

文章编号 1004-924X(2013)03-0821-07

基于活跃度的脉冲耦合神经网络图像分割

郑 欣*, 彭真明

(电子科技大学 光电信息学院, 四川 成都 610054)

摘要:针对脉冲耦合神经网络(PCNN)在图像分割中需多次人工调整网络参数的问题,提出了一种基于 PCNN 模型的图像自动分割方法。分析了图像中影响 PCNN 参数设置的因素,提出了一种图像自适应分块策略。将图像划分为内部复杂度相近的子块,克服了同一参数无法同时对图像中复杂度差异较大的不同区域准确分割的不足。利用本文提出的局部图像活跃度(ADLA)指标对不同子块自适应地确定 PCNN 模型参数,有效解决了传统 PCNN 图像分割时需要人工确定关键参数的问题。最后,采用最大二维 Tallis 熵准则从分割后的二值结果序列中选择最佳结果。实验表明,本文方法的分割结果轮廓清晰、完整,即使在对比度低、背景呈大范围内连续变化等复杂情况下,也具有优异的性能。与传统 PCNN 分割方法相比,本文方法能自动、快速、准确地确定 PCNN 模型参数,且区域一致性测度(UM),区域对比度(CR),形状测度(SM),综合指标(CI)等客观评价的量化指标均优于传统 PCNN 分割方法 12%以上。

关键词:脉冲耦合神经网络;自适应参数;局部图像活跃度;图像分割

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132103.0821

Image segmentation based on activity degree with pulse coupled neural networks

ZHENG Xin*, PENG Zhen-ming

(School of Opto-electronic Information, University of Electronic Science and
Technology of China, Chengdu 610054, China)

* Corresponding author, E-mail: zheng_xin2@sina.com

Abstract: As Pulse Coupled Neural Network(PCNN) in image segmentation has to adjust the network parameters by manual operation for several times, this paper proposed a automatic image segmentation method based on the PCNN. The effect factors on setting PCNN parameters in an image were analyzed and an adaptive segment protocol was invited to divide the images into several sub-pieces with the similar inside complexities. By which, the weakness that the same parameter could not segment exactly the region with quite different complexities in an image at the same time was overcome. Furthermore, the index of Activity Degree of Local Area(ADLA) proposed by the paper was used to determine the PCNN model parameters for different sub-pieces adaptively and to avoid the manual operation for important parameter selection in the traditional PCNN image segmentation. Finally, the best result was chosen from the binary-result sequences with the max two-dimension Tallis entropy proto-

收稿日期:2013-01-09;修订日期:2013-01-30.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 41274127, No. 40874066),中国科学院光束控制重点实验室基金资助项目(No. 2010LBC001);中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(No. ZYGX2010J063)

col. The experiments proved that segmented figure is clear, complete and has excellent performance, even in conditions of a low contrast or a changeable background. Compared with the traditional PCNN segmentation methods, the proposed method not only can determine the PCNN model parameters automatically, and its indexes on quantitative evaluation of the segmentation result, such as Uniformity Measure(UM), Regional Contrast (CR), Shape Measure (SM) and Comprehensive Index (CI) are all 12% better than those of the traditional PCNN method.

Key words: Pulse Coupled Neural Network(PCNN); adaptive parameter; Activity Degree of Local Area(ADLA); image segmentation

1 引言

图像分割是把图像中具有不同涵义的区域区分开来,是图像分析和处理的重要环节^[1]。建立在仿生视觉皮层神经元模型基础上的脉冲耦合神经网络(Pulse-coupled Neural Network, PCNN)已在图像分割中得到广泛应用,并显示出诸多优良特性^[2-10]。

实际使用中,PCNN 的性能与设置的网络参数有着密切的关系。迄今为止,解决这一问题的主要方法还停留于根据多次试验人工调整的阶段^[2-3]。一些研究者尝试利用遗传算法^[7]、LMS 准则^[7]自适应确定网络参数,但该类方法存在以下缺陷:(1)难以准确获取作为标准的期望值;(2)参数调整次数极大;(3)未考虑图像本身的特点,对整幅图像采用相同分辨率进行分割,可能造成某些区域误分割。对国内外相关文献进行总结分析后发现,尚无一套可以有效完成网络参数自适应设置的有效且鲁棒的机制,这极大地限制了 PCNN 在该领域的深入使用。因此,建立一套能自适应确定网络参数的 PCNN 图像自动分割机制,不仅具有重要的理论意义,而且具有很强的工程价值。

针对上述不足,本文提出一种基于图像自适应分块及局部图像活跃度(Activity Degree of Local Area, ADLA)指标的 PCNN 图像自动分割方法。首先,采用 Stewart 改进 PCNN 模型进行图像分割。接着,分析了图像中影响 PCNN 参数设置的因素。在此基础上,提出一种图像自适应分块策略及对图像复杂程度进行量化的 ADLA 指标。即利用分块策略将图像划分为内部复杂程度相近的子块,再利用 ADLA 指标对各子块

的复杂程度进行度量。接着,利用统计实验方法建立 ADLA 指标与 PCNN 关键参数的对应关系,从而实现了 PCNN 参数的自适应选择。最后,采用最大二维 Tallis 熵准则^[4]从分割后的二值序列中选择最佳结果。实验表明,本文方法的分割结果轮廓清晰、完整,即使在对比度低、背景呈大范围内连续变化等复杂情况下,也具有优异的性能。与传统 PCNN 分割方法相比,本文方法能自动、快速、准确地确定 PCNN 模型关键参数,分割结果在主观效果、客观评价指标上均优于常规 PCNN 分割方法。

2 PCNN 模型改进及参数选取

2.1 Stewart 对 PCNN 模型的改进

传统 PCNN 模型中空域相邻、灰度相似的神经元不能完全同步,直有 Stewart 提出的改进模型才彻底体现了 PCNN 基于区域特性的本质^[2]。其中,反馈输入 F_{ij} 只接收外部输入 I_{ij} ,即神经元对应像素灰度值;通过链接矩阵 W_{ijkl} 调整连接输入 $L_{ij}[n]$;阈值 E_{ij} 由指数衰减改为根据图像自适应获取;每个神经元仅点火一次,其后一直保持^[2]输出。

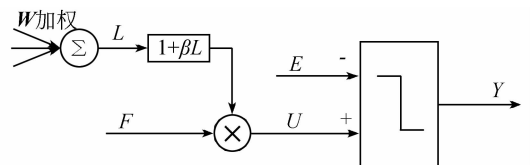


图 1 构成 Stewart 改进 PCNN 的单个神经元模型
Fig. 1 Single nerve cell model to compose Stewart PCNN

简化后的 PCNN 模型为:

$$\begin{aligned} F_{ij}[n] &= I_{ij}, L_{ij}[n] = \sum_{kl} W_{ijkl} \times Y_{ij}[n], \\ U_{ij}[n] &= F_{ij}[n] \times (1 + \beta_{ij} L_{ij}[n]) \\ Y_{ij}[n] &= \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > E_{ij}[n] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \\ E_{ij}[n] &= \begin{cases} \omega[n], & \text{仍未点火} \\ \Omega, & \text{点火} \end{cases}, \end{aligned} \quad (1)$$

式中: Y_{ij} 表示神经元输出, n 为迭代次数。当阈值 E_{ij} 低于调制 U_{ij} , 神经元点火, 输出脉冲。 $\omega[n]$ 为该神经元 8 邻域内仍未点火像素的最大灰度值, Ω 取一个较大值, 以确保点火后的神经元不再点火。

2.2 参数的选取

PCNN 模型改进后, 仅有 W_{ijkl} 、 $E_{ij}[n]$ 、 β 3 个参数, 以下是这些参数的确定方法。

(1) 链接矩阵 W_{ijkl} 定义邻域神经元对中心神经元的影响程度, 链接权值通常采用像素间欧式距离平方的倒数^[2,11], 即:

$$W_{ijkl} = \begin{bmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 \\ 1 & 0 & 0.5 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

(2) 阈值 $E[n]$ 根据图像自动获取^[2], 且每个时刻相互独立, I_{\max} 为邻域像素最大灰度值, 如式(3)所示。

$$E[n] = \begin{cases} I_{\max}, & n = 1 \\ \text{邻域像素平均灰度最大的} & \\ \text{活性神经元灰度值}, & n \geq 2 \end{cases}. \quad (3)$$

(3) 较小的耦合系数 β 表征 PCNN 模型区分图像时具有较高分辨率^[2]。确定该参数的主要方法还停留于根据多次试验人工调整的阶段^[2-3]。针对该问题, 本文提出一种基于“局部图像活跃度”的自动设置方法。

3 局部图像活跃度指标

3.1 图像中影响分辨率设置的因素

图 2(a) 为一幅典型的在不同区域间复杂程度不同的图像。图 2(b) 与图 2(a) 是同样的图像, 为清晰地对比查看, 用方框及数字对不同区域进行标识。显然, 不同区域图像的复杂程度差异较大, 若采用相同分辨率进行分割, 可能造成简单区域的过分割和复杂区域的欠分割。

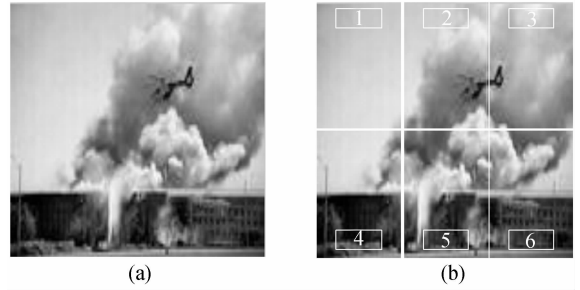


图 2 典型图像

Fig. 2 Typical images

由分析可知: 图像的复杂程度决定了 PCNN 关键参数, 即耦合系数 β 的设置, 图像越复杂, β 应具有越高的分辨率^[2]。如果一个准则可以定量且准确地描述图像的复杂程度, 则可认为该准则对指导 β 的设置是有效的。提出定量描述方法前, 还需要确定一个问题: 如何对图像中复杂程度不同的区域进行划分?

3.2 图像自适应分块

文献[3]通过计算均方差对图像区域的复杂程度进行估计, 取得了较好的效果。基于对上述方法的深入研究, 本文提出一种自适应分块策略: 将图像均匀分为 $M \times N$ 块, 若各子块均方差均小于阈值 $K \times MSE$, 则表明复杂度差异不大, 取消分块。否则检查各子块均方差, 若子块均方差大于阈值 $L \times MSE$, 表明子块内部复杂度差异较大, 继续对该区域四等分。当子块均方差小于阈值 $L \times MSE$ 或子块长、宽小于或等于规定的最小值时算法停止。其中, MSE 是整幅图像均方差, L, K 为调节系数, 且要求 $L > K \geq 1.0$ 。

此时, 图像划分为内部复杂程度相近的子块, 再对各子块确定合适分辨率, 则可准确分割。基于上述分析, 本文提出“局部图像活跃度”的概念, 用于指导 PCNN 关键参数设置。

3.3 局部图像活跃度

定义局部图像活跃度(ADLA)是一个定量的值, 体现局部区域内图像的复杂程度。为便于标准化, 令其最大值为 1, 表示图像中各灰度级像素出现概率相同, 且空间位置分布均匀, 即图像最复杂的情况; 最小值为 0, 表示图像中所有像素灰度值相同, 无纹理, 即图像最简单的情况。

计算 ADLA 的关键是找到一个有效描述区

域像素灰度信息及灰度空间分布的方法。对多种图像描述子比较后,本文选择了灰度共生矩阵(GLCM)来描述区域的图像信息。灰度共生矩阵用两个位置像素的联合概率密度来定义,既描述了像素灰度信息又描述了灰度空间分布信息。这些特点使得通过灰度共生矩阵来度量图像的复杂程度是可行的。在确定图像区域描述方式后,本文给出了计算 ADLA 的具体步骤:

步骤 1:计算区域图像的灰度共生矩阵 $GLCM_T$,记录最大灰度值 \max 、最小灰度值 \min 。

步骤 2:利用式(4)计算灰度共生矩阵 $GLCM_T$ 的信息熵 B_E 。其中 $P_{\varphi,d}$ 表示完备共生矩阵,其元素 $P_{\varphi,d}(a,b)$ 表示具有灰度级 a,b 的两个像素在方向 φ 上间隔距离 d 出现的次数。计算时,取距离 $d=1$,方向分别取 $\varphi=0,45,90,135^\circ$,将得到 4 个矩阵,再将这 4 个矩阵对应元素相加,得到完备共生矩阵 $P_{\varphi,d}$ 。

$$B_E = \sum_{a=\min}^{\max} \sum_{b=\min}^{\max} P_{\varphi,d}(a,b) \times \log[P_{\varphi,d}(a,b)]. \quad (4)$$

步骤 3:计算该区域图像在最小、最大灰度值范围内生成灰度共生矩阵 $GLCM_T$ 理论上的最大信息熵 $MAX(B_E)$,即 $GLCM_T$ 中所有元素相等时的信息熵,其计算方法与式(4)相同。

步骤 4:计算区域 ADLA 指标。如式(5)所示,图像没有纹理时,其 GLCM 为零阵,ADLA 取最小值 0;图像充满细小复杂纹理时,其 GLCM 所有元素值相等,ADLA 达到最大值 1。

$$ADLA = \frac{B_E}{MAX(B_E)}. \quad (5)$$

表 1 为根据式(5)对图 2(b)中不同区域的 ADLA 指标的计算结果。利用 ADLA 指标对图

像复杂程度进行定量描述,进而对区域进行评定的结果说明:区域 1 复杂程度最小,区域 3、2、4、6 复杂程度依次增大,区域 5 则最复杂。对图 2 及表 1 进行观察比较可以看出,ADLA 指标对于评定图像复杂程度是有效的,其结果与实际情况相符合。

表 1 ADLA 指标计算结果

区域	1	2	3	4	5	6
ADLA	0.103	0.507	0.421	0.718	0.832	0.765

4 PCNN 自动分割算法实现

4.1 算法流程

本文 PCNN 图像分割流程如图 3 所示:首先,对图像进行自适应区域划分。接着,计算各子块 ADLA 指标。实验表明,ADLA 大于 0.75 时,仅改变参数难以取得较好的分割效果,此时进行图像增强并重新计算 ADLA。若增强后图像 ADLA 指标仍大于 0.75,本文方法则难以达到理想的效果。否则根据 ADLA 指标,按式(7)确定后对该区域进行分割。最后,根据最大二维 Tsallis 熵准则^[4]从二值结果序列中选择最佳结果,该准则优于其它基于信息熵、方差的准则^[4]。

最大二维 Tsallis 熵准则在一定程度上考虑了像素的空间位置信息,若图像已分割为目标集合 O 与背景集合 B ,其二维 Tsallis 熵 S_T 定义如式(6)所示,其中 $S_q(O)$ 、 $S_q(B)$ 分别表示目标 O 与背景 B 的 Tsallis 熵, $h_{ij}(O)$ 与 $h_{ij}(B)$ 为集合 O 与 B 对应二维直方图, q 为非广延参数,常取 0.8^[4]。

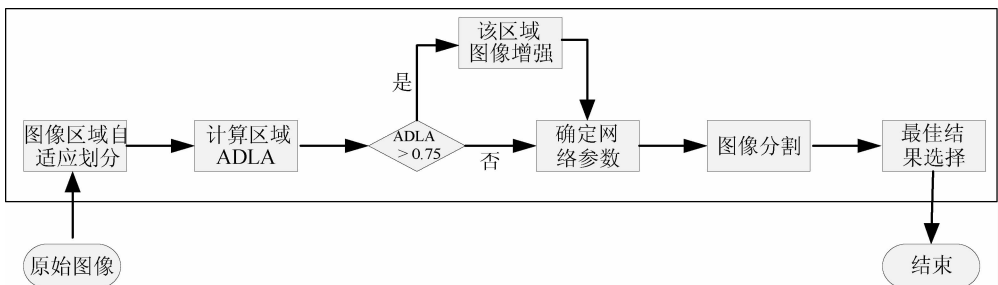
$$S_T = S_q(O) + S_q(B) + (1-q)S_q(O) * S_q(B). \quad (6)$$


图 3 PCNN 自动分割算法流程

Fig. 3 Workflow of PCNN automatic segmentation algorithm

4.2 关键参数设置

采用统计实验方法^[12]建立 ADLA 指标与耦合系数 β 间的对应关系,其基本思想是:当求解的问题是某一事件出现的概率时,可通过大量样本进行实验以得到该事件出现的频率,并将该频率作为这一概率的求解结果^[12]。

实验表明,ADLA 小于 0.10 时, β 设为 0.50 即可准确分割;ADLA 大于 0.55 时,图像较复杂,

分割效果受 β 设置的影响大,对该区域样本密集取样;ADLA 大于 0.75 时,图像难以准确分割。基于上述原因,选取 200 幅图像参与(ADLA 为 0.10~0.75)实验:ADLA 在 0.10~0.55 时,以 0.02 的区间长度选取样本;ADLA 在 0.56~0.75 时,以 0.01 的区间长度选取样本, β 通过实验反复设定。根据实验结果进行回归分析^[12],ADLA 和对应关系可拟合为式(7)所示高斯函数。

$$\beta = \begin{cases} 0.5 & , 0 < \text{ADLA} \leq 0.1 \\ 0.485 \times \exp(-((\text{ADLA} - 0.046)/0.271)^2) + & \\ 0.246 \times \exp(-((\text{ADLA} - 0.345)/0.174)^2) + & , 0.1 < \text{ADLA} \leq 0.75 \\ 0.198 \times \exp(-((\text{ADLA} - 0.562)/0.140)^2) & \end{cases} \quad (7)$$

5 仿真实验及分析

为验证算法有效性,进行了实例验证,并与传统方法进行了比较,具体实验条件如下:

(1)实验样本:利用大量图像进行实例验证,图 4(a)为其中具有代表性的 4 幅 256×256 大小图像,从上至下 4 幅图像分别以 Fig. 4(a)表示,其内部不同区域复杂程度的差异逐渐增大,且存在对比度低、灰度分布不均匀等较高复杂度。

(2)实验方法:准则 1 根据 3.2 节分块策略,对图像采取 2×3 分块,设置调节系数 $K=1.2, L=1.5$,子块长、宽最小为 32 pixel,分块结果如图 4(b)所示。分块后,采用 Stewart 改进 PCNN 模型进行分割, β 由子块的 ADLA 指标通过式(7)得到,分割结果如图 4(c)所示。准则 2、3 分别设置低分辨率($\beta=0.40$)、高分辨率($\beta=0.10$),采用 Stewart 改进 PCNN 模型分割,分割结果分别如图 4(d)、(e)所示。

准则 1 分割结果如图 4(c)所示,其轮廓清晰清楚、完整,在保持细节的同时,也能很好地去掉背景杂波,即使在对比度低、背景呈大范围内连续变化等复杂背景情况下,也能准确分割出目标。图 4(d)、(e)分别为准则 2、3 分割结果,出现了粘连、不完整现象。结合图 4(b)可知,图像内不同区域间复杂程度差异越大,即区域间 ADLA 指标差异越大,采用固定分辨率的传统 PCNN 方法效果越差。本文算法则较好地克服了这一问题。

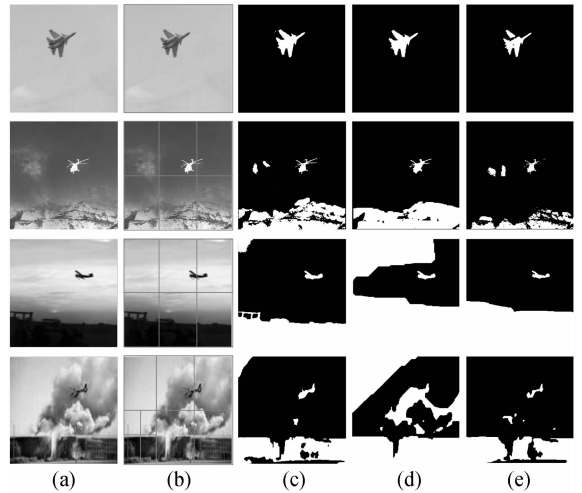


图 4 分割结果对比

Fig. 4 Contrast of segmentation results

以上是对分割结果的主观评价,下面选取区域一致性测度 UM ^[8],区域对比度 CR ^[8],形状测度 SM ^[8],综合指标 CI 作为客观评价准则,各指标如式(8)~(11)所示。客观评价结果如表 2 所示,可见本文方法在 UN, CR, SM, CI 上均优于传统 PCNN 分割方法 12% 以上。

$$UM = 1 - \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{A}, \quad (8)$$

式中: A 为图像的像素数, $\sigma_i^2 = \sum_{(x,y) \in R} [f(x,y) - \mu_i]^2$, $\mu_i = \sum_{(x,y) \in R_i} f(x,y) / B_i$, $f(x,y)$ 为像素 (x,y) 灰度值, B_i 为对应分割区域 R_i 内的像素数,在二值图像中 i 为 2, UM 值越大,各区域内部越均匀,分割效果越好。

表 2 分割性能评价

Tab.1 Evaluation of segmentation performance

原始图像	准则	UM	CR	SM	CI
Fig. 4(a)-1	准则 1	0.992	0.221	0.428	0.094
	准则 2	0.913	0.187	0.327	0.056
	准则 3	0.947	0.196	0.361	0.067
Fig. 4(a)-2	准则 1	0.922	0.411	0.713	0.270
	准则 2	0.865	0.323	0.662	0.185
	准则 3	0.828	0.398	0.681	0.224
Fig. 4(a)-3	准则 1	0.986	0.798	0.576	0.453
	准则 2	0.996	0.567	0.611	0.345
	准则 3	0.997	0.539	0.609	0.327
Fig. 4(a)-4	准则 1	0.992	0.756	0.448	0.336
	准则 2	0.712	0.512	0.168	0.061
	准则 3	0.901	0.623	0.487	0.273

$$CR = \frac{|f_o - f_b|}{f_o + f_b}, \quad (9)$$

式中: f_o 和 f_b 分别为目标、背景平均灰度级。CR 值越大, 目标与背景灰度对比度越大, 分割效果越好。

$$SM = \frac{1}{C} \sum_{(x,y)} \text{sgn}[f(x,y) - f_N(x,y)] \Delta(x,y) \text{sgn}[f(x,y) - t], \quad (10)$$

式(10)中, $f_N(x,y)$ 为邻域 $N(x,y)$ 的灰度均值, t 为灰度阈值; $\Delta(x,y)$ 为广义梯度; C 为归一化因

子; 而 $\text{sgn}(x)$ 为符号函数。该值越大, 对应目标轮廓光滑程度越好, 分割效果越好。

$$CI = UM \times CR \times SM, \quad (11)$$

UM、CR、SM 值越大意味着分割结果越好。然而结合主观评价方法, 部分指标虽然值较大, 但分割效果并不理想, 因此采用综合性能指标 CI, 即 CI 越大, 分割有效性越好。

6 结 论

基于 Stewart 改进 PCNN 模型进行图像分割。首先, 采用一种基于图像复杂程度, 将图像划分为不同子块的自适应分块策略, 克服了同一参数无法对图像中复杂度差异较大的不同区域准确分割的不足。接着, 采用局部图像活跃度 (ADLA) 指标, 对不同子块自适应确定 PCNN 参数, 有效地解决了传统 PCNN 图像分割时关键参数需要人工确定的问题, 实现了 PCNN 对图像的自动分割要求。实验表明, 与传统 PCNN 图像分割方法相比, 本文方法能快速、准确地确定 PCNN 关键参数, 分割的主观效果明显优于传统 PCNN 分割方法。采用区域一致性测度 (UM)^[8], 区域对比度^[8] (CR), 形状测度^[8] (SM), 综合指标 (CI) 等客观评价准则对分割结果的量化评价表明, 本文方法在 UN、CR、SM、CI 指标上均优于传统 PCNN 分割方法 12% 以上。

参考文献:

- [1] 何志勇, 孙立宁, 黄伟国. 基于 Otsu 准则和直线截距直方图的阈值分割[J]. 光学精密工程, 2012, 20(10): 2315-2323.
HE ZH Y, SUN L N, HUANG W G. Thresholding segmentation algorithm based on Otsu criterion and line intercept histogram [J]. *Opt. Precising Eng.*, 2012, 20(10): 2315-2323. (in Chinese)
- [2] STEWART R D, FERMIN I, OPPER M. Region growing with pulse-coupled neural networks: An alternative to seeded region growing [J]. *IEEE Transaction on Neural Networks*, 2002, 13(6): 1557-1562.
- [3] 聂仁灿, 周东明, 赵东风. 基于 Unit_Linking PCNN 和图像熵的图像分割新方法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(1): 222-227.
- [4] NIE R C, ZHOU D M, ZHAO D F. Image segmentation new methods using unit-linking PCNN and image's entropy[J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(1): 222-227. (in Chinese)
- [5] 张煜东, 吴乐南. 基于二维 Tsallis 熵的改进 PCNN 图像分割[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2008, 38(4): 579-584.
- [6] ZHANG Y D, WU L N. Image segmentation based on 2D Tsallis entropy with improved pulse coupled neural networks[J]. *Journal of Southeast University: Natural Science Edition*, 2008, 38(4): 579-584. (in Chinese)
- [7] 祝双武, 郝重阳. 一种基于改进型 PCNN 的织物斑点图像自适应分割方法[J]. 电子学报, 2012, 40(3): 611-616.

- ZHU SH W, HAO CH Y. An approach for fabric defect image segmentation based on the improved conventional PCNN model [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(3): 611-616. (in Chinese)
- [6] 彭真明, 蒋彪, 肖峻. 基于脉冲耦合神经网络的空中扩展目标检测方法[J]. *强激光与粒子束*, 2007, 19(12): 2011-2016.
- PENG ZH M, JIANG B, XIAO J. Aerial extended target detection based on unit-linking pulse coupled neural networks [J]. *High Power Laser And Particle Beams*, 2007, 19(12): 2011-2016.
- [7] 马义德, 奇春亮. 基于遗传算法的脉冲耦合神经网络自动系统的研究[J]. *系统仿真学报*, 2006, 18(3): 722-725.
- MA Y D, QI CH L. Study of automated PCNN system based on genetic algorithm [J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 18(3): 722-725. (in Chinese)
- [8] 彭真明, 蒋彪, 肖峻. 基于并行点火 PCNN 模型的图像分割新方法[J]. *自动化学报*, 2008, 34(9): 1169-1173.
- PENG ZH M, JIANG B, XIAO J. A novel method of image segmentation based on parallelized firing PCNN [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(9): 1169-1173. (in Chinese)
- [9] 汪源源, 焦静. 改进型脉冲耦合神经网络检测乳腺肿瘤超声图像感兴趣区域[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(6): 1398-1405.
- WANG Y Y, JIAO J. Detection of regions of interest from breast tumor ultrasound images using improved PCNN [J]. *Opt. Precising Eng.*, 2011, 19(6): 1398-1405. (in Chinese)
- [10] 王晓云, 苑玮琦, 郭金玉. 基于局部灰度梯度特征点的快速人耳身份鉴别[J]. *光电子·激光*, 2012, 23(5): 980-985.
- WANG X Y, YUAN W Q, GUO J Y. A fast ear identification algorithm based on local gray gradient feature points [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2012, 23(5): 980-985. (in Chinese)
- [11] 李云红, 伊欣. 基于脉冲耦合神经网络模型的小波自适应斑点噪声滤除算法[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(9): 2060-2067.
- LI Y H, YI X. Wavelet adaptive denoising method based on PCNN [J]. *Opt. Precising Eng.*, 2012, 20(9): 2060-2067. (in Chinese)
- [12] 刘钢, 额日其太, 朱希娟. 巡航导弹蒙皮红外辐射特性的反向蒙特卡罗法模拟[J]. *科学技术与工程*, 2011, 11(5): 1012-1017.
- LIU G, ER Q T, ZHU X J. Simulation of infrared radiation characteristics of cruise missile skin by backward Monte Carlo method [J]. *Science Technology and Engineering*, 2011, 11(5): 1012-1017. (in Chinese)

作者简介:



郑欣(1981—),男,四川绵阳人,博士研究生,主要从事数字图像处理、目标识别与跟踪方面的研究。E-mail: zheng_xin2@sina.com



彭真明(1966—):男,湖南保靖人,教授,博士生导师,主要从事数字图像处理、目标识别与跟踪方面的研究。E-mail: zmpeng@uestc.edu.cn

(本栏目编辑:李自乐)
(版权所有 未经许可 不得转载)