

一种色彩向量的降维表示方法*

王桂婷 翟宏琛 张铁群 黄桂岭

(南开大学现代光学研究所教育部光电信息技术科学重点实验室, 天津 300071)

摘要: 提出了一种依据人眼的颜色视觉机制对真彩色显微生物图像进行分割的色彩向量的降维表示方法。该方法将由红绿蓝三色彩刺激经 Karhunen-Loève 变换得到的 $I_1 I_2 I_3$ 色彩空间中的 I_1 强度信息摒弃, 将色彩特征由三维 $I_1 I_2 I_3$ 色彩空间向量降维为二维 $I_2 I_3$ 色彩向量。并以此 $I_2 I_3$ 色彩向量作为图像的色彩表示特征, 运用反向传播网络对真彩色显微生物图像进行了分割实验。实验表明该方法应用于分割真彩色显微生物图像时, 与采用 $I_1 I_2$ 色彩向量的降维方法相比, 可优化色彩表示特征, 加快网络的收敛速度, 提高图像分割的正确率。

关键词: 图像处理; 色彩空间; Karhunen-Loève 变换; 彩色图像分割; 反向传播网络

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A

1 引 言

由于彩色图像比灰度图像能提供更为丰富的信息, 因而随着科技的进步, 彩色图像的应用越来越广泛^[1,2]。由于彩色图像分割^[3]是利用图像的子区域色彩相似的信息将图像分割成一些感兴趣的区域, 所以以像素色彩特征作为图像特征的分割实质上就是图像在色彩空间的聚类问题。

由于色彩特征空间本质上是三维的, 其聚类计算在计算时间、计算机的软硬件要求等方面的花费都很大, 而且在聚类后还需要将每一维的数据进行融合, 所以人们一直在探讨将三维特征向量投影到低维向量空间中的方法^[4]。Devaux 等^[5]提出将色彩数据投影到 Karhunen-Loève 变换 (Karhunen-Loève transform, K-L 变换) 后的 KL_1 、 KL_2 色彩平面上^[6,7]的降维方法, 并应用其进行彩色航空图像的纹理分析和图像分割。由于该方法不需要考虑数据融合问题, 所以聚类后的处理较为简单。但是将该方法应用于图像对比度低的基于色彩的图像分割时, 分割效果并不理想。

本文提出了一种依据人眼的彩色视觉机制对真彩色显微生物图像进行分割的色彩空间的降维方法, 即采用由红绿蓝 (RGB) 三色彩刺激经过动态 K-L 变换后得到的三个正交基 $I_1 I_2 I_3$ 作为图像的色彩

表示特征, 分析了彩色图像在 $I_1 I_2$ 和 $I_2 I_3$ 色彩平面上的色彩数据分布, 据人眼的彩色视觉机制摒弃 I_1 强度信息, 以 $I_2 I_3$ 色彩平面作为色彩特征的分类平面, 并以反向传播网络为例对真彩色显微生物图像进行了分割实验。该方法对色彩空间的变换是线性变换, 合理地选择了色彩参量, 计算简单且降低了输入参量空间的维数, 既充分利用了图像的色彩信息, 又避免了冗余色彩信息的大量计算, 不需要后处理中的数据融合, 使基于彩色特征空间的分类大大简化。应用反向传播网络进行分割时可加快网络收敛速度, 提高网络对色彩偏差的适应和推广能力, 最终可以提高图像分割的正确率。文章第二部分介绍了 $I_1 I_2 I_3$ 色彩向量的降维表示的基本原理; 第三部分给出了显微生物图像的 $I_1 I_2$ 和 $I_2 I_3$ 色彩空间中的色彩数据分布的分析、比较, 以及相应的在 $I_1 I_2$ 和 $I_2 I_3$ 色彩空间中彩色图像分割的实验结果和分析比较; 最后一部分给出了结论。

2 色彩向量降维表示的基本原理

彩色图像的显示和存储等一般采用 RGB 三分量来表示。这种颜色表示对图像的读取、计算等操作十分方便, 彩色图像的处理技术大多是基于此色彩空间的。但它是面向硬件设备的, 三分量之间的相关度很高^[6,8]。Ohta 等^[7]用动态 K-L 变换, 经过大量试验将 RGB 三分量线性变换得到三个正交色彩特征量 I_1 、 I_2 、 I_3 :

$$I_1 = (R + G + B)/3, \quad (1)$$

$$I_2 = (R - B)/2, \quad (2)$$

* 国家自然科学基金 (60177004)、天津市自然科学基金 (023602211) 资助课题。

E-mail: zhai@nankai.edu.cn

收稿日期: 2002-07-04

$$I_3 = (2G - R - B)/4, \quad (3)$$

依据现代颜色视觉理论^[9,10],人眼视觉系统对颜色信息的加工过程是分阶段进行的。最初阶段是外界光刺激进入人眼后视网膜内的感红(R)、感绿(G)、感蓝(B)三种独立的视锥细胞各自有选择的吸收光谱不同波长的辐射。随后阶段是在神经兴奋时由视锥细胞向视觉中枢的传导过程中,信息不是以红、绿、蓝三条独立的通道向视觉中枢传递,而是以两条色彩信息通道和一条非色彩信息通道传递。色彩信息编码为两对拮抗对的形式进行传递,以保证不同感受细胞的信号不在传递过程中混淆。观察 $I_1 I_2 I_3$ 色彩空间可以看到 $I_2 I_3$ 为拮抗对的形式,即

$$I'_2 = 2 * I_2 = R - B, \quad (4)$$

$$I'_3 = 2 * I_3 = G - (R + B)/2, \quad (5)$$

而非色彩通道的光强信息对色彩的传递和颜色知觉没有贡献。基于此我们对光照均匀的彩色图像的分析可以不考虑图像的强度信息 I_1 。

3 实验和讨论

我们以实际采集的 736×566 像素大小的真彩

色白细胞显微图像作为实验对象,进行了基于色彩的图像分析、分割实验。运行环境为 Pentium II 333 型计算机 Matlab5.3 软件平台。

真彩色白细胞显微图像所显示的色彩是经过染料^[11]染色处理以后的色彩。实际临床条件下由于各种原因使得图像在色彩上存在较大的差异。为了使实验结果具有一定的普遍性,我们从同样采集条件下获得的 75 幅白细胞显微图像中选择了染色情况具有代表性的四幅图像,如图 1 所示。图中的不同白细胞、红细胞、背景的色彩各不相同,图 1(a)、图 1(d)为白细胞染色效果均衡的图像,其中图 1(a)图中的白细胞胞浆与背景中的红细胞色彩差异较大,图 1(d)图中的白细胞胞浆与背景中的红细胞染色效果色彩较为接近;图 1(c)图为不同染剂染色效果白细胞色彩较图 1(a)、图 1(d)偏差很大时所得的图像;图 1(b)为不同染剂染色效果白细胞色彩较图 1(a)、图 1(d)偏差不大时但背景红细胞色彩较之偏差较大的图像,其中空白背景染色效果色彩接近白细胞胞浆色彩。四幅图像之间的所有白细胞的细胞核和胞浆色彩本身偏差也很大。

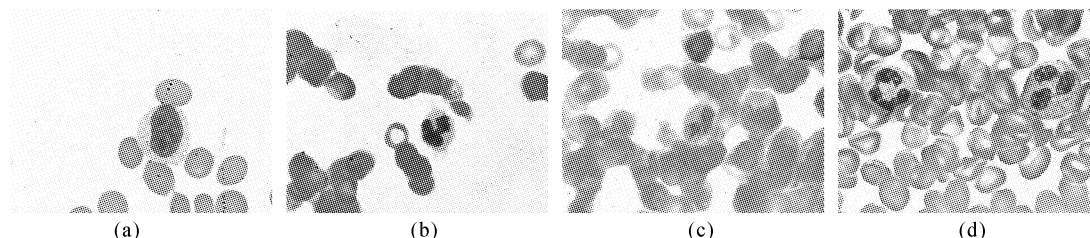


Fig. 1 The difference of peripheral—blood leukocytes microscopic images

3.1 基于色彩特征的显微生物图像的分析比较

以下以图 1 中的(a)、(b)、(c)、(d)四幅图像为例对白细胞显微生物图像的色彩特征参量在 $I_1 I_2$ 和 $I_2 I_3$ 两种不同色彩表示空间中的分布进行分析。对图 1 中的每一幅图像中的白细胞和背景随机分别抽取 50 个样本点,首先将样本点的色彩特征由 RGB 色彩表示空间转换到 $I_1 I_2 I_3$ 色彩表示空间,并对样本点的 $I_1 I_2 I_3$ 色彩分量值进行数据的归一化处理,使之在 $-1 \sim +1$ 范围内分布。为便于观察,图中只给出了 $I_1 I_2 I_3$ 数值的实际分布范围,如图 2 (a)、(b)所示。其中,星号(*)表示图 1(a)中白细胞类的像素点,菱形(\diamond)表示图 1(a)中的背景类的像素点;加号(+)表示图 1(b)中白细胞类的像素点,正方形(\square)表示图 1(b)中的背景类的像素点;点号(\cdot)表示图 1(c)中白细胞类的像素点,三角形

(∇)表示图 1(c)中的背景类的像素点;叉号(\times)表示图 1(d)中白细胞类的像素点,圆形(\circ)表示图 1(d)中的背景类的像素点。

3.1.1 $I_1 I_2$ 平面的数据分布

若依据文献[5]的方法,将三维 $I_1 I_2 I_3$ 色彩空间投影为二维 $I_1 I_2$ 平面,图 1 中四幅图像的白细胞和背景的样本点在 $I_1 I_2$ 色彩平面上的数值分布如图 2(a)所示。可以看出,在 $I_1 I_2$ 平面上,白细胞和背景两类像素间存在较大部分的相互重叠的现象。此种摒弃 I_3 色彩分量的投影方法造成了在三维 $I_1 I_2 I_3$ 空间中可分的数据类在二维 $I_1 I_2$ 平面上投影后不可分的情况。所以虽然在 KL 色彩空间中图像的能量在 KL_1 色彩分量上占 98.4%,在 KL_3 色彩分量上只占 0.5%,但是删除 KL_3 色彩分量的降维处理,将色彩数据投影到 KL_1 、 KL_2 平面上的方

法对于光照均匀的基于色彩的微生物图像分割的色彩特征来说,并不是最优的色彩特征降维处理方法。

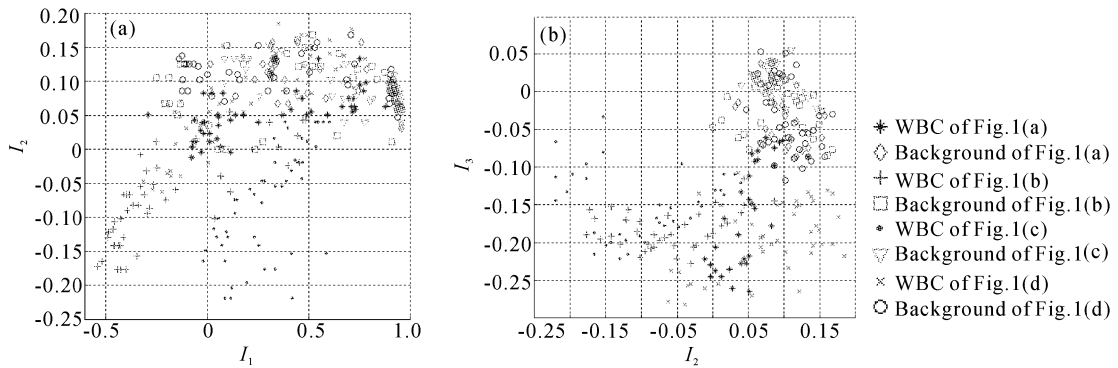


Fig. 2 Color features distribution of images in Fig. 1 in different color space. (a) $I_1 I_2$ plane and (b) $I_2 I_3$ plane

3.1.2 $I_2 I_3$ 平面的数据分布

我们依据人眼的彩色视觉机制,根据色彩信息与非色彩信息是分通道传递的原理,在仅运用色彩特征进行的图像分析时,提出了摒弃 $I_1 I_2 I_3$ 三个分量中的强度分量 I_1 ,将三维色彩空间投影到二维 $I_2 I_3$ 色彩平面,用二维 $I_2 I_3$ 色彩向量表示像素色彩特征,以减少强度信号对色彩分析的干扰。对图 1 中四幅图像的白细胞和背景的样本点采用同 $I_1 I_2$ 所述的方法,分析在 $I_2 I_3$ 色彩平面上的数值分布,如图 2(b)所示。可以看出,在 $I_2 I_3$ 色彩平面上,白细胞和背景两类像素间基本完全分开,没有相互重叠的现象,且较 $I_1 I_2$ 平面具有类间距离大,类内离散度小,类间可分性明显增大,类间可分性好的特点。

3.2 应用不同色彩向量表示时的神经网络情况比较

本文所选择使用的分类算法为反向传播网络。这是由于反向传播网络算法简单、具有很强的非线性映射能力等优点,在解决分类问题方面的应用尤为普遍^[12~17]。选择的反向传播网络结构均为三层,以像素的 I_1, I_2 或 I_2, I_3 两个色彩参量作为网络输入参量的网络,隐含层是三个节点,输入层和输出层都是两个节点。网络输出为白细胞区域内的点赋以编码(+1, -1),白细胞区域外的点赋以编码(-1, +1)。所采用的隐含层和输出层的神经元兴奋函数为反对称的 S 型(Sigmoid)函数。网络训练的初始权值和阈值区间为[-1, 1],学习速率为 0.01,性能目标为 0.01。为了便于对使用不同的色彩向量表示方法的实验结果进行比较,分别使用 $I_1 I_2$ 及 $I_2 I_3$ 像素色彩向量表示方法对相同的彩色图像进行了实验。网络训练样本数据为选择白细胞核和胞浆区域

内的像素点各 4 个,将这 8 个像素的 $I_1 I_2$ 或 $I_2 I_3$ 色彩特征向量与网络输出编码(+1, -1)组成目标类;选择红细胞和空白背景区域内的像素点各 4 个,将这 8 个像素的 $I_1 I_2$ 或 $I_2 I_3$ 色彩特征向量与网络输出编码(-1, +1)组成背景类,目标类和背景类数据交替组成训练样本。对采用 $I_1 I_2$ 和 $I_2 I_3$ 两种不同的色彩向量表示进行反向传播网络训练时,每一次初值的设定都是相同的,在 50 次不同初值条件下训练分别获得 $I_1 I_2$ 和 $I_2 I_3$ 两种不同的色彩向量表示的已训练好的网络。

在完全相同条件下采用 $I_1 I_2$ 和 $I_2 I_3$ 两种色彩分量作为反向传播网络的输入参量时,在 50 次不同初值条件下训练获得的两种对应不同色彩分量的神经网络的训练历程分别列于图 3 中。其中横轴为对应 50 个不同初值条件下训练得到的网络,纵轴为相应的训练历程数,为便于显示将训练历程数取自然对数,图中的点代表采用 $I_1 I_2$ 色彩向量作为反向传播网络的输入参量时不同初值条件下所得的神经网络的训练历程数,星号代表采用 $I_2 I_3$ 色彩向量作为反向传播网络的输入参量时不同初值条件下所得的

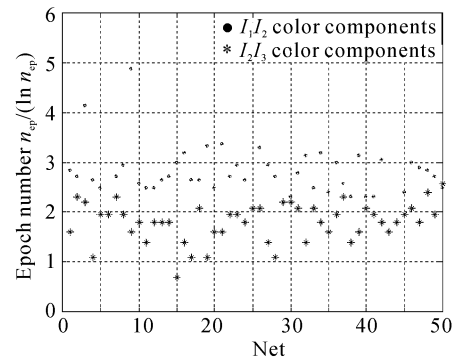


Fig. 3 The comparison of epochs with different color components

神经网络的训练历程数。从图 3 中可以看出在 I_2I_3 色彩表示空间中的反向传播网络的训练历程明显小于在 I_1I_2 色彩表示空间中的。在 I_1I_2 色彩表示空间中的反向传播网络的平均训练历程为 23.3, 在 I_2I_3 色彩表示空间中的反向传播网络的平均训练历程为 6.46, 在 I_1I_2 色彩表示空间中的训练所得的反向传播网络还存在个别网络训练历程过长, 例如第 25 个网络的训练历程为 268, 网络的训练历程不稳定的现象。网络输入参量空间为 I_2I_3 色彩参量的网络收敛速度明显较输入参量空间为 I_1I_2 色彩参量的网络收敛速度快。而且在 I_1I_2 色彩表示空间中的训练所得的反向传播网络存在 4 个不能达到性能目标的不良网络(第 6、第 29、第 43、第 44 号网络)。说明三维 $I_1I_2I_3$ 色彩向量降维为二维时, 二维色彩向量的选择对网络的性能和收敛速度影响很大。

3.3 采用两种不同色彩向量表示的彩色图像分割结果比较

为了对 I_1I_2 及 I_2I_3 色彩特征向量的分割结果进行比较, 将已训练好的 50 个网络分别采用两种不同的色彩向量表示对实际临床条件下采集的 75 幅白细胞显微图像的抽样压缩图像(184×141 像素大小)分别进行了分割实验, 即对 75 幅白细胞显微图像中的每一幅白细胞图像分别应用 I_1I_2 和 I_2I_3 两

种色彩特征向量表示时的反向传播网络进行分割, 其中每种色彩特征向量表示在 50 个不同初值条件下获得 50 个反向传播网络(每一组两种色彩特征向量表示的反向传播网络的初值是相同的), 所有的分割结果总共为 $2 \times 50 \times 75 = 7500$ 幅图像。

分析这些已分割的图像发现所有应用 I_1I_2 色彩特征向量表示的反向传播网络分割结果中绝大多数已分割的图像中不能完全正确地保留目标白细胞, 仅仅保留了细胞核中的一部分, 而且背景中的红细胞很大部分被错误地保留下来, 形成了背景中较大比例的杂散噪声干扰, 这种误判现象严重影响了目标的识别。所以应用 I_1I_2 色彩特征向量表示的反向传播网络分割结果性能不佳。而所有应用 I_2I_3 色彩特征向量表示的反向传播网络分割结果中, 目标白细胞都被正确地分类保留下来, 且保留下来的白细胞清晰完整, 而且背景中的红细胞和空白背景被正确地分割排除, 形成的背景中很少或基本没有杂散噪声干扰。因此应用 I_2I_3 色彩特征向量表示的反向传播网络分割结果性能良好。

为了具体说明两种不同色彩特征向量表示的反向传播网络分割结果, 我们以任意选择两组分割实验结果为例进行比较。为便于展示和比较, 我们仍然选择如前所述的染色情况具有代表性的图 1 中的四幅图像, 其分割结果如图 4、图 5 所示。

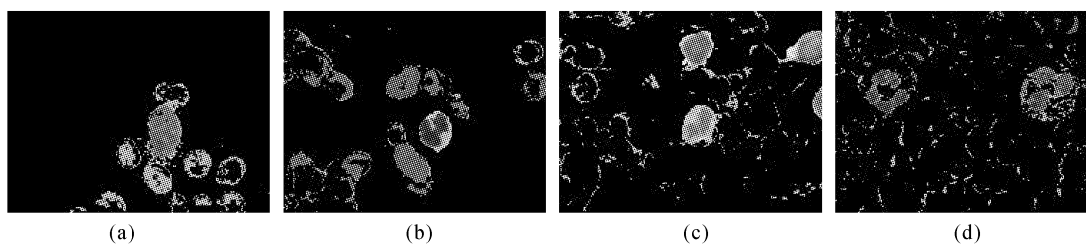


Fig. 4 The segmentation results of images in Fig. 1 by using of BPN based on I_1I_2 color space

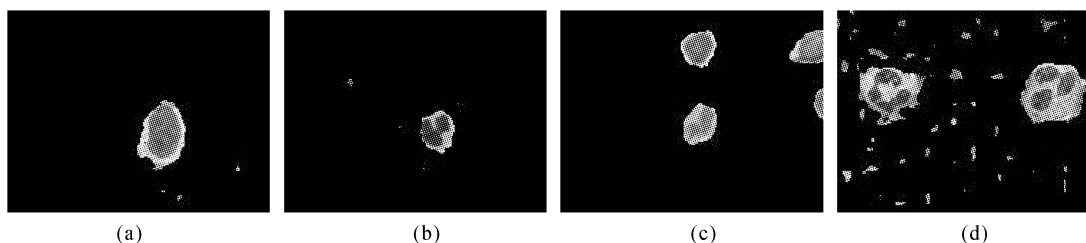


Fig. 5 The segmentation results of images in Fig. 1 by using of BPN based on I_2I_3 color space

在完全相同的条件下采用 I_1I_2 两色彩表示分量作为反向传播网络的输入参量时, 训练出的神经网络对图 1 的四幅的分割结果分别如图 4 的 (a)、(b)、(c)、(d) 所示。四幅图像中的白细胞类的分割

结果非常差, 仅图 4(b) 和图 4(c) 中的白细胞类中的细胞核和胞浆分类正确, 分割结果保留了下来, 图 4(a) 和图 4(d) 中的白细胞类中的细胞核被正确分类, 分割结果中保留了下来, 而白细胞类中的胞浆被错

误地分类为背景类,分割结果中被排除掉了,使得白细胞类的分割正确性极低。背景类的分割结果也非常差,背景类中的红细胞在图 4(a)、图 4(b)和图 4(c)中较大程度上都被算做白细胞类被错误地保留了下来,只有图 4(d)中的背景类中的红细胞被错误分类为白细胞的情况最少。四幅图像中白细胞类和背景类两类像素都不能正确分类,相应的分割结果中目标不正确,背景中的噪声块较大、噪声数目很多,严重影响了目标的计数和识别。整体的分割结果十分不理想。

采用 I_2I_3 两色彩表示分量作为反向传播网络的输入参量时,对图 1 的四幅的分割结果分别如图 5 的(a)、(b)、(c)、(d)所示。四幅图像中的白细胞类的分割结果同图 4 中的结果相比大为改善,图 5(a)和图 5(d)中的白细胞的胞浆类中仅有一部分像素被错误地算做背景类被排除掉,形成了图 5(a)和图 5(d)分割边缘的参差不齐及胞浆中有一点空洞,但是错误分类所占白细胞类像素的总数中的比例非常小,不影响目标的识别。背景类的分割结果较图 4 相比也有了很大的改善。图 5(a)、(b)、(c)、(d)中的背景类中的红细胞的分割分类被错误保留下来的像素数同图 4 相应的分割结果相比极低,所形成的分割结果中背景的噪声块和噪声数目也极少,分割结果理想。

从图 4、图 5 两组图像的比较中我们可以大致看出,图 4(a)~(d)基于 I_1I_2 色彩参量的分割效果基本不能正确分割,图 5(a)~(d)基于 I_2I_3 色彩参量的分割效果较图 4(a)~(d)更好,网络的分割性能良好。

结论 本文提出了一种依据人眼的彩色视觉机制,用于针对彩色显微生物图像分割的色彩向量的降维表示方法,以 $I_1I_2I_3$ 中的 I_2I_3 色彩参量作为图像的色彩表示特征,应用反向传播网络对真彩色显微生物图像进行了分割实验。

实验表明该方法:选择 I_2I_3 向量表示作为色彩表示特征更合理地优化了色彩表示特征,使得反向传播网络的收敛速度加快,提高了图像分割的正确率。该方法对于类似显微生物染色图像的其他图像对比度低的彩色图像也是一种较为理想的方法。

由于该方法基于 K-L 变换,去掉了三维色彩表示中的一些相关和冗余信息,对其它多维聚类分割算法如 C 均值算法^[18]、ISODATA 算法^[19]也是适用的。但是由于该方法是纯粹基于色彩分类的分割方

法,因而对于光照不均匀的复杂色彩图像,则应充分考虑光照、阴影等对目标光强分布的影响,从而选择 RGB 色彩空间进行分割效果可能会更好。

感谢中国协和医科大学、中国医学科学院血液学研究所计算机室的张崧工程师的热心帮助及无偿提供大量的血涂片和真彩色数字显微外周血白细胞图像。

参 考 文 献

- 1 Tao L M, Xu G Y. Color in machine vision and its application. *Chinese Science Bulletin* (科学通报), 2001, **46**(3):178~190 (in Chinese)
- 2 Zhai H C, Mu G G, Zhu X S *et al.*. Discussion on the channeling in experiment of color JTC. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 1999, **19**(9):1244~1250 (in Chinese)
- 3 Cheng H D, Jiang X H, Sun Y *et al.*. Color image segmentation: advances and prospects. *Pattern Recognition*, 2001, **34**(12):2259~2281
- 4 Park S H, Yun I D, Lee S U *et al.*. Color image segmentation based on 3-D clustering: morphological approach. *Pattern Recognition*, 1998, **31**(8):1061~1076
- 5 Devaux J C, Gouton P, Truchetet F *et al.*. Karhunen-Loève transform applied to region-based segmentation of color aerial images. *Opt. Engng.*, 2001, **40**(7):1302~1308
- 6 Lee J H, Chang B H, Kim S D *et al.*. Comparison of colour transformations for image segmentation. *Electron. Lett.*, 1994, **30**(20):1660~1661
- 7 Ohta Y, Kanade T. Color information for region segmentation. *Computer Graphics and Image Processing*, 1980, **13**(3):222~241
- 8 Zhang YJ. *Image Segmentation* (图象分割). Beijing: Science Press, 2001. 116~118 (in Chinese)
- 9 Jing Q C, Jiao S L, Ji G P. *The Human Vision* (人类的视觉). Beijing: Science Press, 1987. 56~60 (in Chinese)
- 10 Shou T D. *Brain Mechanisms of Visual Information Processing* (视觉信息处理的脑机制). Shanghai: Shanghai Education of Science and Technology Press, 1997. 40~56, 66 (in Chinese)
- 11 Li J Z, Wang H L, Han Z C. *Experimental Hematology* (血液实验学). Shanghai: Shanghai Science and Technology Press, 1997 (in Chinese)
- 12 Lescure P, Meas-Yedid V, Dupoisot H *et al.*. Color segmentation on biological microscope images. *Proc. SPIE*, 1999, **3647**:182~193
- 13 Clausen C, Wechsler H. Color image compression using PCA and backpropagation learning. *Pattern Recognition*, 2000, **33**(9):1555~1560
- 14 Haering N, Vitoria Lobo N. Features and classification methods to locate deciduous trees in images. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, **75**(1):133~149
- 15 Power W, Clist R. Comparison of supervised learning techniques applied to color segmentation of fruit image. *Proc. SPIE*, 1996, **2904**:370~381

- 16 Chodorowski A. Oral lesion classification using true-color images. *Proc. SPIE*, 1999, **3661**(II):1127~1138
- 17 Cui J S. Image nonlinear segmentation based on multilayer neural networks. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 1997, **17**(1):74~78 (in Chinese)
- 18 Lim Y W, Lee S U. On the color image segmentation algorithm based on the thresholding and the fuzzy c-means techniques. *Pattern Recognition*, 1990, **23**(9):379~396
- 19 Venkateswarlu N B, Raju P S V S K. Fast isodata clustering algorithms. *Pattern Recognition*, 1992, **25**(3):335~342

A Method of Reducing Dimensions of Color Vector Representation

Wang Guiting Zhai Hongchen Zhang Teiqun Huang Guiling

(Key Laboratory of Optoelectronic Information Science and Technology of Ministry of Education, Institute of Modern Optics, Nankai University, Tianjin 300071)

(Received 04 July 2002)

Abstract: A new method of reducing the dimensions of color-vector (CV) representation is proposed. By analyzing the color data distribution of true color digital micrographs (TCDM) of human leukocyte in $I_1 I_2 I_3$ CV representation spaces, the 3D CV representation is reduced to 2D $I_2 I_3$ CV representation based on the human-visual-system. Employing the $I_2 I_3$ CV representation as the CV representation of images, the TCDMs of human leukocyte is segmented with back-propagation (BP) network. The experimental results show that, comparing with the $I_1 I_2$ CV representation, by using this $I_2 I_3$ CV representation method the CV representation is optimized, the convergence of BP network is accelerated, and the accuracy of images segmentation is increased.

Key words: image processing; color vector; Karhunen-Loève transform; color image segmentation; BP network