

一种基于交叉熵的改进型 PCNN 图像自动分割新方法

刘 勍^{1,2)} 马义德²⁾ 钱志柏²⁾

¹⁾(天水师范学院数理与信息科学学院,天水 741000) ²⁾(兰州大学信息科学与工程学院,兰州 730000)

摘 要 脉冲耦合神经网络(PCNN)是20世纪90年代形成和发展的一种新型神经网络。为了自动地进行精确的图像分割,在基于图像处理的前提下,对现有的PCNN模型进行了改进,即从原始图像与分割图像的目标之间、背景之间的差异性出发,提出了一种基于最小交叉熵准则的改进型PCNN图像分割新方法。通过计算机仿真,该方法能够自动确定循环迭代次数和自动选取最佳阈值,并与基于最大香农熵的PCNN分割方法进行了比较。实验结果表明,该方法优于香农熵准则PCNN分割,其不仅对图像分割精度高,而且具有较强的适用性。

关键词 图像分割 最小交叉熵 脉冲耦合神经网络 抑制捕获 阈值函数

中图法分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2005)05-0579-06

Automated Image Segmentation Using Improved PCNN Model Based on Cross-entropy

LIU Qing^{1,2)}, MA Yi-de²⁾, QIAN Zhi-bai²⁾

¹⁾(School of Mathematics - physics & Information Science, Tianshui Normal University, Tianshui 741000)

²⁾(School of Information Science & Engineering, Lanzhou University, Lanzhou 730000)

Abstract Pulse Coupled Neural Networks (PCNN) is a new Neural Networks, which was developed and formed in the 1990's. In order to process accurate image segmentation automatically, a new method of improved PCNN image segmentation based on the criterion of minimum cross-entropy is put forward according to the image processing and the improved PCNN model. This approach is also based on the objective of original image and segmentation image, and the differences of backgrounds. Through computer simulation, the new method can determine the cyclic iterative times, and also select the best threshold automatically. The comparison has been made about the PCNN segmentation method with the basis of maximum Shannon entropy. The results of experiment show that this method mentioned in this article is superior to the PCNN segmentation method, based on the criterion of Shannon entropy. The method has fine adaptability and high accuracy to image segmentation.

Keywords image segmentation, minimum cross-entropy, PCNN, restrain and capture, threshold function

1 引 言

图像分割是图像分析和处理的重要步骤和技术,其目的是将图像分成具有某种特征差异的不同区域。如今图像分割已有很多方法,其中最为简单和有效的是基于灰度的阈值分割方法,但如何选取合适阈值,

才能进行有效的分割,即分割后的二值图像对原图像来说,既不产生欠分割,也不引起过分割,这是分割的关键。近年来,为控制分割中造成的信息损失,在图像分割理论与实践引入了信息论中最大香农熵准则^[1-9]、最大交叉熵准则、最小交叉熵(也称为相对熵)准则^[10-14]等一些客观评判依据。

脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural

基金项目:甘肃省自然科学基金项目(YS021-A22-00910);“985”特色项目计划基金资助项目(LZ985-231-582627)

收稿日期:2004-02-25;改回日期:2004-10-08

第一作者简介:刘勍(1970~),男,讲师。1996年获兰州理工大学学士学位,现为兰州大学信息科学与工程学院通信与信息专业研究生。主要从事通信、图像处理、人工神经网络及电子技术方面的研究工作。E-mail:liua02@st.lzu.edu.cn。通信联系作者:马义德,E-mail:ydma@lzu.edu.cn

networks, PCNN) 是一种不同于传统人工神经网络的新型神经网络, 因为 PCNN 有着生物学的背景, 它是依据猫、猴等动物大脑视觉皮层上的同步脉冲发放现象提出的^[15], 其已被广泛地应用于图像平滑、分割以及边缘检测等图像处理领域^[16-19], 并已显示了其优越性。该方法使得具有相似输入的神经元同时发生脉冲, 其不仅能够克服因幅度上的微小变化所造成的影响, 而且能较完整地保留图像的区域信息。然而由于该模型在运行过程中不能清晰地反映全局图像的阈值, 同时由于该神经网络在图像处理中只是利用了神经元的点火特性, 其不仅在其迭代过程中不能客观地评价最佳的分割效果, 而且易造成对目标的错误分割, 因而给后续处理带来困难。

对此, 本文在传统 PCNN 模型的基础上, 提出了基于阈值分割神经元抑制特性的改进型 PCNN 模型; 并通过引入交叉熵阈值化基本方法来得到基于最小交叉熵准则(本文称为准则 1)的改进型 PCNN 图像自动分割方法, 同时与基于最大香农熵准则(本文称为准则 2)的改进的 PCNN 图像分割进行了比较; 另外还对改进型 PCNN 与传统型 PCNN 用于图像分割的优劣做了比较。

2 最小交叉熵阈值分割算法

大家知道, 熵是一种不确定问题的度量准则, 香农熵就是信源中所有目标的平均信息量, 而最大香农熵准则就是强调系统内部的均匀性, 其应用于阈值分割中就是搜索使目标或背景内灰度分布尽可能均匀的最佳阈值, 通常交叉熵用于度量 2 个概率分布之间信息量的差异^[19], 且它是一个下凸函数, 而最小交叉熵准则应用于阈值分割中, 则一般是搜索使分割前后图像信息量差异最小的阈值。

设有两个概率分布集 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ 和 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$, 若用交叉熵来度量它们之间的信息量差异, 则其对称形式如式(1)所示:

$$D(P:Q) = \sum_{i=1}^N p_i \times \ln \frac{p_i}{q_i} + \sum_{i=1}^N q_i \times \ln \frac{q_i}{p_i} \quad (1)$$

用于确定分割阈值的最小交叉熵方案是用 P 和 Q 分别表征处理前的原始图像和分割结果图像, 然后计算目标之间的交叉熵、背景之间的交叉熵, 并定义其和为原图像和分割结果图像之间的交叉熵。

$$D(P, Q:t) = \sum_{f=0}^Z \left[f \times h(f) \times \ln \frac{f}{\mu_1(t)} + \right.$$

$$\left. \mu_1(t) \times h(f) \times \ln \frac{\mu_1(t)}{f} \right] + \sum_{f=t+1}^Z \left[f \times h(f) \times \ln \frac{f}{\mu_2(t)} + \mu_2(t) \times h(f) \times \ln \frac{\mu_2(t)}{f} \right] \quad (2)$$

$$\mu_1(t) = \frac{1}{\sum_{f=0}^t h(f)} \sum_{f=0}^t f \times h(f) \quad (3)$$

$$\mu_2(t) = \frac{1}{\sum_{f=t+1}^Z h(f)} \sum_{f=t+1}^Z f \times h(f) \quad (4)$$

式(2)中 f 是图像灰度值, $h(f)$ 是图像的灰度统计直方图, Z 是图像灰度上界, t 是假定的阈值, $\mu_1(t)$ 和 $\mu_2(t)$ 是类内均值, 分别代表在该阈值下, 目标和背景的平均灰度。在计算中, 用 Z 对式(2)进行归一化处理, 由于它是在假定一个阈值情况下的原图像和分割结果图像之间的信息量差异度量结果, 所以可以在图像灰度范围内搜索 t 值, 而使式(2)最小的 t 即为最佳分割阈值 t_{best} 。

本文将这种方法称为准则 1。

3 PCNN 模型及其改进

3.1 PCNN 的基本原理

PCNN 也称为第 3 代人工神经网络, 它是在生物视觉皮层模型的启发下产生的由若干个神经元互连而构成的反馈型网络。大家知道, 构成 PCNN 的每一神经元由接受部分、调制部分和脉冲产生部分 3 部分组成, 其可用离散数学方程描述如下^[6]:

$$F_{i,j}^{(n)} = e^{-\alpha_F} F_{i,j}^{(n-1)} + V_F \sum_{k,l} M_{i,j,k,l} Y_{k,l}^{(n-1)} + I_{i,j} \quad (5)$$

$$L_{i,j}^{(n)} = e^{-\alpha_L} L_{i,j}^{(n-1)} + V_L \sum_{k,l} W_{i,j,k,l} Y_{k,l}^{(n-1)} \quad (6)$$

$$U_{i,j}^{(n)} = F_{i,j}^{(n)} (1 + \beta L_{i,j}^{(n)}) \quad (7)$$

$$T_{i,j}^{(n)} = e^{-\alpha_T} T_{i,j}^{(n-1)} + V_T Y_{i,j}^{(n)} \quad (8)$$

$$Y_{i,j}^{(n)} = \begin{cases} 1 & (U_{i,j}^{(n)} > T_{i,j}^{(n)}) \\ 0 & (U_{i,j}^{(n)} \leq T_{i,j}^{(n)}) \end{cases} \quad (9)$$

其中, 下标 i, j 为神经元的标号, n 为迭代次数, $I_{i,j}$ 、 $F_{i,j}^{(n)}$ 、 $L_{i,j}^{(n)}$ 、 $U_{i,j}^{(n)}$ 、 $T_{i,j}^{(n)}$ 分别为神经元的外部刺激(即由图像 I 像素构成的矩阵中第 i, j 个像素的灰度值)、第 i, j 个神经元的第 n 次反馈输入(F)、连接输入(L)、内部活动项(U)和动态阈值(T), M 和 W 为链接权矩阵(一般 $W = M$), V_F 、 V_L 、 V_T 分别为 $F_{i,j}^{(n)}$ 、

$L_{i,j}^{(n)}$ 、 $T_{i,j}^{(n)}$ 的幅度常数, α_F 、 α_L 、 α_T 为与反馈输入、连接输入、动态阈值相应的衰减系数, β 为链接系数, $Y_{i,j}^{(n)}$ 是 PCNN 的二值输出。

在用 PCNN 进行图像处理时, 首先将一个 2 维 PCNN 网络的 $N \times N$ 个神经元分别与 2 维输入图像的 $N \times N$ 个像素相对应, 然后在第 1 次迭代时, 神经元的内部活动项就等于外部刺激 $I_{i,j}$, 若 $I_{i,j}$ 大于阈值, 则这时神经元输出为 1, 其为自然激活, 此时其阈值 $T_{i,j}$ 将急剧增大, 并随时间指数衰减。在此之后的各次迭代中, 被激活的神经元则通过与之相邻神经元的连接作用来激励邻接神经元, 若邻接神经元的内部活动项大于阈值, 则被捕获激活。显然, 如果邻接神经元与前一次迭代激活的神经元所对应的像素具有相似强度, 则邻接神经元就容易被捕获激活, 反之则不能被捕获激活。由此可见, 利用某一神经元的自然激活会触发其周边相似神经元的集体激活, 以及利用它们因形成一个神经元集群而对应于图像中有相似性质的一小区域的特性, 便可进行图像分割。

3.2 改进型 PCNN 及其图像分割

传统 PCNN 模型中, 就是利用了生物神经元的激活特性及其阈值指数衰减特性, 虽然按指数衰减的阈值变化规律符合人眼对灰度响应的非线性要求, 但是由于图像分割的目的是为了区分目标和背景(或不同的目标区), 因此, 如果在目标、背景或不同目标间, 像素灰度的相似性较差, 则将会给分割带来一定的困难。文献[20~22]指出, 指数衰减阈值机制不适合于图像处理算法的实现, 并作了相应改进。

本文提出的改进型 PCNN 模型的图像二值分割的基本思想是: 为了更好地适应图像处理应用的要求, 可以不是严格符合真实的生物神经元的性质, 而只是从图像分割的目标及精度出发, 利用神经元的抑制特性, 同时采用基于传统阈值分割技术的搜索策略, 即采用由小到大单调增长的阈值函数来对该模型进行了如图 1 所示的简化, 分割时, 首先对由 PCNN 在不同时刻产生的抑制图像所分割出的各子图像区域进行逐层分割, 直到分出目标和背景, 然后从分割出的序列图像中选出所需的二值图像来, 其算法表示如下:

$$F_{i,j}^{(n)} = I_{i,j} \quad (10)$$

$$L_{i,j}^{(n)} = V_L \sum_{k,l} W_{i,j,k,l} Y_{i,j}^{(n-1)} \quad (11)$$

$$T_{i,j}^{(n)} = \begin{cases} g^{(n)} T_0, & (Y_{i,j}^{(n-1)} = 1) \\ T_0, & (Y_{i,j}^{(n-1)} = 0) \end{cases} \quad (12)$$

其中, $U_{i,j}^{(n)}$ 、 $Y_{i,j}^{(n)}$ 的表达式与式(7)、式(9)相同。当

改进型 PCNN 用于图像分割时, 有以下关键概念: (1) 神经元的外部输入是与之相关联像素的灰度值, 即 $F_{i,j}^{(n)} = I_{i,j}$; (2) 所有神经元结构相等, 且各个神经元的参数一致; (3) 每个神经元接受与之距离为 R 以内的神经元链接输入, 其内部链接矩阵 W 是一个 3×3 的方阵, 且每一个元素的值为中心像素到周围每个像素的欧几里德距离的倒数; (4) $g^{(n)}$ 是一随时间上升的函数, 文中采用 $g^{(n)} = e^{-a/n}$ 和 $g^{(n)} = b - n^{-c}$ 两种升函数 (a 、 b 、 c 为待选常数)。

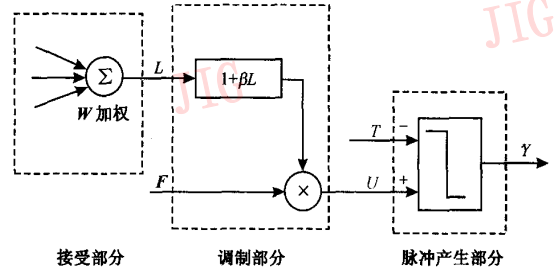


图 1 改进型脉冲耦合神经元模型

Fig. 1 Model of improved pulse coupled neuron

在本算法的分割过程中, 每个神经元只能激活一次, 即在第 1 次迭代时, 首先给出一全局零阈值, 让所有像素都激活, 并按照式(12)产生下一次迭代的阈值, 然后依照以上算法进行迭代循环, 当内部连接矩阵 W 所在的邻域有灰度值相近的像素存在时, 且其中某一像素灰度小于输入阈值时, 由其抑制产生的脉动输出依次传递将会引起附近其他类似灰度像素对应神经元的抑制, 而产生脉动输出序列 $Y^{(n)}$ 。由离散时间第 n 次的输出序列 $Y^{(n)}$ 构成的二值图像就是 PCNN 的输出分割图像。

这里有一个问题就是如何确定最优分割结果和选择最佳迭代次数, 以达到图像自动分割的目的, 文献[23]给出了基于香农熵最大准则的分割方法(文中称为准则 2), 即

$$H(S) = -S_1 \ln S_1 - S_0 \ln S_0 \quad (13)$$

其中, S_1 和 S_0 分别表示分割图像二值输出 $Y^{(n)}$ 为 1 和 0 的概率。式(13)表明, 一幅分割后的二值图像序列中, 输出值为 1 和值为 0 的像素所含信息量的统计平均值。对于大多数图像来说, 如果一般分割后图像的香农熵值越大, 且分割图像从原始图中得到的信息量越大, 则其分割图像的细节越丰富, 且总体分割效果也越好。当对图像进行 PCNN 迭代处理, 利用准则 2 进行判优时, 分别统计由每次输出 $Y^{(n)}$ 构成的二值图像的 S_1 和 S_0 , 则由与使 H 最大时

的 $H_{max}(S)$ 的迭代次数 N_{max} (对应最佳阈值为 \hat{t}_{best}) 对应的输出 $Y^{(n)}$ 构成的二值图像,即为总体最佳分割的输出图像。

当利用准则 1 进行判优时,考虑到 PCNN 模型的二值输出最终是内部活动项组成的矩阵 U 和阈值矩阵 T 比较的结果,这与通常的阈值分割技术在实现上是一致的。常见的阈值分割方案虽然采用各种准则来判定分割的好坏,但大都在处理像素时,仅仅利用了灰度值,而没有充分考虑邻域信息,而 PCNN 中则由于利用了邻域神经元的输出来对神经元的输入进行加权调制,所以内部活动项不仅包含了神经元对应像素的灰度信息,而且充分体现了像素邻域的信息。因此,可以将内部活动项构成的矩阵视为一幅幅图像,式(2)中的 $h(f)$ 是对 U 进行的灰度统计直方图,在给定一迭代次数 N 后,再对输入图像进行 PCNN 处理,并计算 $T^{(n)}$ 及 $D(f)$ 值,最后求取使 $D(f)$ 最小时的 D_{min} 的迭代次数 N_{min} 及阈

值 $T^{(N_{min})}$ (即为 t_{best}),而由与其对应的输出 $Y^{(N_{min})}$ 构成的二值图像,即为最佳分割的输出图像。

4 计算机仿真结果与分析

本文选用 256×256 pixels 灰度级为 256 的 Lena 图像和血细胞 Blood 图像,在选取不同上升阈值函数 $T_1^{(n)} = e^{-a/n} \times T_0$ 及 $T_2^{(n)} = (b - n^{-c}) \times T_0$ 的情况下,利用改进的 PCNN 算法结合准则 1 求取使交叉熵 $D(f)$ 最小时的 D_{min} 、 N_{min} 及 t_{best} ,并与准则 2 的分割结果相比较,实验参数 $V_L = 0.01, \beta = 0.1, T_0 = 255$,实验步骤如下:

(1) 对 Lena 图像进行分割,其中 $a = 13, b = 1.0, c = 0.18$;在对 Blood 图像分割时,其中 $a = 13, b = 1.0, c = 0.3$,两图像的实验数据如表 1 所示;

(2) 图 2 和图 3 分别给出了当阈值函数选取为 $T_2^{(n)} = (b - n^{-c}) \times T_0$ 时,两种准则下的 Lena 图像和 Blood 图像的最佳分割图像;

表 1 基于两种准则的 Lena、Blood 图像分割实验数据

Tab. 1 Segmentation experimental data of Lena and Blood images based on two criteria

阈值函数	Lena 图像						Blood 图像					
	最小交叉熵准则			最大香农熵准则			最小交叉熵准则			最大香农熵准则		
	D_{min}	N_{min}	t_{best}	H_{max}	N_{max}	\hat{t}_{best}	D_{min}	N_{min}	t_{best}	H_{max}	N_{max}	\hat{t}_{best}
$T_1^{(n)}$	0.273	12	86	0.998	14	101	0.203	23	145	0.991	27	158
$T_2^{(n)}$	0.272	11	87	1.000	15	96	0.210	18	148	0.991	24	155



图 2 Lena 图像的分割结果

Fig. 2 Results of segmented Lena image

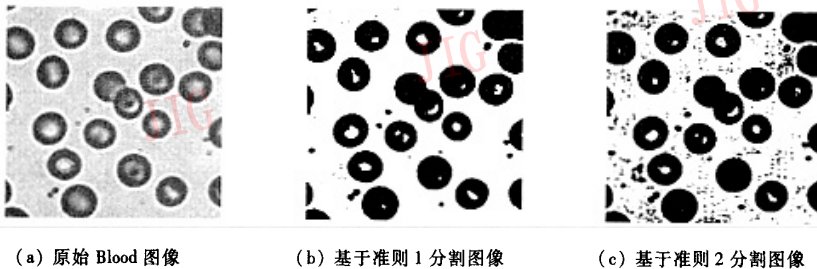


图 3 Blood 图像的分割结果

Fig. 3 Results of segmented Blood image

(3) 表2给出了采用传统 PCNN 与改进型 PCNN 对 Lena 图像进行分割的对比实验数据,其中传统 PCNN 模型中用到的参数分别是: $\alpha_L = 1.0$ 、 $\alpha_T = 0.2$ 、 $\alpha_F = +\infty$ 、 $V_F = 0.5$ 、 $V_L = 0.2$ 、 $V_T = 20$;改进的 PCNN 模型的阈值函数选为 $T_1^{(n)} = e^{-a/n} \times T_0$ 。

表2 采用两种 PCNN 模型对 Lena 图像分割的实验数据

Tab. 2 Segmentation experimental data of Lena image using two PCNN models

传统 PCNN 分割方法				改进 PCNN 分割方法			
最小交叉熵 准则		最大香农熵 准则		最小交叉熵 准则		最大香农熵 准则	
D_{\min}	N_{\min}	H_{\max}	N_{\max}	D_{\min}	N_{\min}	H_{\max}	N_{\max}
0.274	23	0.999	30	0.273	12	0.998	14

从以上图表可以看出以下特性:

(1) 在给定随时间上升的阈值函数后,再利用 PCNN 的抑制和捕获特性,就可以执行有效的图像分割,并且可通过迭代循环筛选出最佳阈值,而选用不同的阈值函数,则会产生不同的分割效果,但这个差别是微小的;

(2) 由表1可以看出,对同一 PCNN 模型,当采用两种不同的评价准则进行迭代时,则准则1的迭代次数一般要少(即运行时间短)于准则2的迭代次数;由表2实验数据可知,在同一评价准则下,改进型 PCNN 模型的迭代时间要远小于传统 PCNN 模型的迭代时间;

(3) 对 Lena 图像分割来说,由图2(b)、图2(c)比较可以看出,基于准则1的分割图像,其细节保持较好(如帽子上的饰物和肩部头发),且形状测度较好(如面部轮廓),而基于准则2的分割则在有些区域产生了欠分割;对 Blood 图像来说,可以明显看出,基于准则1的分割能较好地目标提取出来,而基于准则2的分割则误把一部分背景分成目标或产生噪点,不仅血细胞内部高亮度区分割不够,且细节保持不好。

传统 PCNN 模型的阈值是反复变化的,即长时间(或短时间)的衰降之后必然会有一次由于神经元激活而造成的突然上升,之后又是衰降,然后又是突然上升……。这种阈值机制使得处理后的大量信息蕴含在神经元的激活周期(频率)或者激活相位中,而直接的二值输出图像却并不包含全部的信息;由于本文算法的阈值机制是严格单调的,并且是随时间上升收敛的(不管是采用 $T_1^{(n)}$ 还是 $T_2^{(n)}$),其值都收敛于 T_0 ,这个特点使得灰度相近的神经元一定

能够被分成一类,因此,它更能适合于实时图像处理与硬件实现的要求。由于判断分割结果好坏的香农熵准则,其信息量的大小仅仅依赖于结果中0和1所占的比例,因此,如果分割结果中0的概率和1的概率各占50%,则会产生香农熵的最大值。对于二值分割来说,由于图像数据的复杂性并不能保证目标像素和背景像素的个数大致相等,因此,把香农熵作为判断分割好坏的准则有其局限性;而交叉熵由于考察的是分割前后两幅图像信息量的差,这种准则显然对原图像中目标和背景的比例没有要求,因而可以更准确地评判分割的优劣。

5 结 论

本文首次提出了利用抑制和捕获特性的全局动态阈值的 PCNN 模型,并针对图像分割的要求,首先对 PCNN 模型中的变阈值函数进行了改进,同时给出了几种不同的函数形式;然后采用了使其与最小交叉熵判据相结合来对图像进行自动分割的方法,并与基于最大香农熵判据的 PCNN 分割方法相比较,结果表明,本文算法具有图像分割精度高、适应性强、分割质量接近最佳的特点,尤其对目标和背景整体分布不均匀图像的自动分割,其优越性更为突出。

由于 PCNN 在图像处理和信号处理方面具有广阔的应用前景,它的模型是一个极其复杂的非线性系统,目前它的理论研究仍在发展阶段,因此,关于 PCNN 模型及其参数对图像分割的一些影响尚有待于进一步分析和探讨。

参考文献 (References)

- 1 Wong A K C, Sahoo P K. A gray-level threshold selection method based on maximum entropy principle [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1989, 19(4): 866 ~ 871.
- 2 Pal N R, Pal S K. Entropic thresholding [J]. Signal Processing, 1989, 16(2): 97 ~ 108.
- 3 Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation techniques [J]. Pattern Recognition, 1993, 26(9): 1277 ~ 1294.
- 4 Pun T. Entropy thresholding: A new approach [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1981, 16(3): 210 ~ 239.
- 5 Abutaleb A S. Automatic thresholding of gray-level pictures using two-dimensional entropy [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1989, 47(1): 23 ~ 32.
- 6 MA Yide, DAI Rolan, LI Lian. Image segmentation of embryonic plant cell using pulse-coupled neural networks [J]. Chinese Science Bulletin, 2002, 47(2): 167 ~ 172.

- 7 Sahoo P K, Soltani S, Wong A K C, *et al.* A survey of thresholding techniques [J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1988, **41**(2): 233 ~ 260.
- 8 Brink A D. Threshold of digital image using of two-dimensional entropies [J]. *Pattern Recognition*, 1992, **25**(8): 803 ~ 808.
- 9 WANG Kunming, ZHU Shuang dong, ZHANG Chao. A comparative study of automatic selection threshold method [J]. *Journal of Fushun Petroleum Institute*, 2002, **22**(2): 70 ~ 73. [王坤明, 朱双东, 张超. 自动选取阈值方法比较研究 [J]. *抚顺石油学院学报*, 2002, **22**(2): 70 ~ 73.]
- 10 Li C H, Lee C K. Minimum cross-entropy thresholding [J]. *Pattern Recognition*, 1993, **26**(14): 617 ~ 625.
- 11 WANG Jianjun, YUAN Weiqi, ZHANG Hongxun. A Relative entropy based algorithm to image segmentation [J]. *Information and Control*, 1997, **26**(1): 67 ~ 72. [王建军, 苑玮琦, 张宏勋. 一种基于相对熵的图像分割算法 [J]. *信息与控制*, 1997, **26**(1): 67 ~ 72.]
- 12 Pal N R. On minimum cross-entropy thresholding [J]. *Pattern Recognition*, 1996, **29**(4): 575 ~ 580.
- 13 Brink A D, Pendock N E. Minimum cross-entropy threshold selection [J]. *Pattern recognition*, 1996, **29**(1): 179 ~ 188.
- 14 Xue Jinghao, Zhang Yujin, Lin Xinggang. Image thresholding based on maximum between-class posterior cross entropy [J]. *Journal of Image and Graphics*, 1999, **4**(2): 110 ~ 114. [薛景浩, 毓晋, 林行刚. 基于最大类间后验交叉熵的阈值化分割算法 [J]. *中国图象图形学报*, 1999, **4**(2): 110 ~ 114.]
- 15 Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndtetal M. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of results from cat cortex [J]. *Neural Computation*, 1990, **2**(3): 293 ~ 307.
- 16 Ranganath H S, Kuntimad G. Pulse coupled neural networks for image processing [A]. In: *Proceedings of the IEEE Southeastcon '95* [C], Raleigh, NC, USA, 1995: 37 ~ 43.
- 17 Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications [J]. *IEEE, Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(3): 480 ~ 498.
- 18 Kuntimad G, Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(3): 591 ~ 598.
- 19 Ranganath H S, Kuntimad G. Object detection using pulse coupled neural networks [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(3): 615 ~ 620.
- 20 Robert D Stewart, Iris Fermin, *et al.* Region growing with pulse-coupled neural networks: An alternative to seeded region growing [J]. *IEEE, Transactions on Neural Networks*, 2002, **13**(6): 1557 ~ 1562.
- 21 Kong Xiangwei, Huang Jing, Shi Hao. Infrared image multi-threshold segmentation algorithm based on improved pulse coupled neural networks [J]. *J. infrared Millim. Waves*, 2001, **20**(5): 365 ~ 369. [孔祥维, 黄静, 石浩. 基于改进的脉冲耦合神经网络的红外目标分割方法 [J]. *红外与毫米波学报*, 2001, **20**(5): 365 ~ 369.]
- 22 Shi Meihong, Zhang Junying, Zhang Xiaobin, *et al.* Image binary segmentation based on image PCNN model [J]. *Computer Simulation*, 2002, **19**(4): 42 ~ 46. [石美红, 张军英, 张晓滨等. 基于改进型脉冲耦合神经网络的图像二值分割 [J]. *计算机仿真*, 2002, **19**(4): 42 ~ 46.]
- 23 Ma Yide, Dai Ruolan, Li Lian. Automated image segmentation using pulse neural networks and image entropy [J]. *Journal of China Institute of Communications*, 2002, **23**(1): 46 ~ 51. [马义德, 戴若兰, 李廉. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动图像分割方法 [J]. *通信学报*, 2002, **23**(1): 46 ~ 51.]