

改进内部活动项的多通道PCNN彩色图像分割

王蒙军^{1,2} 郭林¹ 王霞^{1*} 郝宁¹

¹河北工业大学电子信息工程学院, 天津 300401

²天津市电子材料与器件重点实验室, 天津 300401

摘要 为了充分利用图像彩色信息,克服传统单通道脉冲耦合神经网络的图像分割过程中信息丢失,提出了一种多通道图像分割方法。采用RGB颜色空间,为每一个色彩分量建立一个输入通道,形成包含三个输入通道的多通道脉冲耦合神经网络,将内部活动项修改为各输入通道耦合平均,动态阈值变化采用上升指数,各通道的连接加权系数矩阵选取三维欧氏距离倒数矩阵。以最大信息熵作为评价标准,通过标准彩色图像进行实验分析,选取多通道脉冲耦合神经网络最佳参数。实验结果表明,多通道脉冲耦合神经网络的彩色图像分割方法对图像的细节信息保留明显,最大信息熵相对平均提高3%,在提高了图像分割效果的同时降低运行时间80%。

关键词 图像处理;多通道脉冲耦合神经网络;内部活动项;耦合平均;最大信息熵

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP52.121001

Color Image Segmentation Based on Improved Internal Activity Multi-Channel Pulse Coupled Neural Networks

Wang Mengjun^{1,2} Guo Lin¹ Wang Xia¹ Hao Ning¹

¹School of Electronic and Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China

²Tianjin Key Laboratory of Electronic Materials and Devices, Tianjin 300401, China

Abstract In order to make full use of the image color information and overcome the traditional single channel pulse coupled neural network information loss in the process of image segmentation. A multi-channel image segmentation method is proposed, input channel of each color component is established for RGB color space. So multi-channel pulse coupled neural networks are formed which contains three input channels. Internal activity is modified based on coupled averaging of each input channel, dynamic threshold changes with exponential ascent, each component of the three-dimensional euclidean inverse distance matrix is calculated as the connection weighting coefficient matrix for each channel, and maximum entropy is adopted as evaluation criteria. Experiments are carried out based on standard color images, optimal parameters of multi-channel pulse coupled neural networks are selected according to test results. Experimental results show that more particulars of color image are preserved by color image segmentation based on multi-channel pulse coupled neural networks. Average value of maximum entropy increases by 3% relatively, image segmentation effect is improved while cost time is reduced more than 80%.

Key words image processing; multi-channel pulse coupled neural networks; internal activity; coupled averaging; maximum entropy

OCIS codes 100.3008; 100.4996; 110.2960; 150.1135

1 引言

数字图像分割是进行图像分析、特征提取与模式识别之前的图像预处理过程。随着彩色摄像机的普及,对彩色图像进行分割处理的研究越来越引起学者的关注。目前,彩色图像分割技术主要包括以下几个

收稿日期: 2015-05-18; 收到修改稿日期: 2015-06-30; 网络出版日期: 2015-11-26

基金项目: 河北省高等学校自然科学研究重点基金项目(ZD20131043)、河北省高等学校高层次人才科学研究项目(GCC2014011)、天津市自然科学基金重点项目(14JCZDJC32600)

作者简介: 王蒙军(1978-),男,博士,副教授,主要从事机器视觉、图像处理与识别等方面的研究。

E-mail: wangmengjun@hebut.edu.cn

*通信联系人。E-mail: wangx@hebut.edu.cn

方面,如基于阈值的分割^[1]、基于边界的分割^[2]、基于区域的分割^[3-4]、基于特殊理论工具的分割^[5-6]。基于阈值分割方法是一种传统的图像分割方法,虽然其实现简单、计算量小、性能较稳定,但是阈值的选择具有不确定性。基于边界和基于区域的分割方法相似,仅仅利用不同区域之间像素属性差异性较大的特点,如强度、色度和纹理信息。基于特殊理论工具的分割方法根据图像特征利用特定的理论工具进行分割,如小波变换、神经网络等,但是大都不可以自动选取最佳阈值,得到最佳分割结果。

基于脉冲耦合神经网络(PCNN)的图像分割技术是基于特殊理论工具的图像分割方法之一。与常规分割技术不同,PCNN进行图像分割利用的是脉冲发放特性来分离灰度相近像素构成的区域,具有自适应选取最佳阈值特性,得到最佳结果。但以往研究的PCNN模型所处理的图像大都是灰度图像或者是彩色图像的某一分量^[7-9],无法同时处理三维彩色信息,造成彩色空间信息丢失,分割效果相对较差。然而彩色图像在人类接收、处理和传递信息的过程中,蕴含丰富的信息量,因此研究同步处理三维彩色信息的多通道PCNN模型将直接影响到目标识别算法以及图像处理其他方面的研究方法。

近年来,研究人员结合自己不同的应用需求,设计改进了PCNN模型,能够同时输入多路信息。文献[10]设计了多通道PCNN应用于图像的特征提取;文献[11-13]设计了双通道PCNN应用于医学图像融合;文献[14]将多通道PCNN用于图像分割目标检测,以往的这些研究中多通道PCNN的输入仍然是经过预处理之后的图像信息,而非原始的三维彩色图像信息。因此,在多通道PCNN结构的基础上,本文提出了直接将RGB空间的三个彩色分量作为输入的多通道PCNN网络模型,同时利用不同的色彩信息进行图像分割。在这一网络模型结构中,将内部活动项修改为各输入通道耦合平均,采取上升指数函数表示动态阈值,连接加权系数采用三维立体矩阵分量,以最大信息熵作为评价标准,实验采用国际标准的彩色图像,通过实验选取多通道脉冲耦合神经网络最佳参数,分析了该方法的有效性和准确性。

2 色彩空间模型选取

图像分割方法研究的基础是表示色彩的空间模型,最常见的有RGB模型、HSV模型、Lab模型等。计算机视觉研究领域的数字图像都是按RGB模型进行存储,代表了可见光范围内的三基色频率成分,很多模型是按照一定的数学变换关系从RGB模型变换来的,如HSV等,转换关系中需要复杂的开方和三角函数运算,运算量大^[15]。RGB颜色空间不需要空间的变换关系,减少了运算时间,并且RGB空间简单直观,是最基本空间模型,自然界任何颜色都可以用R、G、B三个分量混合组成,因此采用RGB空间模型作为分析基础。

3 多通道脉冲耦合神经网络

单通道PCNN是一个二维的反馈型网络,一般用于灰度图像的处理,较少用于彩色图像处理。而文献[16]将图像的色度信息引入PCNN中,采用了彩色图像分割的双输入PCNN模型,在彩色图像分割中取得了一定的效果,但这些方法在处理过程中存在实时性差和复杂度高等问题,也不能自适应地控制最佳分割效果,并且单通道PCNN模型一般只接收来自一幅图像的输入,参数多且选择难度较大,具有不确定性。为了适应多光谱多输入特点、降低参数设置难度、减少运行时间,弥补单通道PCNN在彩色图像分割过程中信息耦合的繁冗性、点火状态的复杂性等缺陷,研究了扩展和修正了PCNN模型成为新型多通道PCNN模型,以用于彩色图像分割。新型多通道PCNN模型是由一系列并行的PCNN在调制部分进行信息耦合而成,每一个通道由一个PCNN单独处理,输入项由通道内连接和通道间连接组成。

3.1 多通道PCNN模型

多通道PCNN模型的不同之处在于各个通道的内部活动项、动态阈值以及连接加权系数矩阵的设置上,将各分量对应的内部活动项进行了信息合并,采用的是耦合平均策略,这样就能够将各通道的信息调制耦合在一起,保持了原来各个分量信息不会全部丢失,有效减少了运行时间。多通道PCNN模型同样是由三部分组成:接收部分,信息融合部分,脉冲产生部分。图1是修正的多通道PCNN模型。

1) 接收部分:由反馈输入和耦合连接输入组成

$$F_{ij}^m[n] = \exp(-\alpha_F) F_{ij}^m[n-1] + V_F \sum_{kl} M_{ijk}^m Y_{kl}^m[n-1] + S_{ij}^m, \quad (1)$$

$$L_{ij}^m[n] = \exp(-\alpha_L) L_{ij}^m[n-1] + V_L \sum_{ijkl} W_{ijkl}^m Y_{kl}^m[n-1], \quad (2)$$

式中 $F_{ij}^m[n]$ 是多通道 PCNN 的第 m 个通道的反馈输入, 其中 m 代表的是多通道 PCNN 通道数, 其值是 1 到无穷, 在实验中对彩色图像分割时 m 取值 1, 2, 3; S_{ij}^m 是第 m 通道的外部输入, 即分别是 R, G, B 分量, L_{ij}^m 是各个通道内耦合连接输入。

2) 信息融合部分: 将各个通道的内部活动项进行了平均化耦合

$$U_{ij}[n] = \frac{1}{m} \{ F_{ij}^1[n](1 + \beta^1 L_{ij}[n]) + F_{ij}^2[n](1 + \beta^2 L_{ij}[n]) + \cdots + F_{ij}^m[n](1 + \beta^m L_{ij}[n]) \}, \quad (3)$$

(3) 式是多通道 PCNN 的内部活动项 $U_{ij}[n]$, 是各个通道的内部活动项耦合平均的结果, β^m 是各通道的连接强度系数, 并且 $\beta^1 = \beta^2 = \beta^3 = \beta$, M_{ijkl}^m 和 W_{ijkl}^m 分别是反馈输入 $F_{ij}^m[n]$ 和耦合连接输入 $L_{ij}^m[n]$ 的二维连接加权系数矩阵, 表示中心神经元受周围神经元影响的大小, 保证了各个通道的信息不会完全丢失。

3) 脉冲产生部分: 由阈值可变的比较器和脉冲产生器组成

$$\theta_{ij}[n] = \exp(\alpha_\theta) \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n-1], \quad (4)$$

$$Y_{ij}[n] = \text{step}(U_{ij}[n] - \theta_{ij}[n]) = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

式中 $\theta_{ij}[n]$ 是指数增长的动态阈值, $Y_{ij}[n]$ 是脉冲输出分割结果, 它是一个二值图像。 α_F 、 α_L 、 α_θ 和 V_F 、 V_L 、 V_θ 分别是 $F_{ij}^m[n]$ 、 $L_{ij}^m[n]$ 以及 $\theta_{ij}[n]$ 的时间衰减常数和放大系数。

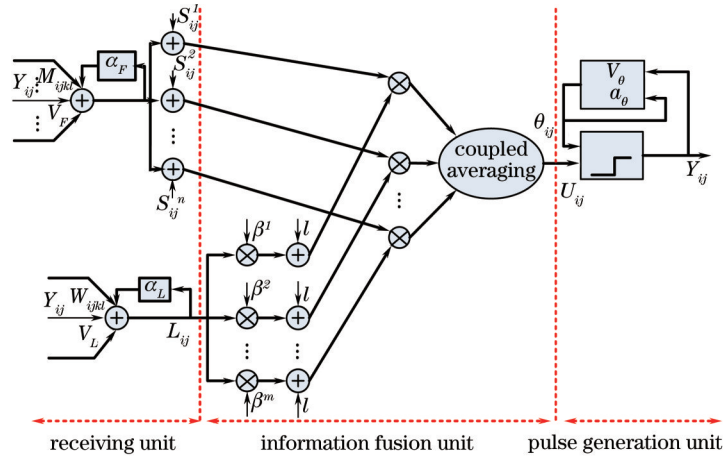


图 1 多通道脉冲耦合神经网络模型

Fig.1 Multi-channel pulse coupled neural network model

3.2 连接加权系数矩阵

多通道 PCNN 模型中, 矩阵 M_{ijkl}^m 和 W_{ijkl}^m 与目标对象的灰度模式相近, 表示中心神经元受周围神经元的影响程度, 反映邻近神经元对周围神经元传递信息能力的强弱, 这里令 $M_{ijkl}^m = W_{ijkl}^m$; 由于多通道 PCNN 是一个二维的反馈型网络, 而彩色图像是一个三维的矩阵, 所以实验中, 令 $F_{ij}^m[n]$ 的连接加权系数矩阵 W_{ijkl}^1 、 W_{ijkl}^2 、 W_{ijkl}^3 为 26 邻域的三维立体矩阵 W_{ijklmn} 的三个平面分量。三维矩阵 W_{ijklmn} 是通过计算欧氏距离倒数得到。

图 2 给出了连接加权系数矩阵 W_{ijklmn} 的连接示意图, 中间一个神经元(红色)所对应像素的激发点火产生自动波的传播信息可以传导到周围三维平面上的 26 个神经元, 图中分成三个平面, 相当于三个通道, 实验时, 分别对应着彩色图像的 R, G, B 三个颜色分量的反馈输出, 每层上的神经元与中心神经元相连接, 依靠这些连接实现自动波的传播, 实现了不同彩色空间位置信息的利用, 同时实现了不同彩色分量信息的综合利用。

卷积核可计算为

$$W_{ijk} = \begin{cases} 0 & , i = m, j = m, k = m \\ 1/r & , \text{otherwise} \end{cases}, \quad (6)$$

在实验中 W 为 $3 \times 3 \times 3$ 运算符, m 是 W 的线性维数的一半, r 是中心元素和第 (i, j, k) 个元素的距离, 即欧氏距离。计算反馈输入和耦合连接输入的方程为

$$F_{ij}^m[n] = \exp(-\alpha_F) F_{ij}^m[n-1] + S_{ij}^m + (W^m \cdot Y)_{ij}, \quad (7)$$

$$L_{ij}^m[n] = \exp(-\alpha_L) F_{ij}^m[n-1] + (W^m \cdot Y)_{ij} \quad (8)$$

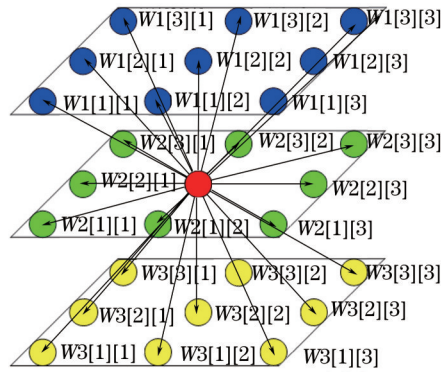


图2 多通道 PCNN 连接加权系数矩阵

Fig.2 Connection weighting coefficient matrix of multi-channel PCNN

3.3 动态阈值

多通道 PCNN 模型中采用的阈值是按指数上升的动态阈值,而单通道 PCNN 模型中采用的是按指数下降的动态阈值,因此在迭代过程中,随着阈值的下降就会使得一些神经元重新点火,使之具有一定的点火周期,但是参数设置系数难度较大,从而可能得不到全部的周期或者频率信息,而且运行时间较长,使图像信息不能完全体现出来。多通道 PCNN 模型中采用指数增长的动力阈值,能较好地避免了部分神经元重复点火,出现过分割现象,并且更加有利于图像的分割处理。实验中 MPCNN 的阈值的初始值设为较小值或零。

3.4 多通道 PCNN 图像分割原理

分割开始时,将阈值放大系数 V_θ 设置较小值或直接取为零,即阈值 $\theta_{ij}[n]$ 设置较小值或者是零值,使得全部神经元都能点火,同步发放脉冲,然后随着迭代进行阈值不断增大,当内部活动项 $U_{ij}[n]$ 小于阈值 $\theta_{ij}[n]$ 时,神经元不再点火,即图像中同一位置处灰度值较小的像素不再点火,灰度值较大的像素继续点火,不会出现重复点火现象,直到不再满足要求,迭代终止,脉冲发放停止,输出 $Y_{ij}[n]$ 值,点火时值为 1,不点火时为 0,这样分割处理的结果是一个二值图像。由此可见,这样的迭代过程中所有神经元都参与到了网络处理中,有效地控制了网络运行时间,并且由于同步脉冲捕获特性也更加有利于进行区域分割处理。设计后的多通道 PCNN 模型仍然保持单通道 PCNN 脉冲发放特性和优势,用于分割彩色图像。

4 彩色图像分割处理

彩色图像分割效果取决于两方面:1)选择合适的颜色空间;2)采用恰当的分割方法。本文实验中给了三种 PCNN 彩色图像分割方法进行对比。

4.1 单通道 PCNN 模型实现彩色图像分割

单通道 PCNN 分割彩色图像时,首先提取彩色图像的 R 、 G 、 B 三个分量,将三个分量分别输入到三个 PCNN 中,得到三个分割结果,然后将这三个分割结果合并处理得到最后的分割图像,如文献[17],这里记作方法 1。这样的分割方法使用了三个 PCNN,加大了参数设置难度系数,并且增加了网络运行时间,也加大了硬件实现难度。

4.2 多通道 PCNN 模型实现彩色图像分割

目前已有许多学者也提出了多通道脉冲耦合神经网络模型用于图像融合,在此将文献[11]中提出的 MPCNN 模型用于彩色图像分割方法,这里记作方法 2。

而本文多通道 PCNN 模型分割彩色图像方法,保留了颜色信息,减小网络运算复杂度,简化网络参数设置难度,易于硬件实现,这里记作方法 3。

采用 MPCNN 模型分割彩色图像时,首先提取彩色图像的 R 、 G 、 B 三个分量,然后将 R 、 G 、 B 三个分量分别输入到 MPCNN 模型的三个通道中,按照 MPCNN 模型原理进行彩色图像分割,处理过程中需要设置 MPCNN 模型网络中的参数,参数的设置一般是根据多次实验经验进行控制的。利用经典的最大信息熵准则确定最佳分割图像^[18],自适应地确定最佳迭代次数,即先确定一个最大迭代次数,在一定条件约束下,信息

熵达到最大值时,背景和目就会均匀分布,这样将图像背景区域和目标区域分割出来,图像分割效果达到最佳。实验中最大迭代次数为20,这是由多次实验训练得出,20次迭代分割结果中已经能够得出信息熵最大的分割结果,将此时对应的迭代次数作为最佳迭代次数。

5 实验结果及分析

为了说明方法可靠性,选取具有代表性的标准彩色图像分析展示实验效果,Lena彩色图像、Cell彩色图像和Pepper彩色图像。MPCNN模型的各通道选取相同的参数,降低了选取参数难度系数,相对于方法2简化了运算时间复杂度。实验所用的参数如表1所示。

表1 三种分割方法的参数

Table 1 Parameters of three segmentation methods

Parameter	α_L	α_F	α_o	V_L	V_F	V_o	β	N	
Method 1	R	0.1	0.8	0.3	0.7	0.5	27	1	20
	G	0.1	0.8	0.5	0.2	0.5	30	1	20
	B	0.1	1.0	0.5	0.2	0.5	27	1	20
Method 2	0.3	0.8	1	0	0.2	20	0.03	20	
Method 3	0.1	0.8	0.3	0.2	0.5	0	1	20	

PCNN参数针对不同的图像具有不确定性,参数值是根据以往的实验经验设置。采用不同分割方法对Lena彩色图像(图片大小为512 pixel×512 pixel×3 pixel)进行实验结果如图3所示,表2列出了不同分割方法对Lena彩色图像进行实验时最大信息熵、最佳迭代次数和运算时间统计结果对比。



图3 Lena彩图分割效果。(a) 原始图像;(b) 方法1;(c) 方法2;(d) 方法3

Fig.3 Segmentation results of color image Lena. (a) Original image; (b) method 1; (c) method 2; (d) method 3

表2 Lena彩色图像实验统计结果

Table 2 Statistical results of color image Lena

Segmentation method	Method 1	Method 2	Method 3
Maximum entropy /bit	0.6509	0.6691	0.6823
Optimal iterations	1	6	1
Cost time/s	10.948683	1.308686	1.369637

结合图3和表2对比分析,可以看出方法1分割结果帽顶边缘、唇部及后面的背景部分出现了过分割现象,帽子顶部没能和背景分割开,并且由于运用了3个PCNN,计算比较复杂,运算时间最长,最大信息熵较小,分割细节较差;方法2分割结果中肩部脸部帽子等处出现了杂乱的像素,是欠分割现象,分割视觉效果较差;方法3成功的将Lena图像中的帽顶边缘、唇部以及背景部分都分割出来,信息熵最大,并且运行时间与方法2中相当,分割相对较好,符合视觉效果。

采用不同分割方法对Cell彩色图像(图片大小为600 pixel×400 pixel×3 pixel)进行实验结果如图4所示,表3列出了不同分割方法对Cell彩色图像进行实验时最大信息熵、最佳迭代次数和运算时间的统计结果对比。

结合图4和表3对比分析,发现方法1和方法2都出现了过分割问题,细胞核和细胞质没能够完好地分割出来,细胞的连通性较差,并且运行时间较长;而方法3可以将细胞质以及细胞核很好地分割出来,细胞连通性较好,信息熵最大,分割结果细节较好,运行时间较短。

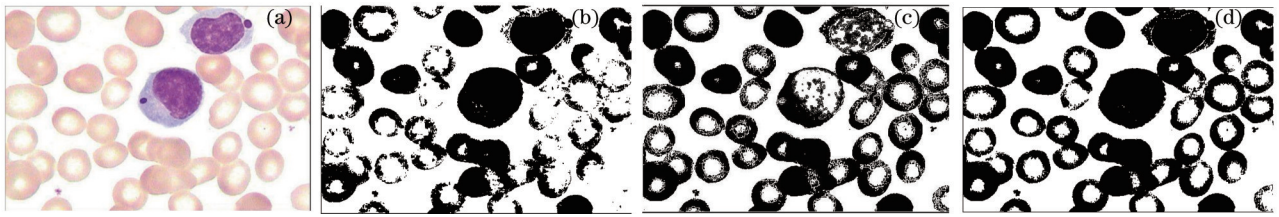


图4 Cell彩图分割效果。(a) 原始图像; (b) 方法1; (c) 方法2; (d) 方法3

Fig.4 Segmentation results of color image Cell. (a) Original image; (b) method 1; (c) method 2; (d) method 3

表3 Cell彩色图像实验统计结果

Table 3 Statistical results of color image Cell

Segmentation method	Method 1	Method 2	Method 3
Maximum entropy/bit	0.6599	0.6830	0.6911
Optimal iterations	1	9	1
Cost time/s	10.958303	1.378423	1.307001

采用不同分割方法对Pepper彩色图像(图片大小512 pixel×512 pixel×3 pixel)进行实验结果如图5所示,表4列出了不同分割方法对Pepper彩色图像进行实验时最大信息熵、最佳迭代次数和运算时间统计结果对比。



图5 Pepper彩图分割效果。(a) 原始图像; (b) 方法1; (c) 方法2; (d) 方法3

Fig.5 Segmentation results of color image Pepper. (a) Original image; (b) method 1; (c) method 2; (d) method 3

表4 Pepper彩色图像实验统计结果

Table 4 Statistical results of color image Pepper

Segmentation method	Method 1	Method 2	Method 3
Maximum entropy/bit	0.67042	0.6901	0.6902
Optimal iterations	1	6	2
Cost time/s	11.226239	1.199931	1.197240

结合图5和表4对比分析,可见方法1分割结果出现了过分割现象,运行时间最长,信息熵相对较小,分割结果相对较差;方法2则基本上将各个辣椒分割出来了,但对图像亮度要求较高,出现了杂乱像素圈,视觉效果较差;方法3能够将各个辣椒很好地分割出来,信息熵较大,细节分割较好,运行时间与方法2相当,但是分割结果的视觉效果良好。

通过以上实验可以证实,本文模型能够很好地实现彩色图像的分割,分割后的图像视觉效果良好,多通道PCNN模型分割图像的计算速度相对较快,并且系统的稳健性较好。

6 结 论

为了弥补单通道PCNN模型限于灰度图像处理 and 只能接收一幅图像输入的缺陷,设计并实现了多通道PCNN模型用于彩色图像分割,扩展和修正了单通道PCNN模型,得到多输入通道PCNN模型,在信息融合部分利用了耦合平均法得到内部活动项,并且采用指数增长的动态阈值,每一个通道采用三维立体的欧氏距离倒数矩阵的分量作为其连接加权系数矩阵,利用经典的极大信息熵判定准则自适应的确定迭代次数,得到最佳的分割结果。实验结果表明,利用多通道PCNN能很好地分割出信息区域,极大信息熵相对平均高出3%,获得较好的区域分割图像,保留了图像的完整信息,处理每幅图像的计算时间平均减少80%,具有运算复杂度小的优势,并且系统的稳健性好,适用性强。

参考文献

- 1 Hou Peiguo, Chen Yiqiang, Zhang Bei. Research on road traffic sign identification algorithm based on invariance association neural network[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2010, 47(6): 061001.
侯培国, 陈毅强, 张 北. 基于不变性联想神经网络的道路交通标志识别算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2010, 47(6): 061001.
- 2 Miranda P A V, Falcao A X, Spina T V. A novel user-steered image segmentation method based on optimum boundary tracking [J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2012, 21(6): 3042-3052.
- 3 Jie F, Shi Y, Li Y, *et al.*. Interactive region-based MRF image segmentation[C]. *Image and Signal Processing, International Congress on, IEEE*, 2011, 3: 1263-1267.
- 4 Yu Xiaqiong, Chen Xiangning. Robust method for moving object detection in dynamic background[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, 48(7): 071001.
喻夏琼, 陈向宁. 运动序列中运动目标检测的稳健性方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2011, 48(7): 071001.
- 5 Sengar R S, Upadhyay A K, Singh M, *et al.*. Segmentation of two dimensional electrophoresis gel image using the wavelet transform and the watershed transform[C]. *Communications, National Conference on, IEEE*, 2012: 1-5.
- 6 Wang Lin, Hu Cuiying, Pang Qichang, *et al.*. TCM spectral imaging detection based on self-adaptive region segmentation method[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(12): 121002.
王 琳, 胡翠英, 庞其昌, 等. 基于自适应图像分割的中药光谱图像检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(12): 121002.
- 7 Li H, Guo L, Zhang Y, *et al.*. A novel method for grayscale image segmentation by using GIT-PCANN[J]. *International Journal of Information Technology and Computer Science*, 2011, 3(5): 12-18.
- 8 Chen L, Gu X. PCNN-based image segmentation with contoured product mutual information criterion[C]. *Information Science and Technology, International Conference on, IEEE*, 2012: 9-14.
- 9 Adagale S S, Pawar S S. Image segmentation using PCNN and template matching for blood cell counting[C]. *Computational Intelligence and Computing Research, IEEE International Conference on*, 2013: 1-5.
- 10 Yang C, Gu X. Combining PCNN with color distribution entropy and vector gradient in feature extraction[C]. *Natural Computation, Eighth International Conference on*, 2012: 207-211.
- 11 Bao L, Zhao D, Zhou D. Image fusion algorithm based on m-PCNN[C]. *Education Technology and Computer Science, Second International Workshop on*, 2010, 2: 235-238.
- 12 Wang Z, Ma Y. Dual-channel PCNN and its application in the field of image fusion[C]. *Natural Computation, Third International Conference on, IEEE*, 2007, 1: 755-759.
- 13 El-taweel G S, Helmy A K. Image fusion scheme based on modified dual pulse coupled neural network[J]. *Image Processing, IET*, 2013, 7(5): 407-414.
- 14 Zhuang H, Low K, Yau W. Multi-channel pulse coupled neural network based color image segmentation for object detection [J]. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, 2012, 59(8): 3299-3308.
- 15 Murahira K, Taguchi A. Hue-preserving color image enhancement in RGB color space with rich saturation[C]. *Intelligent Signal Processing and Communications Systems, International Symposium on, IEEE*, 2012: 266-269.
- 16 Chen Dansong, Liu Xiaofang, Jin Ye, *et al.*. PCNN model in the color image segmentation[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2009, 41(3): 58-62.
程丹松, 刘晓芳, 金 野, 等. PCNN模型在彩色图像分割中的应用[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2009, 41(3): 58-62.
- 17 Bao Qingfeng, Wang Jicheng. New method of color images segmentation based on PCNN[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2005, 27: 48-50.
鲍晴峰, 王继成. 基于PCNN的彩色图像分割新方法[J]. *计算机工程与应用*, 2005, 27: 48-50.
- 18 Yunjun Z, Yuan Y, Huang J, *et al.*. RS image PCNN automatic segmentation based on information entropy[C]. *Multimedia and Information Technology, Second International Conference on, IEEE*, 2010, 2: 200-203.

栏目编辑: 苏 岑