

# 新型的无监督纹理分割方法

王敏琴<sup>1,2</sup>, 韩国强<sup>1</sup>, 涂泳秋<sup>1</sup>

(1. 华南理工大学计算机科学与工程学院 广州 510642; 2. 肇庆学院计算机科学与软件学院 广东 肇庆 526061)

**【摘要】**提出了一种利用Gabor滤波器组对图像进行纹理特征提取,然后将这些特征向量作为外部刺激输入给PCNN对图像进行分割的新方法。该方法既保持了精确的分割结果,同时又解决了Gabor滤波器运算数据量大处理速度慢的问题。从实验结果可以看出,该方法与传统采用Gabor的纹理分割方法相比速度有很大的提高,而其分割精度与传统分割方法相似。

**关键词** 特征提取; 滤波器; 脉冲耦合神经网络; 纹理分割

中图分类号 TP751.1

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2010.01.003

## New Unsupervised Texture Image Segmentation Method

WANG Min-qin<sup>1,2</sup>, HAN Guo-qiang<sup>1</sup>, and TU Yong-qi<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology Guangzhou 510642;

2. School of Computer Science and Software Engineering, Zhaoqing University Zhaoqing Guangdong 526061)

**Abstract** An algorithm based on Gabor filters is presented to extract image texture character. The extracted features are inputted into the PCNN to segment the image. This method can achieve good segmentation result and improve the algorithm's processing speed. The experiment results show that the proposed method process faster than the traditional method using Gabor filters, meanwhile, both of them have the similar segmentation accuracy.

**Key words** feature extraction; filters; pulse coupled neural network; texture segmentation

纹理分割就是按照一定的纹理特征和一致性准则,找出图像中不同纹理之间边缘的过程。纹理分割的方法一般有两种:基于区域的方法(region-based approaches)和基于边界的方法(boundary-based approaches)。前者的主要思想是将具有一致纹理的区域标记在一起,后者则是检测相邻的不同纹理区域之间的差异。根据实际应用也可将二者联合使用,最终形成有意义的分割区域。特征提取是纹理分割的关键。纹理特征提取的主要目的是将随机纹理或者几何纹理的空间结构的差异转换为特征灰度值的差异。其基本内容是根据某种能够描述纹理空间分布的模型,给出纹理特征的定量估计。特征提取的方法多种多样,在各类方法中,基于特征值的方法分割精度差,抗噪声能力也差;基于结构的方法一般只适用于规则性较强的人工纹理,因此应用上受到很大的限制;分形模型使用范围较小,只在个别分辨率下有分割纹理的能力,分维数门限值确定困难,分割精度差。

文献[1]引入了一个时间局部化“窗函数” $g(t-b)$

来提取傅里叶变换的局部信息,其中参数 $b$ 用于平移窗以便覆盖整个时域。Gabor函数是唯一能够达到时频测不准关系下界的函数<sup>[2]</sup>,它能够最好地兼顾信号在时域和频域中的分辨能力。文献[3-4]研究发现,视觉神经细胞成对分布,工作时调谐到同一方向,但相位相差 $90^\circ$ 。Gabor函数的特性可以较好地抽象视觉神经细胞的工作机理<sup>[5]</sup>。用Gabor函数形成的2D Gabor滤波器有着优良的滤波器性能及与生物视觉系统相近的特点<sup>[6]</sup>,它具有易于调谐的方向和径向频率带宽以及易于调谐的中心频率,在空间和频率域同时达到了最佳分辨率,因而,近年来被广泛用于纹理分割中<sup>[7-9]</sup>,是目前应用于纹理分割中获得分割效果最好的一种方法。

但是,由于这种方法造成的数据量很大从而制约了其发展。本文采用多通道Gabor滤波器组对图像进行滤波。在每一个像素上获得一组滤波结果,这组结果就可以作为提取的描述纹理特征的特征向量。再将每一个像素所对应的特征向量作为输入值输入到脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural

收稿日期: 2008-08-08; 修回日期: 2009-01-10

基金项目: 国家自然科学基金(60573019); 广东省自然科学基金(07300561)

作者简介: 王敏琴(1966-),女,博士,副教授,主要从事模式识别、图像分割与修复等方面的研究。

network, PCNN) 模型中, 从而对图像进行分类, 最终完成图像纹理分割。由于PCNN是一种并行的方法, 将它与Gabor滤波器结合既利用了Gabor滤波器的优点获得好的分割效果, 又利用PCNN的并行特性减少运行时间。

### 1 基于Gabor滤波的纹理特征提取

图像 $u_0$ 的Gabor小波变换可表示为:

$$O_{mn}(x, y) = \iint u_0(x', y') g_{mn}^*(x - x', y - y') dx' dy' \quad (1)$$

式中 “\*” 代表复共轭运算;  $g_{mn}$ 为Gabor小波核。Gabor函数可通过对二维高斯函数进行调制获得:

$$g(x, y) = h(x, y) \exp(j2\pi Wx) = \left( \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) + j2\pi Wx \right] \quad (2)$$

相应的傅里叶变换为:

$$G(u, v) = H(u - W, v) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{(u - W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right\} \quad (3)$$

式中  $h(x, y)$ 为高斯函数;  $\sigma_x, \sigma_y$ 分别是 $g(x, y)$ 沿 $x$ 轴和 $y$ 轴的标准方差;  $\sigma_u=1/2\pi\sigma_x, \sigma_v=1/2\pi\sigma_y$ 分别是 $G(u, v)$ 沿 $u$ 轴和 $v$ 轴的标准方差;  $W$ 是 $G(u, v)$ 的径向中心频率。由于Gabor小波簇是非正交的, 这就表明信息有冗余。文献[10]提出了一种减少冗余的策略。令 $U_l, U_h$ 分别表示分析信号时的最低和最高中心频率;  $S$ 和 $K$ 分别表示多分辨率小波分解中尺度和方向的数目。此时有:

$$a = (U_h / U_l)^{\frac{1}{s-1}} \quad (5)$$

$$\sigma_u = \frac{(a-1)U_h}{(a+1)\sqrt{2\ln 2}} \quad (6)$$

$$\sigma_v = \tan \left( \frac{\pi}{2K} \right) \left[ U_h - 2 \ln \left( \frac{\sigma_u^2}{U_h} \right) \right] \left[ 2 \ln 2 - \frac{(2 \ln 2)^2 \sigma_u^2}{U_h^2} \right]^{-\frac{1}{2}} \quad (7)$$

式中  $W=U_h$ 且 $m=0, 1, \dots, S-1$ 。

用Gabor小波变换系数的模的均值 $\mu_{mn}$ 及其标准方差 $\sigma_{mn}$ 来表示抽取的灰度图像目标的特征。由 $\mu_{mn}$ 和 $\sigma_{mn}$ 组成图像特征向量。

$$\mu_{mn} = \iint |O_{mn}(x, y)| dx dy \quad (8)$$

$$\sigma_{mn} = \sqrt{\iint (|O_{mn}(x, y)| - \mu_{mn})^2} \quad (9)$$

对于一幅 $512 \times 512$ 的图像, 假设选取方向数 $K=4$ , 其尺度数 $S=6$ , 则像素 $i$ 的特征向量为:

$$\vec{f}^{(i)} = [\mu_{00}^{(i)} \sigma_{00}^{(i)} \mu_{01}^{(i)} \sigma_{01}^{(i)} \dots \mu_{53}^{(i)} \sigma_{53}^{(i)}]$$

对这个特征图像进行分割就可实现纹理图像的分割。然而, 由于Gabor小波变换后大量小波系数集中在零点附近, 因此直接由小波系数构成的不同纹理区域的特征值也都集中在零点附近, 这就不易于对其进行聚类分割, 所以要使用非线性函数对其进行变换, 然后再用高斯平滑函数对其进行平滑, 从而使得相同纹理之间的差异变小, 而不同纹理之间的差异增大。选取如下非线性变换:

$$\psi(t) = \tanh(\alpha t) = \frac{1 - e^{-2\alpha t}}{1 + e^{-2\alpha t}} \quad (10)$$

式中  $\alpha$ 为一个常数。然后再对所得到的特征进行归一化处理。

### 2 基于改进PCNN的纹理图像分割

一幅 $512 \times 512$ 图像, 经过特征提取后可以获得262 144个特征向量。因此, 直接用传统的聚类方法对其进行聚类要构造一个 $262\ 144 \times 262\ 144$ 的矩阵, 而每个特征向量又包含了48个项, 其计算量和对资源的需求是相当惊人的。

文献[11]根据猫的大脑皮层同步脉冲发放现象, 提出了展示脉冲放电现象的连接模型。文献[12-15]研究了Eekhorn的神经网络模型, 为了使它更适于应用在图像理解上, 将其做了适当的修改, 由此产生了许多变型。这些模型连同最初的Eekhorn神经网络一起被通称为脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, PCNN) 模型, 它可以完成较复杂的逻辑运算, 路径最优化选择以及图像的平滑、去噪、分割等。PCNN可以用硬件实现, 而且它是一个并行的方法, 因而可以大大提高运算速度。

#### 2.1 PCNN基本原理

传统的简化PCNN神经元由三部分组成: 突触部分、耦合部分和非线性的脉冲发生部分。其中突触部分包括链接域输入和馈送域输入, 如图1所示。

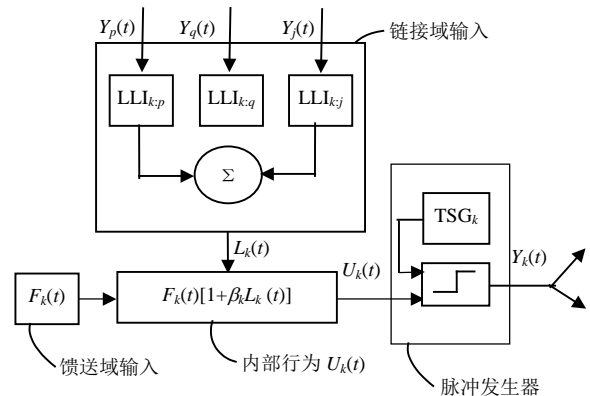


图1 神经元模型

简化PCNN模型中的馈送域输入 (feeding receptive field), 简称为 $F_{ij}$ , 只接受来自外界输入, 链接域(Linking receptive field), 简称为 $L_{ij}$ , 只接受相连神经元的脉冲输出, 可以用数学方法表示改进的简化PCNN模型:

$$F_{ij}[t] = I_{ij} \quad (11)$$

$$L_{ij}[t] = \sum W_{ijkl} \times Y_{kl}[t] \quad (12)$$

$$U_{ij}[t] = F_{ij}[t](1 + \beta L_{ij}[t]) \quad (13)$$

$$Y_{ij}[t] = \begin{cases} 1 & U_{ij}[t] > \theta_{ij}[t] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$\theta_{ij}(t) = \begin{cases} V_{ij} & t = 0 \\ V_{ij} \exp\left(\frac{-(t-T)}{\tau}\right) & 0 < t < T \\ V_{ij} & t = T \end{cases} \quad (15)$$

式中  $L_{ij}$  表示由神经元*i*引起的神经元*j*的链接域响应;  $W_{ijkl}$ 是连接权重矩阵, 一般采用距离的倒数, 在本文中选择了—种较为常用的矩阵

$$W = \begin{bmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{bmatrix}; I_{ij} \text{表示外界输入到馈送域}$$

的常量;  $Y_{ij}(t)$ 是点火信息;  $\theta_{ij}(t)$ 是点*(i,j)*在*t*时刻的阈值;  $V_{ij}$ 为点*(i,j)*的初始阈值;  $T$ 为点火时刻;  $\tau$ 为阈值函数误差率。调制部分 $U_{ij}$ 将来自链接域的信号 $L_{ij}$ 加上一个正的偏移量后与来自馈送域的信号 $F_{ij}$ 进行相乘调制, 模型中偏移量归整为1,  $\beta$ 是联结强度。当神经元的阈值 $\theta_{ij}$ 超过 $U_{ij}$ 时, 脉冲产生器就被关掉, 停止发放脉冲, 阈值开始指数下降, 当阈值低于 $U_{ij}$ 时, 脉冲产生器被打开, 神经元点火处于激活状态, 输出一个脉冲或脉冲序列。同时, 神经元的阈值通过反馈迅速提高到 $U_{ij}$ 。而某一个像素激发产生的脉冲输出将会引起附近其他类似像素对应神经元的激发, 产生脉冲序列输出。通过几次运算后就可将图像划分成不同的区域。对于不同点火状态的矩阵进行异或操作就可以得到分割的边界。

## 2.2 改进的PCNN模型

传统PCNN模型阈值函数为指数函数, 不利于其适应各种应用。本文对该模型做了修改: 将阈值衰减函数用一条直线代替了原来的指数曲线, 如图2所示。这样使得更易于通过调整阈值衰减函数的衰减率来调节参数从而满足各种应用的需求, 同时将点火的像素点的阈值提高到无穷, 使得已点火的点

不会再次点火。这样将式(15)改成为:

$$\theta_{ij}(t) = \begin{cases} V_{ij} & t = 0 \\ V_{ij}(1 - \frac{t}{\tau}) & 0 < t < T \\ \infty & t = T \end{cases} \quad (16)$$

式中  $T$ 为点火时间。

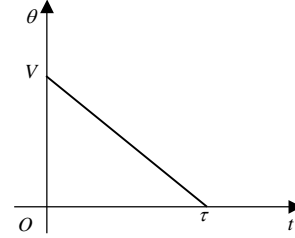


图2 阈值函数

由于传统PCNN是一个二维的矩阵, 而这里的输入图像是一个三维的矩阵。因此需对PCNN进行修改。将PCNN中的与每个像素相对应点的量修改为一个一维向量, 即修改 $F_{ij}$ 、 $\theta_{ij}$ 、 $V_{ij}$ 、 $U_{ij}$ 为特征向量。特征向量之间的相似度采用向量间的向量距离 $d_{ij}$ 来衡量。特征空间中特征向量*(i)*与*(j)*之间的距离 $d(i,j)$ 定义为:

$$\begin{cases} d(i, j) = \sum_m \sum_n d_{mn}(i, j) \\ d_{mn}(i, j) = \left| \frac{\mu_{mn}^{(i)} - \mu_{mn}^{(j)}}{\alpha(\mu_{mn})} \right| + \left| \frac{\sigma_{mn}^{(i)} - \sigma_{mn}^{(j)}}{\alpha(\sigma_{mn})} \right| \end{cases} \quad (17)$$

式中  $\alpha(\mu_{mn})$ 、 $\alpha(\sigma_{mn})$ 为标准偏差。

## 2.3 基于改进PCNN的图像分割

用改进PCNN进行图像分割时, 二维图像矩阵 $M \times N$ 的像素的个数与PCNN模型神经元的个数相同, 其每一个像素的特征向量对应为每一个神经元的外部输入。向量值大的像素点对应的神经元先点火, 发放出脉冲, 通过脉冲的传播, 使得对应像素点向量距离相近且空间位置相邻的神经元也被点火放出同步脉冲。这样, 相似的多个神经元就构成了一个神经元集群, 该神经元集群就对应着图像中特征相同的区域, 不同的神经元集群分别对应着图像中特征不同的区域, 从而实现图像的分割。

对于一个 $M \times N$ 的纹理图像, 用本文方法进行分割的步骤如下:

- (1) 用Gabor滤波器抽取图像的纹理特征图像O;
- (2) 对图像O进行非线性处理得到图像Q;
- (3) 求图像Q模的均值 $\mu_{mn}$ 及其标准方差 $\sigma_{mn}$ 获得特征图像TZ, 并对TZ进行归一化处理。

(4) 将TZ作为外部刺激输入给PCNN, PCNN由 $M \times N$ 个PCN组成, 用PCNN对特征图像TZ进行分割。

### 3 实验结果及分析

本文利用Brodatz纹理集<sup>[16]</sup>构造不同纹理组合的图像, 图3给出了3个大小分别为 $128 \times 256$ 、 $128 \times 256$ 、 $256 \times 256$ 纹理图像作实验用图。

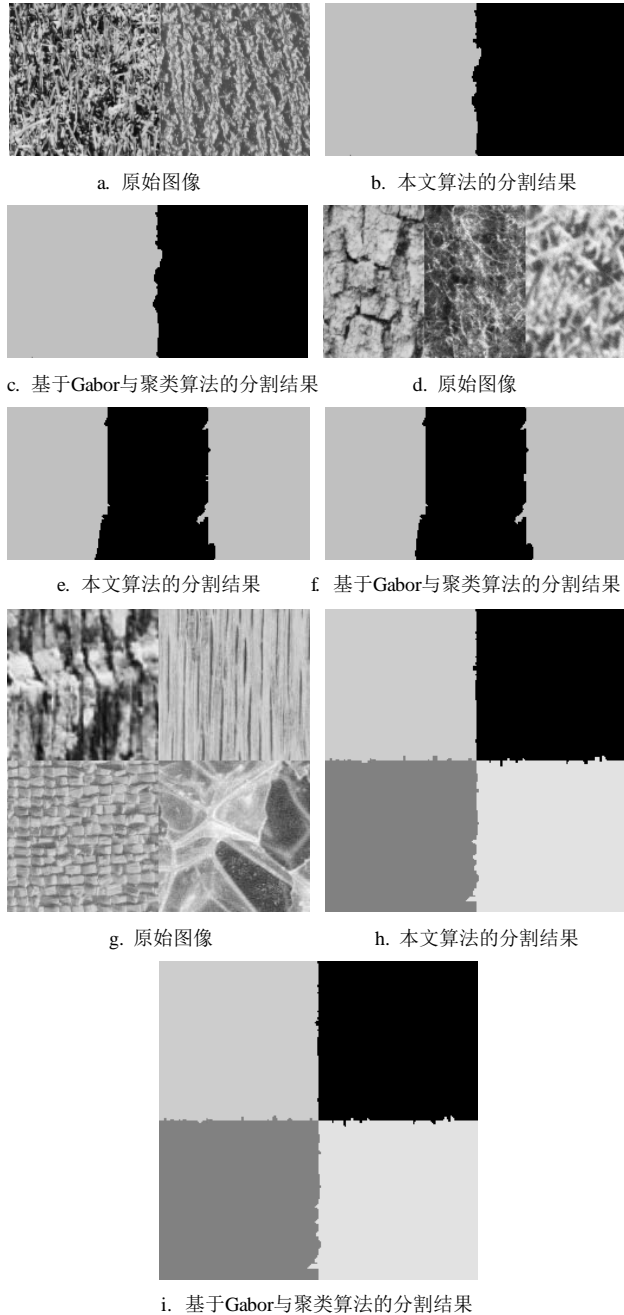


图3 分割结果(纹理图像来源于Brodatz图集)

实验步骤如下:

(1) 用式(1)~式(10)计算出各个像素的特征向量, 其中各参数选择如下:  $S=5$ ,  $K=4$ ,  $\alpha=0.25$ ,  $U_h = 64\sqrt{2}$ ,  $U_l = 4\sqrt{2}$ 。

(2) 将所获得的各像素的特征向量作为PCNN的外部刺激输入。每一个像素的特征向量对应一个PCN。

(3) 对图像进行聚类。各参数选择如下:  $Y$ 和 $U$ 的初值为0,  $V_{ij}=[1,1,1,\dots,1]$ ,  $\beta=0.05$ ,  $\tau=1.5$ 。

文献[17]中给出了对图像分割算法的评价方法, 本文用最终测量精度的相对差 $RUMA_f$  (relative ultimate measurement accuracy, RUMA), 即分割错误的像素占图像总像素数目的比来评判本文分割算法的性能。最终 $RUMA_f$ 为:

$$RUMA_f = \frac{|R_f - S_f|}{R_f} \times 100\%$$

式中  $R_f$ 代表作为理想的纹理分割结果参考图像;  $S_f$ 代表通过实验得到的纹理分割结果图像。显然,  $RUMA_f$ 的值与分割质量成反比, 它的值越小说明分割效果越好。

从实验结果可以看出, 两种方法的分割效果相近。然而, 从算法时间复杂度来看, 对于一个大小为 $M \times N$ 的图像, 要聚类到 $C$ 类中去, 基于Gabor和聚类方法的时间复杂度为 $O(M^C \times N^C)$ , 而基于PCNN的方法最坏的情况下, 有一类像素特征值为0, 阈值要衰减到为0才点火, 则其时间复杂度为 $\tau$ 。其他情况下, 最后一个点火的时间就为算法的时间复杂度, 其值小于 $\tau$ 。两种方法的实验结果如表1所示。从表中可以看出, 随时间和类别的增加聚类方法的时间复杂度显指数增加, 而本文方法的时间复杂度只与衰减率有关。

表1 基于Gabor和聚类纹理分割方法与本文方法实验结果比较

	基于Gabor和聚类纹理分割方法的 $RUMA_f$ (%)	本文方法的 $RUMA_f$ (%)	基于Gabor和聚类纹理分割方法的算法时间复杂度/s	本文方法的算法时间复杂度
2个纹理	0.62	0.69	0.11	$< \tau$
3个纹理	1.28	1.28	35.18	$< \tau$
4个纹理	1.92	1.97	18 446 744.07	$< \tau$

### 4 结论

本文利用Gabor滤波器组对图像进行纹理提取符合人眼视觉特性, 可以获得较好的分割效果, 而采用PCNN进行图像分割完全依赖于图像的自然属性, 不用预先选择处理的空间范围, 与其他方法相比, 这是一种更自然的方式。同时, 由于PCNN是一种并行方式, 可以较容易地用硬件特别是VLSI实现, 因此其处理速度非常快。将两种方法结合起来

可以在保持精确的分割结果的同时大大提高图像的处理速度。

### 参 考 文 献

- [1] GABOR D. Theory of communication[J]. SPIE Milestone Series MS, 1946, 93(3): 429-457.
- [2] DAUGMAN J G. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters[J]. Journal of the Optical Society of America, 1985, 2(7): 1160-1169.
- [3] MARCELJA S. Mathematical description of the responses of simple cortical cells[J]. Journal of the Optical Society of America, 1980, 70: 1297-1230.
- [4] HUBEL D H, WIESEL T N. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex[J]. J Phy, 1962, 160: 106-154.
- [5] VALOIS K K D. Spatial vision[J]. Annual Review of Physiology, 1984, 39: 69-100.
- [6] TURNER M R. Texture discrimination by Gabor functions[J]. Biol Cybern, 1986, 55: 71-82.
- [7] 汪凯斌, 俞卞章, 赵健, 等. 基于Gabor小波的非边缘活动围道纹理分割方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(12): 2819-2821.  
WANG Kai-bin, YU Bian-zhang, ZHAO Jian, et al. Texture image segmentation based on Gabor wavelet using active contours without edges[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(12): 2819-2821.
- [8] 汪凯斌, 俞卞章, 赵健. 基于Gabor小波的几何活动围道纹理图像分割方法[J]. 计算机应用, 2007, 27(1): 157-159.  
WANG Kai-bin, YU Bian-zhang, ZHAO Jian, et al. Texture image segmentation based on Gabor wavelet using geodesic active contour model[J]. Computer Applications, 2007, 27(1): 157-159.
- [9] HAMMOUDA K. Texture segmentation using Gabor filters[D]. Canada: Center for Intelligent Machines, McGill University, 2000.
- [10] MANJUNATH B S, MA W Y. Texture feature for browsing and retrieval of image data[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(8): 837-842.
- [11] ECKHORN R, REITBOECK H J, ARNDT M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results from cat cortex[J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293-307
- [12] REITBOECK H, ECKHORN R, ARNDT M, et al. A model of feature linking via correlated neural activity[C]//In Synergetics of Cognition. New York: Springer-Verlag, 1989: 112-125.
- [13] RANGANATH H S, KUNTIMAD G, JOHNSON J L. Pulse coupled neural networks for image processing[C]//Proc 1995 IEEE Southeast Con. Raleigh, NC: IEEE, 1995: 37-43.
- [14] JOHNSON J L, RANGANATH H S, KUNTIMAD G, et al. Pulse coupled neural networks[C]//Neural Networks and Pattern Recognition. San Diego, CA: Academic, 1998: 1-56.
- [15] JOHN J L, RITTER D. Observation of periodic waves in a Pulse-coupled neural network[J]. Opt Lett, 1993, 18(15): 1253-1255.
- [16] BRODATZ P. Textures: a photographics album for artists and designers[M]. New York: Dover, 1966.
- [17] 章毓晋. 图像处理和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.  
ZHANG Yu-Jin. Image processing and analysis[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999.

编辑 漆蓉