

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)07-1310-07

论文索引信息: 辛国江, 邹北骥, 李建锋, 陈再良, 蔡美玲. 结合最大方差比准则和 PCNN 模型的图像分割 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(7): 1310-1316

结合最大方差比准则和 PCNN 模型的图像分割

辛国江^{1),3)}, 邹北骥¹⁾, 李建锋^{1),2)}, 陈再良¹⁾, 蔡美玲¹⁾

¹⁾(中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410083) ²⁾(吉首大学数学与计算机科学学院, 湖南省吉首 416000)

³⁾(湖南广播电视大学信息技术系, 长沙 410004)

摘要: 脉冲耦合神经网络(PCNN)模型在图像分割方面有着很好的应用。在各项参数确定的情况下,其分割结果的好坏取决于循环迭代次数的多少,而PCNN模型自身无法实现迭代次数的自动判定。为此提出一种结合最大方差比准则的PCNN迭代次数自动判定算法,用于实现图像的自动分割。算法利用最大方差比准则找到图像的最优分割界限,确定PCNN的迭代次数,获得最优图像分割结果,然后利用最大香农熵准则验证分割结果。实验表明:提出的算法实现了PCNN迭代次数的自动判定,提高了PCNN的迭代速度,运行效率优于基于2D-OTSU和基于交叉熵的自动分割算法,图像分割效果良好。

关键词: 脉冲耦合神经网络;最大方差比;自动判定;迭代次数

Image segmentation with PCNN model and maximum of variance ratio

Xin Guojiang^{1),3)}, Zou Beiiji¹⁾, Li Jianfeng^{1),2)}, Chen Zailiang¹⁾, Cai Meiling¹⁾

¹⁾(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083 China)

²⁾(School of Mathematics and Computer Science, Jishou University, Jishou Hunan 416000 China)

³⁾(School of Information and Technology, Hunan Radio & TV University, Changsha 410004 China)

Abstract: The Pulse Coupled Neural Network (PCNN) model is very suitable for image segmentation. With given parameters, the results of segmentation are determined only by the times of iteration. However, the PCNN model itself cannot automatically discover the optimal iteration times. Therefore, an algorithm based on the maximization of variance ratio criteria is proposed to solve this problem. The algorithm can automatically discover the best iteration times by applying the maximization of variance ratio criteria, and get the best segmentation results. Eventually, the Shannon entropy rule is used to check the segmentation results. The experimental results show that the algorithm can automatically discover the optimal iteration times, the segmentation results are satisfactory, and it improves the speed of PCNN iteration, and it is also more efficient than the automatic segmentation algorithm based 2D-OTSU and cross-entropy.

Keywords: PCNN; the maximum of variance ratio; automatically judge; the iteration times

收稿日期: 2010-07-23; 修回日期: 2011-01-24

基金项目: 国家自然科学基金项目(60970098, 60803024); 国家自然科学基金重大研究计划项目(90715043); 教育部高等学校博士点基金项目(20090162110055)和新教师基金项目(200805331107); 浙江大学计算机辅助设计与图形学国家重点实验室开放基金项目(A1011, A0911); 湖南省科学技术厅科技计划项目(2010FJ4062); 湖南省自然科学基金联合基金项目(10JJ6088); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(201021200062)。

第一作者简介: 辛国江(1979—), 男, 讲师。中南大学计算机应用技术专业博士研究生, 主要研究方向为图像处理。
E-mail: lovesin_guojiang@126.com。

0 引言

脉冲耦合神经网络(PCNN)模型是源于研究猫、猴等小型哺乳动物大脑视觉神经皮层上的同步脉冲发放现象而提出的一种新型神经网络模型,是从 Eckhorn 提出的神经元模型^[1-2]演化而来的。它不同于传统人工神经网络,更接近于人类大脑视觉皮层的视觉机理。PCNN 模型是由脉冲耦合神经元构成的2维单层神经元阵列模型,在图像处理^[3]、图像分割^[4-9]、图像融合^[10-12]、图像增强^[13]、目标识别^[14]、图像压缩^[15]等方面都有很好的应用。

在图像分割的应用上,与以往经典神经网络模型相比,PCNN 模型的优势在于不需要任何训练样本,缺点在于它需要设置多种门限参数、衰减时间常数、加权因子及连接系数等,要通过合理的循环迭代次数,才能得到最佳分割效果。目前的理论很难解释 PCNN 数学模型中各个参数和图像分割效果之间的确切关系,分割效果的好坏取决于参数的不断调整和多次实验的选择。在其他参数确定的情况下,模型循环迭代次数的多少直接影响到分割效果的好坏。为了实现 PCNN 的自动分割,很多学者做了大量的研究工作,提出了很多算法,主要有基于图像连通域计算的分割结果评价算法^[6],基于 2D-OTSU 算法的自动分割算法^[16],基于交叉熵的 PCNN 自动分割算法^[17],基于遗传算法的 PCNN 自动分割算法^[18],基于 unit-linking 的 PCNN 自动分割算法^[19],基于区域增长的 PCNN 分割算法^[20]。

类间方差法对单峰和双峰图像能够产生较好的分割效果,对于多峰图像,类间方差准则的分割效果就不够好。但相比于其他算法,类间方差法的耗时最少^[21]。但是类间方差法只考虑了背景和目标两类对象之间的差别,而最大方差比法还进一步考虑了同类对象内部的差别,这会使得分割结果更加精确。

基于前人的工作,提出一种结合最大方差比准则和 PCNN 模型的图像自动分割算法。这种算法引入了最大方差比准则,算法首先利用 PCNN 图像增强模型对图像进行增强预处理,然后对预处理后图像进行 PCNN 循环点火,在每次循环点火的过程中,获取点火后的图像,计算其类间方差和类内方差比值,当二者比值达到最大时,就停止迭代,对应的迭代次数就是最佳迭代次数,此时的输出图像即为最佳分割结果,然后利用香农熵验证分割结果。实验结果表

明该算法能够实现 PCNN 迭代次数的自动判定,相对于其他算法,有效地提高了 PCNN 的迭代速度,实现了图像的自动分割,图像分割效果良好。

1 PCNN 基本模型

Eckhorn 模型^[1-2]由于模型本身的诸多限制,并不十分适合在图像处理方面的应用,众多学者对其作了很多相关的改进。PCNN 模型就是由 Eckhorn 模型演化而来的,相对于 Eckhorn 模型,它更加适合图像处理的应用,其数学模型为

$$F_{ij}(n) = e^{-\alpha_F} F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{k,l} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{k,l} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (3)$$

$$E_{ij}(n) = e^{-\alpha_E} E_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n-1) \quad (4)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $F(n)$ 是神经元的 n 次反馈输入, S 为输入刺激信号(这里表示图像像素灰度值), β 为突触之间连接强度系数, $L(n)$ 是连接项, $E(n)$ 是动态门限, $Y(n)$ 是 PCNN 脉冲输出值, $U(n)$ 是内部活动项。 M 和 W 是连接权值矩阵, V_F 、 V_L 、 V_E 分别是 $F(n)$ 、 $L(n)$ 和 $E(n)$ 的固有电势, α_F 、 α_L 、 α_E 为相应的衰减系数。

2 PCNN 模型的图像分割原理

PCNN 模型是将每一个神经元对应为图像中的一个像素,像素的灰度值作为神经元的外部刺激输入 S ,假设所有的神经元的初始状态值为0,一次迭代时,内部活动项 $U(n)$ 等于外部刺激输入 S ,所有神经元的阈值 $E(n)$ 从初始值开始衰减,当某一个神经元的阈值衰减到小于或等于相应的 $U(n)$ 时,该神经元点火(自然点火),输出一个脉冲 $Y(n) = 1$,同时,该神经元的阈值 $E(n)$ 急剧增大,脉冲输出停止,然后 $E(n)$ 又开始衰减,当 $E(n)$ 再次衰减到小于或等于 $U(n)$ 时,脉冲再次产生,如此周期反复,神经元就输出了一个脉冲序列信号。在脉冲产生过程中,点火的神经元会通过相互连接作用 $L(n)$ 激励邻近的神经元点火(捕获点火),而邻近

的神经元点火后又会激励周围的神经元点火,从而在激活区中产生一个脉冲波向外传播,称此脉冲波为自动波。在图像中,灰度相似、位置邻近的像素点趋向于同步点火,利用该同步性质可实现图像分割。

3 最大方差比准则

在一个典型的双波峰直方图图像中,如果同时存在目标和背景,其直方图就会存在着两个“山

峰”,所以一定存在一个最佳阈值,它能最合理地划分目标和背景^[22]。

如图 1 所示,首先求出图像的直方图,然后对直方图进行两次滤波,绘出滤波后的直方图曲线,获取双峰的灰度值,然后在双峰之间找到最小灰度值,确定为最佳分割阈值。

对于灰度级为 $S = (1, 2, 3, \dots, i, \dots, L)$ 的图像,将图像的灰度级 T 作为分割阈值,把图像分割为 $S_1 = (1, 2, 3, \dots, T)$, $S_2 = (T + 1, T + 2, \dots, L)$ 的两个类 C_1 和 C_2 (C_1 为背景, C_2 为目标,相反亦可)。

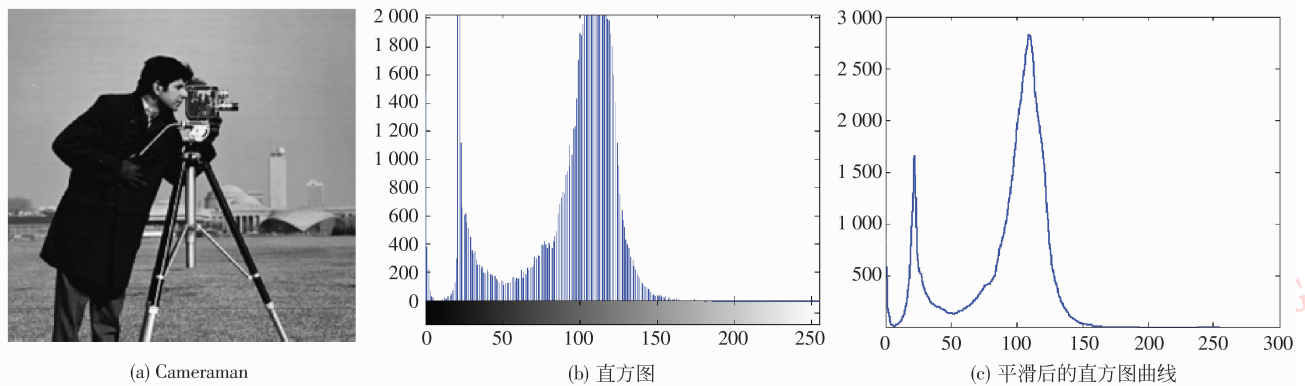


图 1 直方图确定分割阈值

Fig. 1 Segmentation threshold based on histogram

则类内方差 σ_w^2 和类间方差 σ_B^2 可以由下式得到

$$\sigma_w^2 = \omega_1 \sigma_1^2 + \omega_2 \sigma_2^2 = \frac{1}{N} \left[\sum_{i \in S_1} (i - \mu_1)^2 n_i + \sum_{i \in S_2} (i - \mu_2)^2 n_i \right] \quad (6)$$

$$\sigma_B^2 = \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 + \omega_2 (\mu_2 - \mu_T)^2 = \frac{1}{N} \left[\sum_{i \in S_1} (\mu_1 - \mu_T)^2 n_i + \sum_{i \in S_2} (\mu_2 - \mu_T)^2 n_i \right] \quad (7)$$

式中, N 是总像素个数, σ_1^2 、 σ_2^2 是 C_1 和 C_2 的方差, ω_1 和 ω_2 是 C_1 和 C_2 的发生概率, μ_1 、 μ_2 是 C_1 和 C_2 的像素灰度平均值, μ_T 是图像的平均灰度值。

则最大方差比为

$$\eta = \max \left[\frac{\sigma_B^2}{\sigma_w^2} \right] \quad (8)$$

类间方差反应了图像中目标和背景两类之间的差别大小,类内方差表示同类像素之间的差别。方差比 η 取得最大值时,说明类间方差最大而类内方差最小,即不同类像素之间的灰度值相差最大,同类像素之间的灰度值相差很小。所以当 η 取得最大值时,分割效果最佳。

4 PCNN 迭代次数的自动判定

PCNN 图像分割的结果为二值图像,图像中不仅包含边缘信息,还包含噪声。图像的边缘代表图像的细节,代表图像所包含的信息量。图像的边缘信息越多,代表图像所包含的信息量越多,在 PCNN 迭代的过程中,输出的二值图像中,细节信息是一个由少到多,然后再由多到少的非完全周期迭代过程。在这个迭代过程中,由于有自动波的影响,每个像素点的迭代时间相差越来越大,因此,相同物体或者同种颜色的像素,在经过多次迭代后,其点火时间可能会出现不一致的情况,对分割而言,这是不可取的。因此,需要设计一个规则,来准确判定迭代的次数,以获得最优的分割效果。

有些图像,目标和背景的灰度值比较接近,难以区分,为了能够得到更好的分割结果,在进行图像分割之前,先用改进的 PCNN 模型对原始图像进行增强预处理操作。

4.1 用于图像增强的 PCNN 模型^[8]

用于图像增强的 PCNN 模型为

$$F_{ij}(n) = S_{ij} \quad (9)$$

$$L_{ij}(n) = \sum_{k,l} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (10)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (11)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} F_{high} & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

$$E_{ij}(n) = E_{ij}(n-1) - \Delta + V_E Y_{ij}(n-1) \quad (13)$$

式中, F_{high} 为本次迭代过程中点火像素的最大灰度值, $Y(n)$ 为增强后输出的二值图像, 也是输出脉冲。阈值采用线性衰减方式, Δ 为衰减步长。参数设置的原则是: V_E 应足够大, 以保证每个神经元只点火一次, Δ 应足够小, 以确保阈值衰减的足够慢, 把相邻的灰度级通过不同的点火时刻区分出来。

图 2 显示了利用改进的 PCNN 模型进行增强的效果。图 3 显示了利用 PCNN 模型对原图和增强后图像的不同分割结果。从结果中可以看出, 增强后的图像, 分割结果更加精确。同时, 分割次数的确定方法采用的是本文提出的算法来进行判定。

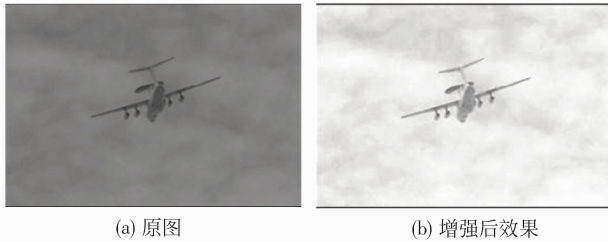


图 2 PCNN 图像增强结果

Fig. 2 Image enhancement result by PCNN

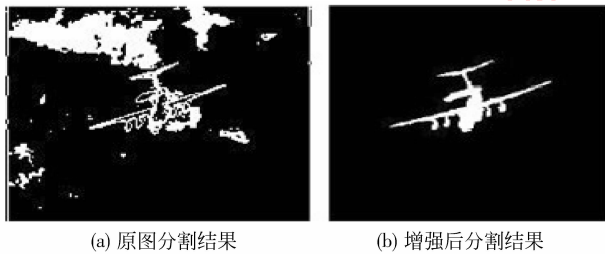


图 3 分割结果

Fig. 3 Segmentation results by PCNN

4.2 PCNN 迭代次数的自动判定

对进行了增强操作后的图像, 利用式(1) — (5) 进行循环点火。对于每一次循环迭代, 迭代步长设为 1, 获取其输出脉冲 $Y(n)$, 将输出脉冲和输入图

像进行形态学上的“与”运算, 获取 PCNN 点火后的图像, 然后利用式(8) 计算图像的方差比, 将每次得到的方差比和前一次循环获得的方差比相比较, 如果大于前一次的值, 则继续循环迭代, 如果小于或者等于前一次的值, 则停止循环迭代, 此时的迭代次数即为最佳迭代次数。最后利用最大香农熵准则进一步确定最佳分割效果。

香农熵为

$$H(P) = -P_1 \ln P_1 - P_0 \ln P_0 \quad (14)$$

式中, P_0 和 P_1 分别表示分割图像二值输出 $Y(n)$ 为 0 和 1 的概率。

对于大多数图像而言, 香农熵代表了图像的信息量, 如果分割后图像的香农熵越大, 则分割图像从原始图像中得到的信息量就越大, 其分割图像的细节也越丰富, 且总体分割效果越好。故可以利用该准则判优, 对 PCNN 迭代结果进行计算, 当 H 取最大值 $H_{max}(P)$ 时的迭代结果为总体最佳分割结果, 可以通过这种方式进一步验证 PCNN 最优迭代次数的准确性。

算法流程图如图 4 所示, 算法具体描述如下:

- 1) 对输入图像利用公式(9) — (13) 进行增强预处理;
- 2) 对做了增强预处理后的图像, 利用式(1) — (5) 对其进行循环点火操作, 循环迭代的步长设为 1, 获取点火后的输出脉冲;
- 3) 将输出脉冲和输入图像进行“与”运算, 获取点火后的图像, 计算其方差比, 每次和前一次循环迭

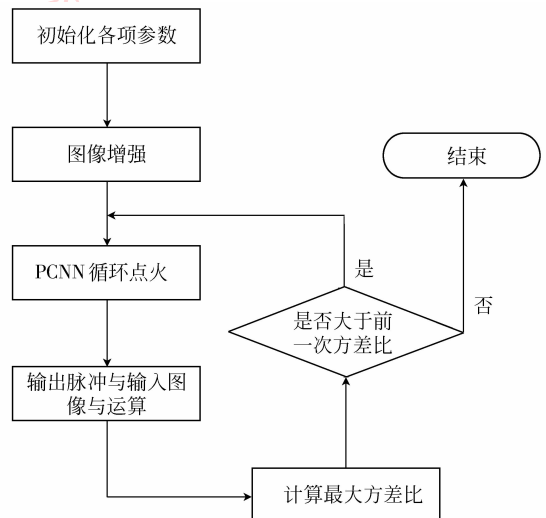


图 4 算法流程图

Fig. 4 Algorithm flow chart

代中求出的方差比进行比较,如果大于前一次的值,则转入步骤 2),继续循环迭代,否则停止循环,获取最优迭代次数,此时的分割结果即为最佳分割结果。

5 实验仿真与结果分析

利用 Matlab 进行仿真实验。实验数据包括动物、人、自然景观等在内的任意 300 幅图像。实验用

的图像分辨率统一设置成 256×256 。实验参数为 $\alpha_F = 0.1, \alpha_L = 2.0, \beta = 0.1, \alpha_E = 1.0, V_F = 0.5, V_L = 0.2, V_E = 20$;连接权值矩阵 M 和 W 设置为 sobel 算子矩阵。

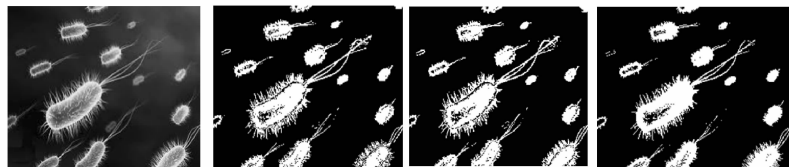
将本文算法和基于 2D-OTSU 的自动分割算法^[16]以及基于交叉熵的自动分割算法^[17]进行了比较。通过实验对比发现,3 种算法都能够很好地完成自动分割,分割效果良好,部分实验结果如图 5 所示。



原图 2D-OTSU 交叉熵 最大方差比
(a) 照相机图像的分割结果



原图 2D-OTSU 交叉熵 最大方差比
(b) Lena 图像的分割结果



原图 2D-OTSU 交叉熵 最大方差比
(c) 细菌图像的分割结果

图 5 部分图像分割结果

Fig. 5 Segmentation results of some images

虽然 3 种算法都能够获得良好的分割效果,以人的视角观察,分割效果没有明显差异,但是它们各自的运行时间却各不相同:基于 2D-OTSU 的自动分割算法的时间复杂度为 $O(N^2)$;基于交叉熵的自动分割算法的时间复杂度为 $O(N)$;本文算法的时间复杂度为 $O(N)$ 。通过对 300 幅图像的实验验证,在运行时间上,本文算法最快,平均起来要快 15% 左右。3 种算法的运行时间如图 6 和表 1 所示(随机选取 10 幅图像的实验结果)。从图 6 中可以看出,相对于其他两种算法,本文算法的运行时间最少。

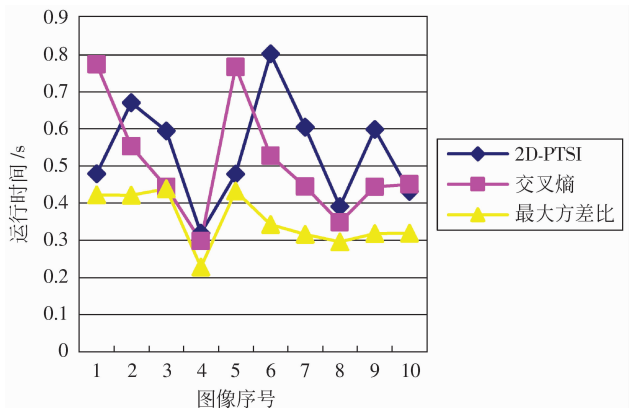


图 6 3 种算法运行时间比较

Fig. 6 Comparison of running time of three algorithms

表 1 基于 2D-OTSU、交叉熵和最大方差比 3 种方法的自动分割算法的性能评价
 Tab.1 Performance evaluation of automated segmentation algorithm based on 2D-OTSU, cross-entropy, and maximum of variance ratio

算法		部分测试图像									
		照相人	Lena	细菌	蜻蜓	大象	飞机	人	树木	鱼	熊猫
2D-OTSU	运行时间/s	0.479 5	0.670 1	0.594 6	0.319 9	0.478 7	0.801 7	0.604 5	0.391 8	0.598 9	0.431 5
	香农熵	0.602 7	0.665 5	0.615 5	0.468 8	0.543 1	0.580 2	0.656 0	0.663 2	0.546 2	0.676 0
交叉熵	运行时间/s	0.773 9	0.553 1	0.444 2	0.298 7	0.766 8	0.528 3	0.444 9	0.348 8	0.444	0.451 1
	香农熵	0.582 5	0.628 7	0.558 2	0.468 8	0.543 1	0.573 3	0.604 5	0.647 5	0.582 2	0.644 0
最大方差比	运行时间/s	0.423 0	0.422 1	0.438 4	0.229 0	0.432 4	0.342 7	0.316 8	0.296 7	0.318 8	0.320 0
	香农熵	0.602 7	0.632 9	0.654 4	0.453 4	0.469 8	0.573 3	0.673 9	0.675 5	0.561 5	0.676 0

6 结 论

结合最大方差比准则和 PCNN 模型提出一种新的图像自动分割算法。算法首先利用改进的 PCNN 模型对图像进行增强预处理,然后对经增强预处理后的图像进行 PCNN 迭代点火,在迭代的过程中引入最大方差比准则对每一次的迭代结果进行判定,确定最优迭代次数,获得最优的图像分割结果,最后利用最大香农熵准则进行验证。

大量的实验验证了结合最大方差比准则和 PCNN 模型的图像自动分割算法的有效性;证明了该算法能够实现 PCNN 迭代次数自动判定的目的。该算法实现图像的自动分割,提高了 PCNN 自动分割的运行速度。不过在实验中,也发现两点不足:一是由于最大方差比准则对于多峰图像分割的局限性,限制了本算法对于多峰图像的最优分割,有时候会出现局部最优解的情况,造成分割错误;二是对于一些输入图像,将背景和前景错误划分的情况也有发生,这是由 PCNN 模型的特点决定的,因为其点火时间只依赖于像素的灰度值,对于图像中所包含的空间信息没有加以利用,如果能够把图像中的空间信息利用起来,结合神经元的区域特性进行点火,那么应该可以有效解决这种情况,这也是接下来的研究目标。

参考文献 (References)

- [1] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. A neural network for feature linking via synchronous activity: Results from Cat Visual Cortex and from Simulations [C]// Cotterill R M J ed. Models of Brain Function. New York: Cambridge University Press, 1989: 255-272.
- [2] 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.
- [3] Fang Yong, Qi Feihu, Pei Bingzhen. PCNN implementation and applications in image processing [J]. J. Infrared and Milli-meter Waves, 2006, 24(4): 291-295.
- [4] Gu Xiaodong, Yu Daoheng, Zhang Liming. Image shadow removal using pulse coupled neural network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(3): 692-698.
- [5] Kuntimad G, Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 591-597.
- [6] Zhao Shijiang, Zhang Tianwen, Zhang Zhihong. A study of a new image segmentation algorithm based on PCNN [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(7): 1342-1344. [赵峙江, 张田文, 张志宏. 一种新的基于 PCNN 的图像自动分割算法研究 [J]. 电子学报, 2005, 33(7): 1342-1344.]
- [7] Zhang Junying, Fan Xiuju, Dong Jiyang, et al. Image segmentation based on modified pulse-coupled neural networks [J]. Chinese Journal of Electronics, 2007, 16(1): 119-122.
- [8] Peng Zhenming, Jiang Biao, Xiao Jun, et al. A novel method of image segmentation based on parallelized firing PCNN [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(9): 1169-1173. [彭真明, 蒋彪, 肖峻, 等. 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.]
- [9] Liu Qing, Ma Yide, Qian Zhibai. Automated image segmentation using improved PCNN model based on cross-entropy [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(5): 579-584. [刘勤, 马义德, 钱志柏. 一种基于交叉熵改进型 PCNN 图像自动分割新方法 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(5): 579-584.]
- [10] Li Min, Cai Wei, Tan Zheng. A region-based multi-sensor image fusion scheme using pulse-coupled neural network [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27: 1948-1956.
- [11] Huang Wei, Jing Zhongliang. Multi-focus image fusion using pulse coupled neural network [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28: 1123-1132.
- [12] Wang Zhaobin, Ma Yide. Dual-channel PCNN and its application in the field of image fusion [C]//Proceedings of the

- 3rd International Conference on Natural Computation. Haikou, Hainan: Hainan University, 2007, 1: 755-759.
- [13] Ma Yide, Lin Dongmei, Zhang Beidou, et al. A novel algorithm of image enhancement based on pulse coupled neural network time matrix and rough set [C]//Proceedings of Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery 2007. Haikou, Hainan: Hainan University, 2007, 3: 86-90.
- [14] Ranganath H S, Kuntimad G. Object detection using pulse coupled neural networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 615-620.
- [15] Ma Yide, Qi Chunliang, Qian Zhibai, et al. A novel image compression coding algorithm based on pulse-coupled neural network and gram-schmidt orthogonal base [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(7): 1255-1259. [马义德, 齐春亮, 钱志柏, 等. 基于脉冲耦合神经网络和施密特正交基的一种新型图像压缩编码算法[J]. 电子学报, 2006, 34(7): 1255-1259.]
- [16] Yao Chang, Chen Houjin. Automated retinal blood vessels segmentation based on simplified PCNN and fast 2D-Otsu algorithm [J]. Journal of Central South University of Technology, 2009, 16(4): 640-646.
- [17] Ma Yide, Liu Qing. Automated image segmentation using improved PCNN model based on cross-entropy [C]//2004 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing. Hongkong: Hong Kong Polytechnic University, 2004: 743-746.
- [18] Ma Yide, Qi Chunliang. Study of automated PCNN system based on genetic algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(03): 722-724. [马义德, 齐春亮. 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(03): 722-724.]
- [19] Gu Xiaodong, Guo Shide, Yu Daoheng. A new approach for image segmentation based on unit-linking PCNN [C]//Machine Learning and Cybernetics, Proceeding of 2002 International Conference. Baoding, Hebei: Hebei University, 2002, 1(1): 175-178.
- [20] Stewart R D, Fermin I, Opper M. 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] Liu Yanhong, Li Ming, Zhang Yongmei. The research of the two computer picture division [J]. Journal of Shanxi Agricultural University (Natural Science Edition), 2008, 28(2): 231-233. [刘艳红, 李明, 张永梅. 两种计算机图像分割技术对比研究[J]. 山西农业大学学报: 自然科学版, 2008, 28(2): 231-233.]
- [22] Zheng Nanning, Computer Vision and Pattern Recognition [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1998: 82-86. [郑南宁, 计算机视觉与模式识别[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998: 82-86.]