

一种新的基于 PCNN 的图像自动分割算法研究

赵峙江¹, 张田文¹, 张志宏²

(1. 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 脉冲耦合神经网络(PCNN)非常适合图像分割. 在参数确定的情况下, 分割效果随迭代次数呈周期性变化. 因此确定最佳迭代次数是运用 PCNN 进行图像自动分割的关键. 本文提出一种基于连通域计算的边缘统计算法, 用于评价迭代结果的有效边缘. 最大有效边缘值所对应的迭代输出即为最佳分割. 实验证明, 该算法比基于图像熵和基于边缘算子的算法灵敏度高, 抗噪声能力强.

关键词: 脉冲耦合神经网络; PCNN; 自动分割; 连通域计算

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 07-1342-03

A Study of a New Image Segmentation Algorithm Based on PCNN

ZHAO Shi-jiang¹, ZHANG Tian-wen¹, ZHANG Zhi-hong²

(1. Dept. of Computer Science & Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, 150001, China;

2. Dept. of Computer Science & Technology, Harbin Engineering University, Harbin, 150001, China)

Abstract: Pulse-Coupled Neural Networks (PCNN) is very suitable for image segmentation. In condition of certain parameters, the result of segmentation will periodically change with the iteration times. Therefore, how to decided the best iteration times is the key of applying PCNN in image auto-segmentation. In this paper, an edge statistic algorithm based on calculation of connected region is provided. This algorithm calculates the valid edge of the segmentation result, and it means that the max is accordant with the best segmentation. It has been proved by experiments that the algorithm has much better sensitivity than those methods based on entropy of image or on edge operator, and also has stronger robustness of noise.

Key words: pulse-coupled neural networks (PCNN); auto segmentation; calculation of connected region

1 引言

图像分割是由图像处理进入到图像分析和理解的关键步骤. 分割的好坏直接影响到后续图像分析的质量. 如何更有效、自适应地实现图像分割, 一直是困扰人们的一个难题. 近年来, 脉冲耦合神经网络已被广泛应用于图像平滑^[1]、分割^[2,3]以及融合^[4]等图像处理领域研究中, 并且体现出了显著的优越性. 在用 PCNN 进行图像处理时, 通常以每个像素对应一个神经元, 利用神经元的同步脉冲发放特性进行工作. 文献[5]回顾了 PCNN 模型发展现状及其应用; 文献[6]在数学上严格证明了实际的生物细胞模型与 PCNN 模型是一致的, 所不同的只是变量的坐标. 文献[7]完成了 PCNN 图像分割和平滑时的直方图分析, 强调分割判断准则对 PCNN 分割处理至关重要; 文献[8]提出了采用最大总熵作为判断准则. 总之, 与以往经典神经网络相比, PCNN 不需要训练即可实现图像分割, 但它需要恰当设置其数学模型中各种门限参数、衰减时间常数、加权因子及连接系数等, 才能实现最佳分割. 而目前理论很难解释 PCNN 数学模型参数与图像分割效果之间的关

系, 其理论探讨及应用研究正在进行. 一般较好分割效果的获得需实验多次来选择这些参数. 在参数选定的情况下, 循环迭代次数直接关系到分割结果的好坏. 本文提出了一种基于图像连通域计算的分割结果评价算法, 解决了自动分割迭代次数确定的问题, 使分割可以避免人为干预, 自动提交符合主观感受的结果. 实验证明, 该算法具有判断灵敏度高, 边缘误匹配率低及抗噪声能力强的特点.

2 脉冲耦合神经网络图像分割原理

式(1~5)是由 Eckhorn 神经元模型修改得到的 PCNN 数学模型. 其中 $F_{ij}[n]$ 是第 (i, j) 神经元的 n 次反馈输入, $S_{ij}[n]$ 为输入刺激信号(这里为图像像素构成的矩阵中第 (i, j) 像素的灰度值), V_{ij} 为连接系数, $L_{ij}[n]$ 是连接项, $U_{ij}[n]$ 为动态门限, $Y_{ij}[n]$ 是 PCNN 脉冲输出值, $U_{ij}[n]$ 为内部活动项, 它们满足如下数学关系式:

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

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

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

$$\dot{y}_j(n) = e^{-\tau} \dot{y}_j(n-1) + V Y_{ij}(n-1) \quad (4)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > \dot{y}_j(n) \\ 0 & U_{ij}(n) \leq \dot{y}_j(n) \end{cases} \quad (5)$$

其中,内部连接矩阵 M 、 W (一般 $M = W$) 的 M_{ijkl} 、 W_{ijkl} 分别为 $F_{ij}[n]$ 、 $L_{ij}[n]$ 中 $Y_{kl}[n]$ 的加权系数, F 、 L 、 τ 分别为 $F_{ij}[n]$ 、 $L_{ij}[n]$ 、 $\dot{y}_j[n]$ 的衰减时间常数, V_F 、 V_L 、 V_T 分别为 $F_{ij}[n]$ 、 $L_{ij}[n]$ 、 $\dot{y}_j[n]$ 中的固有电势. PCNN 神经元接受反馈输入 $F_{ij}[n]$ 和连接输入 $L_{ij}[n]$, 然后在其内部神经元活动系统形成内部活动项 $U_{ij}[n]$. 当 $U_{ij}[n]$ 大于动态门限 $\dot{y}_j[n]$ 时, PCNN 输出时序脉冲序列 $Y_{ij}[n]$.

将一幅图像的每个像素视为一个神经元, 像素的灰度值 P_{ij} 作为网络神经元 N_{ij} 的外部刺激 S_{ij} 输入到网络中. 假设所有神经元的初始状态值为 0, 在第一次迭代时, 神经元的内部激活 U_{ij} 等于外部刺激 S_{ij} , 所有神经元的阈值 \dot{y}_j 均从初始值 $\dot{y}_j(0)$ 开始衰减. 当某一神经元的阈值衰减到小于或等于相应的内部活动值 U_{ij} 时, 该神经元点火, 即输出一个脉冲, $Y_{ij} = 1$, 同时, 该神经元的阈值 \dot{y}_j 急剧增大, 当 \dot{y}_j 再次大于 U_{ij} 时, 脉冲输出停止. 然后 \dot{y}_j 再随时间指数衰减, 当阈值再一次衰减到小于或等于相应的内部激活 U_{ij} 时, 该神经元再次点火. 如此周期反复, 神经元就输出了一个脉冲序列信号. 在脉冲产生的过程中, 点火的神经元会通过神经元的相互连接作用激励邻近的神经元点火, 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. 在图像中, 灰度相似的一些小区域通常对应阈值相近的神经元集群, 该集群的任何一个神经元点火都会触发整个集群的点火, 利用这种同步特性便可快速地进行图像分割.

3 基于连通域计算的边缘统计算法

PCNN 图像分割的结果为二值图像, 不仅包含边缘信息, 还有噪声. 图像的边缘代表图像的细节, 代表图像所包含的信息量. 图像的边缘多, 代表图像所包含的信息量多. 在 PCNN 迭代过程中, 输出结果包含的边缘数量是由少至多, 再由多至少周期迭代的. 我们确定最佳分割的原则是分割结果中包含的信息量最大. 由上所述, 该原则等价于包含的真实边缘数量最多的分割结果即为最佳分割. 要得到符合主观评价的边缘统计结果, 必须尽可能准确地区别真实边缘和噪声. 本文通过实验, 提出了一个基于连通域计算的边缘像素判断规则.

规则 1 设二值图像中某像素的 $n \times n$ 阶邻域矩阵为 M , 则判定该像素为边缘像素必须满足以下两个条件:

- (1) M 及其逆的连通域值均为 1;
- (2) M 中有两个以上的像素值为 1.

为了验证规则 1, 我们首先采用主观修正的方法得到一系列准确边缘图像集, 记为集合 $\{C\}$. 不失一般性, 在 $\{C\}$ 中取任意一个像素 p 的 3×3 邻域组成矩阵 Z . 因为边缘图像集 $\{C\}$ 为二值图像, 所以矩阵 Z 总共有 $2^9 = 512$ 种不同的取值. 不考虑方向性, 将形状相同而方向不同的矩阵进行合并, 得到 Z 的 140 种不同形状的模板矩阵. 对边缘图像集 $\{C\}$ 中的边

缘像素进行模板统计, 每种模板所占比重如图 1 所示(其中模板已经按照比重大小排序). 模板矩阵数量与其占边界总量的比重如图 2 所示. 从图中可以看出 95% 以上的真实边缘是由少数模板矩阵构成的, 本文称这部分模板为边缘模板. 经过统计分析, 边缘模板大约有 20 种, 约占总模板数的 14%, 并且这 20 种边缘模板和其逆的连通域值均为 1. 另外, 考查 140 种模板中矩阵 Z 与 Z^{-1} 连通域值均为 1 的模板共有 20 种, 与统计实验得到的边缘模板完全相同. 所以我们得到规则 1 的第一项, 判断一个像素是边缘像素的条件是其邻域矩阵与其逆矩阵的连通域值为 1. 这条规则可以将构成 95% 以上的真实边缘统计出来. 另外由于真实边缘是连续的, 而噪声是离散的, 所以要求邻域具有两个以上的为 1 的像素作为附加条件.

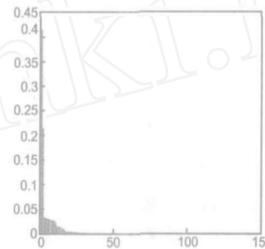


图 1 边缘模板统计结果

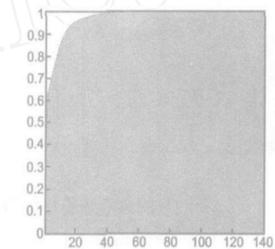


图 2 边缘模板数量占总边缘的比重

为了比较判定边缘的准确性, 首先采用 PCNN 分割结果添加 20% 白噪声的 Lena 图像, 然后采用 Canny 边缘算子和本文方法标定分割结果, 如图 3, 图 4 所示, 图中可以看出在噪声条件下, Canny 算子将大量噪声标记成为真实边缘, 误判率很高, 而采用本文方法标定的边缘绝大部分为真实边缘, 受噪声影响很小, 所以采用规则 1 可以有效的统计出真实边缘, 反映分割结果的真实信息量.



图 3 canny算子边界标定结果 (用符号“|”标定边缘像素)



图 4 本文方法边界标定结果 (用符号“+”标定边缘像素)

4 实验

经过反复实验, 本文选取的 PCNN 参数如表 1. 输入图像分别采用血液细胞显微图和室内复杂景物图. 原始图像人工添加 5% 的高斯噪声和 5% 的白噪声后作为输入图像. 分割结果的评价采用基于连通域的边缘统计算法, 本文算法与基于图像熵和基于 canny 边缘算子算法的比较结果见图 5(c), 图 6(c).

表 1 PCNN 基本参数表

| 基本参数 | F | L | τ | V_F | V_L | V_T |
|------|-----|-------|--------|-------|-------|-------|
| 值 | 693 | 0.693 | 0.069 | 0.01 | 1 | 0.2 |

5 实验结果分析

(1) 对于有噪声图像,边缘算子法由于受到干扰,单调下降,不能再作为判断的依据(见图 5(c),图 6(c)). 本文方法与基于图像熵的方法,基本不受影响,仍具有正确的评价曲线和结果,说明本文方法与 Canny 算子法相比,具有较强的抗噪声能力;本文方法与基于图像熵的方法相比,评价曲线斜率更大,峰顶更尖锐,检测灵敏度更高.

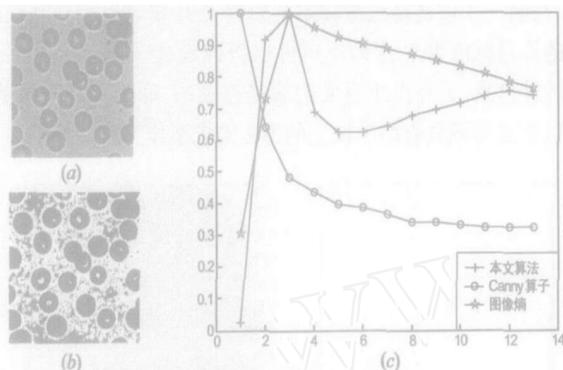


图 5 (a)有噪声的血液细胞显微图像(高斯噪声 5%, 白噪声 5%)
(b)最佳分割结果;(c)迭代结果统计图;(横坐标为迭代次数,纵坐标为三种方法归一化的比较值)

(2) 本文方法的评价曲线所产生的局部最优,对应可以被主观接受的一个分割结果,如图 6(b)和图 6(c)所示. 由于图像评价具有很强的主观色彩,所以对于各种图像,无论何种方法所产生的评价结果,都是对主观结果的近似. 本文方法相比图像熵可以提供更多的分割结果以供后续处理,扩大了后续步骤的输入选择范围.

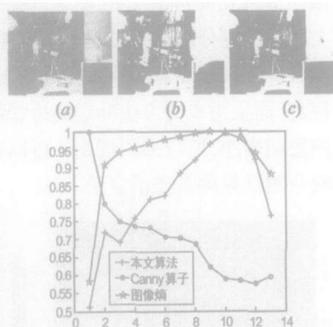


图 6 (a)有噪声的室内复杂景物图像(高斯噪声 5%, 白噪声 5%)
(b)最佳分割结果;(c)迭代结果统计图(横坐标为迭代次数,纵坐标为三种方法归一化的比较值)

(3) 由于 PCNN 是循环迭代的,所以在图像分割的过程中,目标输出呈由无至有再由有至无的周期性变化. 假设每个周期迭代次数为 a , 总共迭代 n 个周期,则总共需要迭代 $a \times n$ 次. 本文的实验仅以第一个周期为例,如果要求得到更好的分割结果,可以适当增大迭代周期数 n ,但 n 取值过大,不仅分割质量改善不明显,而且会浪费大量的计算时间,所以一般运行几个周期即可.

6 结论

对脉冲耦合神经网络(PCNN)的研究是目前国际上比较前沿的领域. 对其分割结果的评价通常采用人机交互,主观判断的方法. 但是,实际应用 PCNN,最佳迭代次数 N 的确定是自动处理过程中避免人为干预的关键问题. 本文提出的基于连通域计算的边缘统计方法,是解决上述问题的一个尝试. 该方法的优点是抗噪声能力强,检测灵敏度高,缺点是运算量较大,如果采用多分辨率由粗至精的策略或快速的连通域计算方法,则速度还可以大大提高. 另外,通过大量的实验进一步表明:采用 PCNN 进行图像分割,与图像的亮度、对比度和噪声均无明显关系,但图像的内在特征却直接决定 PCNN 的参数选择和分割结果. 区域平滑连通约束应该在确定最佳 N 值的过程中有所体现,相关理论和实验还需要进一步探讨.

参考文献:

- [1] H Ranganath, G Kuntimad, J L Johnson. A neural network for image understanding[A]. In: Fiesler E and Beale R, Eds. handbook of Neural Computation[C]. Oxford, UK: Oxford Univ. Press, Gl. 6. 1 ~ Gl. 6. 6, 1997.
- [2] J L Johnson, M L Padgett, W O Friday. Mutiscale image factorization [A]. In: Proc IEEE Im Conf Neural networks [C]. San Diego, CA, 1996. 690 - 693.
- [3] 张军英,樊秀菊,董继扬,石美红. 一种改进型脉冲耦合神经网络及其图像分割[J]. 电子学报. 2004, (7): 1223 - 1227. Zhang Junying, Fan Xiujun, et al. Image segmentation based on the modified pulse-coupled neural network[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32 (7): 1223 - 1226 (in Chinese).
- [4] R P Broussard, S K Rogers, M E Oxley, et al. Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse coupled neural network [J]. IEEE Trans Neural Networks, 1999, 10(3): 554 - 563.
- [5] Johnson J L, Padgett M L. PCNN model and applications [J]. IEEE Trans on Neural Network, 1999, 10(3): 480 - 498.
- [6] E M Izhikevich. Class I neural excitability, conventional synapses, weakly connected networks, and mathematical foundations of pulse-coupled models[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 499 - 507.
- [7] Skourikhine A N. Pulse couple neural network for image smoothing and segmentation[A]. In: International Symposium on Computational Intelligence [C]. Kosice: Slovakia, 2000. 8(30) - 9(01).
- [8] 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, 1(23): 46 - 51.

作者简介:

赵峙江 男, 1973 年出生于黑龙江省, 2005 年于哈尔滨工业大学获博士学位, 研究方向为图像信号处理. E-mail: zzzjtech@163.com.