第一作者:庞春颖(1971-),女,副教授,博士,主要研究方向为生物医学光子学及图像处理. Email: pangchunying8888@163.com

通讯作者:刘记奎(1986-),男,硕士研究生,主要研究方向为医学图像处理与模式识别. Email: liujikui2007@163.com

收稿日期:2013-03-08;录用日期:2013-06-14

pattern; Support vector machine

0 引言

白细胞分类系统是实现白细胞显微图像自动分类计数的智能系统,该系统可以帮助医生或血液病学家对疾病做出快速、精确诊断.白细胞分类过程主要包括细胞质与细胞核的区域分割,细胞图像的特征提取,细胞图像的分类识别.临床上常将白细胞分为五类:单核细胞、淋巴细胞、嗜碱性粒细胞、嗜酸性粒细胞、嗜中性粒细胞.

特征选取是影响模式识别结果的最主要因素,因此如何从一幅图像的众多特征中筛选出最能表征图像本身的有效特征是提高识别率的关键.在白细胞图像识别中,白细胞的图像特征主要包括几何特征、颜色特征与纹理特征.几何特征可以直观地反应白细胞的外在形态,也是人眼识别白细胞最直接的依据.纹理特征描述的是物体表面的局部颜色、灰度变化的统计特征,反映了局部区域的灰度分布情况,是人的视觉心理的直接反映^[1],因此两者是细胞识别的重要依据.很多研究者尝试了各种算法用于纹理特征分析,如文献[2]采用统计学方法提取纹理特征,文献[3-5]提出了以数学形态学方法(模式谱或粒度测量)提取细胞的纹理特征,而更多的文献提出采用局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)^[6]、灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)^[7]和局部模糊模式(Local Fuzzy Patterns, LFP)^[8]提取白细胞的纹理特征.但是这些方法因存在着对噪声敏感与特征不具备旋转不变性的缺点,正确识别率最高为85%^[9].

本文采用一种改进的局部模糊模式(LFP)提取白细胞图像的纹理特征,并用改进的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)作为分类器进行图像分类识别.通过实验表明,改进的LFP在含有噪声的白细胞图像分类识别中表现出优良的性能,这种纹理特征提取方法和分类方法使得白细胞的正确识别率达到了93%.

1 白细胞特征

代表一幅图像的特征有很多,包括物理的、结构的、数学的.本文选择了白细胞图像的几何特征和纹理特征进行白细胞图像的分类识别.

1.1 几何特征

白细胞图像的基本几何特征包括细胞体周长、细胞核周长、细胞核面积、细胞核圆度、细胞体面积以及核质比等.考虑到白细胞图像拾取时,不同的拍

摄位置所体现的几何特征是有差异的,因此几何特征不宜选择过多.研究中选择细胞体周长、细胞核面积、细胞核圆度和核质比四种几何特征.

1.2 纹理特征

图像纹理是一种在图像中普遍存在但又难以用语言描述的统计特征.为提高鲁棒性,纹理特征常具有旋转不变性,并且能抑制一定的噪音干扰^[10].而且在模式匹配中,不会因为个别点或局部的偏差而造成匹配不成功,因此纹理特征是图像识别的一个重要特征.

2 白细胞纹理特征提取方法

纹理特征的提取方法有很多,其中局部二值模式算法以其对图像的纹理刻画细腻和良好的平移不变性等特点得到了广泛应用.该算法具有计算量小、无需事先设置参量等优点,但是这种非“0”即“1”的编码不可避免地造成信息的丢失^[9,11],从而也造成了抗噪音能力弱的缺点.基于此,本文将模糊逻辑引入LBP算法,提出改进的具有旋转不变特性的局部模糊模式(LFP)算法,通过模糊化方法将二值数据按照相应的隶属度作“软”处理,很好地克服了LBP算法对斑点噪音敏感的缺陷.

2.1 局部二值模式

局部二值模式算法是1996年Ojala等提出的^[12].其基本思想是对邻域窗内元素以中心像素为阈值进行二进制编码,其编码的二进制值作为相应中心像素的LBP算子的值.

LBP算法示意图如图1,定义一 3×3 邻域窗口,以中心像素值作为阈值对邻域窗口内8个像素进行二进制编码:当邻域像素值大于等于中心像素值时,该邻域值用1编码;否则用0编码,编码结果为11110001,将该二进制编码转换为十进制即为中心像素的LBP值.计算公式为

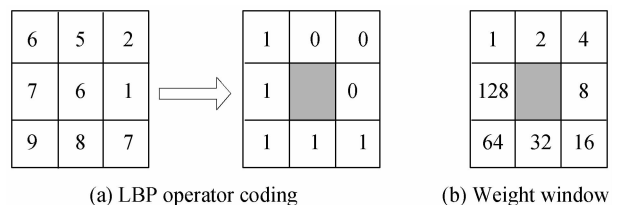


图1 3×3 窗口的LBP算法

Fig. 1 3×3 window LBP algorithm schematic diagram

$$LBP = \sum_{i=1}^{p-1} u(p_i - p_{center}) \quad (1)$$

式中, $u(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$, p 为邻域内像素个数,在这里 $p=8$; p_i 表示邻域像素值, p_{center} 表示中心像素值.

经过 LBP 算法变换后,原来的灰度图像将转变为 LBP 值组成的图像.当所选邻域为上述 3×3 窗口时,对转换结果进行直方图统计,将会得到 256 阶的 LBP 直方图.很显然,它与原图的灰度直方图具有完全不同的意义,在模式识别中作为纹理特征向量.在识别过程中,特征向量维度越高,预示着计算越复杂.而对于实时性要求较高的应用中,256 维的特征向量识别显然过于复杂,但不能依靠降低邻域内像素个数来降低特征向量的维度,因为这样势必会丢失相应的纹理信息.因此,还需要从机理上对其进行改进.为此,Ojala 等对 LBP 算法进行了改进,提出了统一模式(Uniform)的 LBP 算法(ULBP).

通俗地讲,统一模式是指 LBP 二值编码序列中“0”或“1”跳变次数不大于两次的模式.LBP 中全部的统一模式共 58 种,虽然仅占全部模式的一小部分,但事实上统一模式的发生概率却占全部模式的 99% 以上^[13-14],也就是说统一模式携带了绝大部分的纹理信息,因此在纹理特征提取时 ULBP 算法可以代替 LBP 算法.但是 ULBP 算法并不具有旋转不变性.为实现旋转不变性,对 LBP 算法设置规定,当一种局部二值序列通过旋转能够得到另一种二值序列时(二值序列是循环的),则这两种序列视为同一种.这样就得到了具有旋转不变性的统一模式的 LBP 算子 $LBP_{P,R}^{iu_2}$,其定义为

$$\begin{cases} LBP_{P,R}^{iu_2} = \begin{cases} \sum_{i=0}^{P-1} u(p_i - p_{center}) & (U \leq 2) \\ P+1 & (\text{otherwise}) \end{cases} \\ u(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

式中 U 表示二值序列中“0”到“1”或“1”到“0”的跳变次数.当取 $P=8, R=1$ 时(八邻域), $LBP_{P,R}^{iu_2}$ 最大值为 9,这样特征值数量又进一步缩小为 10 个.很显然这种改进后的算法不但进一步减小识别的计算量,而且还具有了旋转、平移不变性,因此提高了识别的鲁棒性.

2.2 LEP

LFP 的本质是将模糊逻辑融入 LBP 算法,通过模糊化方法将二值化按照相应的隶属度作“软”处理,从而克服 LBP 算法中的一刀切编码缺陷.LFP 算法根据邻域内像素点与中心像素点的灰度差值大小,用模糊隶属度函数 $m_0()$ 和 $m_1()$ 分别代替 LBP 算法中的“0”和“1”编码.两个隶属度函数 $m_0()$ 和 $m_1()$ 定义为

$$m_0(i) = \begin{cases} 0 & \text{if } p_i \geq p_{center} + T \\ \frac{T - p_i + p_{center}}{2T} & \text{if } p_{center} - T < p_i < p_{center} + T \\ 1 & \text{if } p_i \leq p_{center} - T \end{cases} \quad (3)$$

$$m_1(i) = 1 - m_0(i) \quad (4)$$

式中 $p_i (0 \leq i \leq 7)$ 表示邻域像素值; P_{center} 表示中心点像素值; $T (> 0)$ 为设定的阈值,控制着 LFP 的模糊程度.由式(3)可以看出 LBP 是 LFP 在 $T=0$ 时的一个特例.如图 2,隶属度函数反应了相邻像素点的相似程度,当 $m_0()$ 和 $m_1()$ 均不为“0”或“1”时,表明该局部区域纹理是均匀的;反之,则不均匀.

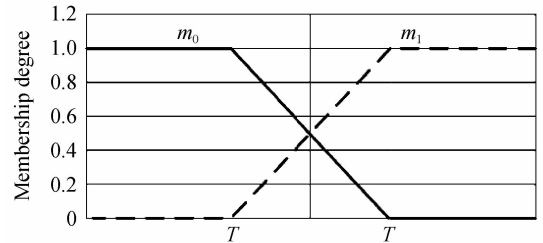


图 2 隶属度函数

Fig. 2 Membership function

在 LBP 算法中,每个像素点具有单一的 LBP 值,而 LFP 中则具有多个 LBP 值,并且每个 LBP 值具有相应的隶属度 $M(LBP_i)$. LFP 算法的实现方法可分为四步:

- 1) 设定阈值参量 T , 计算邻域内每个像素点的隶属度 $m_0(i)$ 和 $m_1(i)$;
- 2) 根据 LBP 算法中 LBP 值计算方法计算 LBP_i , 以及对应的 $M(LBP_i)$;
- 3) 计算 LFP 值 $C_{LFP} = \sum_i M(LBP_i) * LBP_i$;
- 4) 对 C_{LFP} 作概率统计, 得出 LFP 特征向量.

从该 LFP 算法计算过程不难看出:首先,它提取的特征向量维度仍为 256;其次,提取的特征不具备旋转不变性.另外该算法的计算量是惊人的,甚至是灾难性的.假设邻域内每个像素与中心像素的灰度值差都在阈值范围内,这时对于中心像素将有 256 种 LBP 值.而如果对于一幅灰度图像其所有的邻域窗都符合上述条件,那么也就意味着 LFP 算法的实现时间至少是 LBP 算法的 256 倍.因此这种算法虽然具有很强的理论性,但在实际的工程应用中却很难实现.

2.3 改进的 LFP 算法

为弥补 LFP 算法的缺陷,尝试从 LFP 算法机理上进行改进,以减小算法计算量,并保证提取的特征向量具有低维度和旋转不变性.

假设存在一 3×3 邻域窗,灰度值记为 $\{P_{center}, P_0, \dots, P_7\}$, 设置阈值 T , 对邻域内每个像素求隶属度 $m_1(P_i - P_{center})$, 则邻域像素的隶属度组合为 $\{m_1(P_i - P_{center}), \dots, m_1(P_i - P_7)\}$. 具有旋转不变特性的统一模式 ULFP 算子可表示为

$$ULFP_i = \begin{cases} \sum_{i=0}^7 \text{app}(m_1(p_i - p_{center})); & U \leq 2 \\ 9; & U > 2 \end{cases} \quad (5)$$

式中:函数 $\text{app}()$ 表示求四舍五入;下标 ri 表示旋转不变性.邻域隶属度值 U 为

$$U = \sum_{i=0}^7 (m_1(p_{i+1} - p_{\text{center}}) - m_1(p_i - p_{\text{center}})) + (m_1(p_0 - p_{\text{center}}) - m_1(p_7 - p_{\text{center}})) \quad (6)$$

式(6)中, U 作为邻域隶属度值(这里仅使用“1”的隶属度)变化的度量,可以想象当邻域隶属度变化缓慢时, U 的值趋于零,而当变化较大时, U 的值将趋于“大于2”.由于隶属度间接地反映了邻域像素与中心像素的灰度差,而相邻的邻域像素灰度的差值一般是很微小的,因此 $U \leq 2$ 的统一模式有极高的发生概率,这一点也吻合了文献[13-14]中对 ULBP 发生概率的论证.另一方面,对于 $U \leq 2$ 的统一模式 $ULFP_n$ 值为邻域像素隶属度值的和,而其它模式的 $ULFP_n$ 值统一设置为 9.

可以看出,改进后的算法所提取的特征不但具有 LBP 算法的平移不变性,还具有旋转不变性与低维性,而且能够进一步抑制噪音的干扰,从而增强了特征提取的稳定性.

为了反映这一算法对于纹理特征提取的效果,本文分别采用 LBP 算法和旋转不变的 ULFP 算法对图像进行处理,其编码结果如图 3.

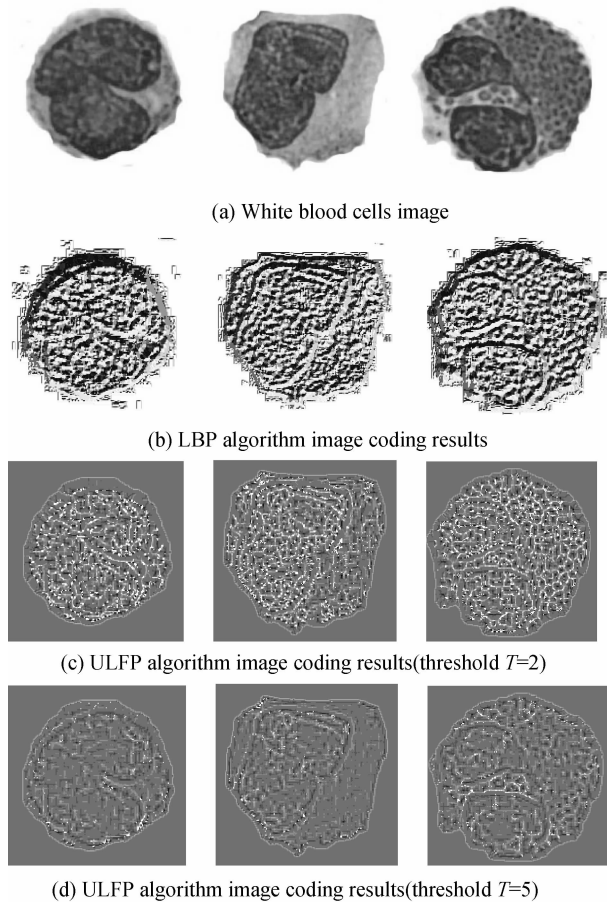


图 3 LBP 算法与 ULFP 算法的图像编码结果
Fig. 3 LBP algorithm and LFP algorithm image coding results

由图 3 可以看出,图 3(b)中 LBP 算法的图像编码结果中灰度值是 256 级的,其包含有丰富的纹理信息;图 3(c)、(d)中旋转不变的 ULFP 算法的图像编码结果的灰度级为 10,一些纹理细节被过滤;而图 3(c)、(d)中随着阈值 T 的增大,有更多的纹理细节被逐渐弱化掉,但更重要的边缘信息却得到了凸显.对于分类器本身而言,并非提取的纹理特征越丰富效果越好,在实验中也恰恰证明了这一点,即:图 3(c)的分类效果要远远优于图 3(b),而图 3(d)的效果略优于图 3(b).主要原因有两点:首先,纹理特征越丰富,所包含的纹理细节也就越多,这样必将造成主要特征的淹没,从而导致分类能力降低;其次,运算量增加.综上所述,在许多情况下最佳的特征并不意味着一定要包含更多细节信息,而恰恰相反“抛弃”细节,保留主要特征往往更容易表征原始图像.

3 SVM 分类器设计

在模式识别中,分类器的设计至关重要.与传统的机器学习相比,SVM 在解决小样本、非线性以及高维模式问题上具有许多特有的优势.为此研究中选择了 SVM 分类器.

SVM 是一种典型的二分类器,即它只能回答是正类还是负类的问题.本文针对白细胞分类问题研究如何设计五分类的 SVM 组合分类器.目前,将若干单个 SVM 分类器组合成多分类器的方法主要有两种^[16]:一种是“一对其余”,另一种是“一对一”.

首先使用一对一的方法训练 10 个 SVM 分类器,这些分类器用于分别区分五类白细胞中的任意两类;然后使用上述 10 个分类器进行拓扑组合,如图 4.

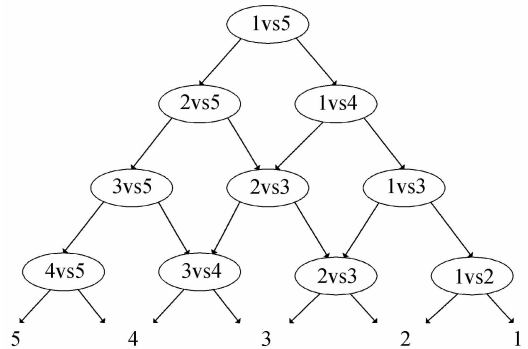


图 4 五分类 SVM 结构框图
Fig. 4 Five classification SVM structure diagram

图中 1~5 分别表示五类白细胞,1vs5 表示第 1 类与第 5 类划分,其它依次类推.使用该组合进行类别划分时,首先将样本交给组合结构最顶端的 1vs5 分类器判断属于第 1 类还是第 5 类,如果是第 5 类就向左分支走,然后再将样本交给 2vs5 分类器,如此继续判断下去,可以看出整个识别过程其实仅仅

用了 4 个分类器,因此精简了识别过程,提高了识别速度,而且不会出现分类重叠和不可分类现象,但它也有自己的缺点,假如当第一个分类器出现分类错误时,那么后面的分类器无论如何也无法纠正该错误,这就是所谓“误差累计”现象.为了减少这种“误差累计”所造成的分类错误,在结构设计中我们总希望根节点的错误率最低,因此在设计中最顶端的根分类器区分的类别差别越大越好,甚至大到不可能把它们分错,而接下来几级分类器依此类推.

4 实验结果与分析

4.1 实验结果

实验中采用的图像来自美国 CellAtlas 公司白细胞图库,从该细胞图库选择了 100 幅白细胞图像作为样本,细胞尺寸为 195×195 像素.实验环境:4 核 CPU,主频 2.8GHZ,windows XP 系统;编程环境为 matlab7.12.从这 100 幅样本中随机抽取 60 幅作为训练样本,剩下 40 幅作为测试样本,对于每类白细胞分别使用 12 幅图像进行训练.实验主要分为三个阶段:首先进行图像分割,采用改进的 FCM 聚类算法分割出细胞核与细胞质区域;其次进行特征提取,采用 4 个几何特征与若干个纹理特征组成一组特征向量(不同的纹理特征提取算法提取的纹理特征个数不同,如:LFP 算法共提取 20 个纹理特征,其中包括 10 个细胞质特征与 10 个细胞核特征);最后进行图像分类识别.实验支持向量机作为分类器,分别使用了线性核、多项式核与高斯核进行了实验对比.LFP 算法中参量 T 的选择尤为重要,在文献[15-16]中指出当 $T=5$ 时为有最佳的分类效果.本文也对其进行了研究:当 $T=0$ 时,有与 LBP 相同的分类效果;当 $0 < T \leq 5$ 时,分类能力随着 T 的增加而增强;当 $T > 5$ 时,其分类能力不再增强,并且开始下降,证明 $T=5$ 是最佳分类参量.因此本实验最终将参量参量 T 设为 5.识别结果如图 5.

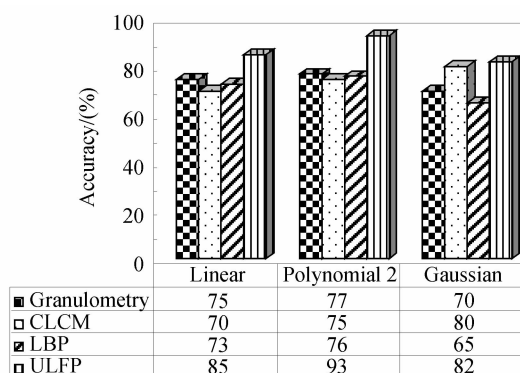


图 5 应用不同算法的白细胞图像分类结果

Fig. 5 White blood cells image classification effect figure for different algorithm

由图 5 可见,对于 SVM 分类器,不同核函数具有不同的分类效果,对于研究多项式核函数的分类效果最佳,并且以采用改进的 LFP 进行纹理特征提取时,该分类器的正确识别率达到了 93%.

4.2 改进算法的运行速度

为了进一步评估改进的 LFP 算法和 SVM 分类器的有效性,对不同纹理特征提取算法和 SVM 分类器的运行时间进行了对比,结果见表 1、表 2.

表 1 几种纹理特征提取算法的运行时间

Table 1 Several kinds of texture feature extraction

algorithm run time				
Algorithm	LBP	ULBP	LFP	ULFP
Run time/ms	2.951	28.437	3 762.475	39.076

表 2 SVM 分类算法的运行时间

Table 2 SVM classication algorithm run time

SVM classification algorithm run time			
Algorithm	One to many	One to one	This paper
Run time/ms	103.654	67.298	39.684

由表 1 可以看出,LBP 算法运行时间最短,具有旋转不变特性的 ULBP 算法次之,LFP 算法运行时间最长,本文采用的具有旋转不变特性的 ULFP 算法的纹理特征提取时间为 39.076ms.可见改进后的 ULFP 算法不但具有更优越的性能,而且在运算时间上比 LFP 算法整整提高了近 100 倍.另外该算法的运行时间虽然约为 LBP 算法的 14 倍,但它所提取的特征具有更低的维度,能更好地表征原始图像.

由表 2 可以看出“一对其余”的 SVM 分类算法耗时最长,“一对一”耗时次之,而本研究设计的 SVM 算法耗时最短,这主要是由于在整个识别过程中仅用到了 4 个 SVM 分类器,精简了识别过程,从而提高了识别速度.

5 结论

由实验结果可以看出:采用改进后的 LFP 算法提取的纹理特征与其它提取算法相比具有更高的识别率,并且具有较短的运行时间,表现出较高的效率.究其原因可分为两点:首先,由于改进后的 LFP 算法采用了模糊化技术以及具有旋转不变性的特点,从而使提取的特征具有更好的“鲁棒性”,也更加符合视觉心理特点;其次,该算法精简了纹理特征数量,起到了“去伪存真”的作用.另外,改进的 SVM 分类器同样表现出高效的分类效果,这主要由于 SVM 是基于结构风险最小化的统计学理论的分类器,它对小样本分析具有更好的特性,神经网络则需要大量的样本进行训练学习.

综上,本文采用的改进 LFP 图像纹理特征提取方法与通过“有向无环图”组合的 SVM 分类器使白

细胞图像的正确识别率达到 93%，充分证明了这种纹理图像特征提取算法与分类方法可以很好地应用于白细胞图像的分类计数系统中。

参考文献

- [1] HARALICK R M. Statistical and structural approaches to texture[J]. *Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 1979, **67**(5): 786-804.
- [2] ZHU Xian-feng. Study of key techniques of imaging flow cytometry for bio-particle detection and recognition [D]. TIANJIN: Tianjin university, 2010.
朱险峰. 生物颗粒流式成像关键技术的研究[D]. 天津: 天津大学, 2010.
- [3] GOMEZ G P, RAMIREZ C M, GONZALEZ B J, *et al.* A feature extraction method based on morphological operators for automatic classification of leukocytes[C]. Seventh Mexican International Conference on Artificial Intelligence. Mexican 2008, 10: 227-232.
- [4] THEERA U N, DHOMPONGSA S. Morphological granulometric features of nucleus in automatic bone marrow white blood cell classification [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in, Biomedicine*, 2007, **11**(3): 353-359.
- [5] ANGULO J, KLOSSA J, FLANDARIN G. Ontology-based lymphocyte population description using mathematical morphology on colour blood images [J]. *Cellular and Molecular Biology TM*, 2006, **52**(6): 2-15.
- [6] TAJERIPOUR F, KABIR E, SHEIKHI A. Fabric defect detection using modified local binary patterns[C]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008: 1-12.
- [7] WESZKA J S, DYER C R, RESENFELD A. A comparative study of texture measures for terrain classification[J]. *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, 1976, **6**(4): 269-285.
- [8] CAPINETTI L, CASTIELLO C, FANELLI A M, *et al.* Texture segmentation with local fuzzy patterns and neuro-fuzzy decision support[C]. Springer-Verlag, 2006: 340-347.
- [9] ALMEIDA M B, PADUA BRAGA A, BRAGA J P. SVM-KM: Speeding SVMs learning with a priori cluster selection and k-means [C]. VI Brazilian Symposium on Neural Networks, 2000: 162-167.
- [10] HAN Guang, ZHAO Chun-xia. Rotation invariant texture classification based on orientation-frequency decomposition [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(2): 352-356.
韩光, 赵春霞. 基于方向-频率分解的旋转不变性纹理分类[J]. 光子学报, 2010, **39**(2): 1034-1039.
- [11] OJALA T, PIETIKINEN M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. *Pattern Recognition*, 1996, **29**(1): 51-59.
- [12] TAJERIPOUR F, KABIR E, SHEIKHI A. fabric defect detection using modified local binary patterns[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008(1): 12-21.
- [13] SUN Hui-xian. Research on the methods and application of machine vision inspection with texture analysis[D]. Hunan: National University of Defense Technology doctor degree paper, 2010.
孙慧贤. 基于纹理分析的视觉检测方法与应用研究[D]. 湖南: 国防科技大学, 2010.
- [14] FU Rong, LI Jie, GAO Xin-bo. Static aurora images classification based on morphological component analysis[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(6): 1034-1039.
付蓉, 李洁, 高新波. 基于形态学成分分析的静态极光图像分类算法[J]. 光子学报, 2010, **39**(6): 1034-1039.
- [15] IAKOVIDIS K, KERAMIDAS G, DIMITEIS M. Fuzzy local binary patterns for ultrasound texture characterization[C]. LNCS 5112, Springer-Verlag, 2008: 750-759.
- [16] FATICHAH C, TANGEL M L, WIDYANTO M R, *et al.* Parameter optimization of local fuzzy patterns based on fuzzy contrast measure for white blood cell texture feature extraction [J]. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 2012, **16**(3): 412-419.