

基于灰度相关性的改进 PCNN 图像自动分割算法

马海荣,程新文

(中国地质大学(武汉)信息工程学院,湖北 武汉 430074)

摘 要: 为了利用脉冲耦合神经网络 (pulse coupled neural network, PCNN) 实现精确的图像自动分割, 对 PCNN 模型进行改进, 提出首先根据图像局部灰度相关性和欧氏距离建立连接权矩阵, 然后利用最小方差比准则自动判定 PCNN 的循环次数, 实现图像的自动分割, 仿真实验结果表明, 该方法可实现 PCNN 算法迭代次数的自动判定, 算法适用性强, 并可得到较好的分割效果。

关键词: 图像分割; PCNN; 灰度相关性; 最小方差比

中图分类号: TP3

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)11-0010-04

Automatic Image Segmentation with PCNN Algorithm Based on Grayscale Correlation

MA Hai-rong, CHENG Xin-wen

(Faculty of Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)

Abstract: In order to utilize pulse coupled neural networks (PCNN) for precise automatic image segmentation, in this paper, we improved PCNN model. Firstly, we established a connection weight matrix based on the image local gray correlation and Euclid distance, then, used minimum variance ratio criterion determines cycle times of PCNN automatically, achieved automatic image segmentation. The simulation results showed that this method could determined PCNN number of iterations automatically, and has a strong feasibility and better segmentation results.

Key words: image segmentation; PCNN; grayscale correlation; the minimum of variance ratio

1 引言

PCNN 是在猫、猴等哺乳动物大脑视觉皮层上同步脉冲发放现象的基础上提出的^[1], 与传统的图像处理方法相比有诸多优点, 该方法自提出以来就被广泛地应用于图像分割、图像去噪、图像增强、图像融合等方面。但是已有算法在控制分割所用时间和分割效果上很难达到满意的效果, 本文在前人研究的基础上提出的基于灰度相关性和最小方差比的改进 PCNN 算法, 在一定程度上解决了该问题。

2 PCNN 模型及其分割原理

2.1 PCNN 模型介绍

脉冲耦合神经网络是一种二维神经网络, 该神

经网络由脉冲耦合神经元组成。PCNN 的神经元模型如图 1 所示, 基本组成为接收部分、调制部分和脉冲产生部分^[2]。

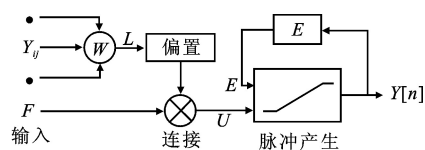


图 1 脉冲耦合神经网络神经元模型

由于传统的 PCNN 模型过于复杂, 本文采用的标准改进 PCNN 模型^[3], 简化 PCNN 模型的离散数学方程描述如下:

$$F_{ij}(n) = I_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = \sum \omega_{ijkl} Y_{ij}(n-1) \quad (2)$$

收稿日期: 2014-01-20; 修回日期: 2014-03-12

基金项目: 国防科工委高分辨对地观察系统重大专项“高分综合交通遥感应应用示范系统先期攻关”(07-Y30A05-900)

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

$$\theta_{ij}[n] = \exp(-\alpha_0)\theta_{ij}[n-1] \quad (4)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 0, & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中, i, j 表示神经元的标号, n 表示循环迭代次数, I_{ij} 是输入的刺激信号(在进行图像处理时 I_{ij} 通常取位于图像第 i 行第 j 列像素的灰度值), $F_{ij}, L_{ij}, U_{ij}, \theta_{ij}$ 分别为第 i, j 个神经元的第 n 反馈输入 F_{ij} , 连接输入 L_{ij} , 内部活动项 U_{ij} 和动态阈值 θ_{ij} , w 表示权连接矩阵, α_0 为动态阈值的衰减系数, β 为链接系数, Y_{ij} 是 PCNN 的二值输出。

2.2 PCNN 图像分割原理

图像处理时对于一幅大小为 $M \times N$, 像素级为 L 的数字图像可以看成值为 $0 \sim L$, 大小为 $M \times N$ 的二维矩阵, 进行图像分割时可以将该矩阵与 PCNN 模型^[4]中的 $M \times N$ 个神经元一一对应, 像素值 I_{ij} 就对应着相应位置的神经元输入 S_{ij} 。开始时将所有神经元的初始状态均置为 0, 经过第一次迭代, 内部活动项 U 等于外部刺激输入 S , 所有神经元的阈值 θ 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 时, 该神经元点火(自然点火), 输出一个脉冲 $Y = 1$, 同时该神经元的阈值 θ 急剧增大, 脉冲输出停止, 然后 θ 又开始衰减, 当 θ 再次衰减到小于或等于 U 时, 脉冲再次产生, 如此周期反复, 神经元就产生一个包含着图像区域、边缘、纹理等特征信息的输出序列 $Y[n]$, 该序列所构成的二值图像就是 PCNN 输出的分割图像。

3 灰度相关性权矩阵的建立

目前已有的基于 PCNN 模型的图像分割算法大部分是根据像素间的 Euclid 距离作为建立权矩阵 w 的依据, 并没有将像素间的灰度相关性考虑进来; 而数字图像中, 目标区域的灰度值与背景灰度值的突变往往是分割的关键, 且目标区域灰度值一般具有很大相似性, 利用该特点可以对图像进行精确分割。在此我们建立灰度相关性函数以满足: (1) 目标点与目标点之间的灰度相似度大; (2) 目标点与背景点之间的灰度相似度小; (3) 背景点与背景点之间的灰度相似度小^[5]; (4) 两像素间的最大灰度相关性为 1。

设图像各像素点的灰度值为 $I_{ij}, 1 \leq i, j \leq M, N, M, N$ 分别为数字图像的高和宽, 定义各像素点之间灰度值的相似度为

$$r_{ijkl} = e^{-c|I_{ij}-I_{kl}|}, 1 \leq i, j, k, l \leq M, N \quad (6)$$

式中, c 为常数, r_{ijkl} 表示像素点 (i, j) 与像素点

(k, l) 之间灰度值的相似度, 此函数满足上述函数建立要求。根据像素 (i, j) 和像素 (k, l) 处的局部相关系数 r_{ijkl} 与 Euclid 距离 d_{ijkl} , 其中 $d_{ijkl} = \sqrt{(i-l)^2 + (j-k)^2}$, 则基于灰度相关性连接矩阵 $w_{ijkl} = r_{ijkl}/d_{ijkl}$ 。

4 最小方差比准则

4.1 最小方差比准则的建立

对于灰度级为 $S = (1, 2, 3, \dots, i, \dots, j, \dots, L)$ 的图像, 将图像的灰度级 T 作为分割阈值, 把图像分割为 $S_1 = (1, 2, 3, \dots, T), S_2 = (T+1, T+2, T+3, \dots, L)$ 的两个类 C_1 和 C_2 , (C_1 和 C_2 分别为目标区域和背景区域)。

类内方差:

$$\begin{aligned} \delta_o^2 &= p_1 \delta_1^2 + p_2 \delta_2^2 = \\ &= p_1 \sum_{i \in S_1} (i - \mu_1)^2 n_i + p_2 \sum_{i \in S_2} (i - \mu_2)^2 n_i \end{aligned} \quad (7)$$

类间方差:

$$\delta_b^2 = p_1 (\mu_1 - \mu)^2 + p_2 (\mu_2 - \mu)^2 \quad (8)$$

式中, N 为数字图像中的像素总数, δ_1^2 和 δ_2^2 是目标类 C_1 和背景类 C_2 的方差, p_1 和 p_2 分别是的发生概率, μ_1 和 μ_2 分别是 C_1 和 C_2 的像素灰度平均值, 其中 $\mu = p_1 \mu_1 + p_2 \mu_2$ 。

则最小方差比为

$$\varphi = \text{MIN}(\delta_o^2 / \delta_b^2) \quad (9)$$

4.2 PCNN 迭代次数的判定

首先对原始图像 I 利用文献[6]的方法进行增强处理, 再利用式(1)~(5)对图像进行循环点火, 其中每一次的循环迭代步长为 1, 即可得输出脉冲 $Y[n]$, 将 I 与 $Y[n]$ 进行“与”运算, 得 PCNN 一次点火后的图像, 接着用式(7)~(9)计算点火后图像的方差比, 并求该次计算所得的方差比与上次循环所得的方差比的差值, 若差值大于 0, 则继续循环点火, 否则循环停止, 此时得到的二值图像为最佳分割图, 本文算法流程图如图 2 所示。

5 实验结果及分析

为了测试本文所提出的算法的适用性, 进行了大量实验, 在此选择对四幅比较具有代表性的图像的分割结果进行对比分析, 对比算法选择经典 Otsu 方法、最小交叉熵 PCNN 方法和最大信息熵 PCNN 方法^[7-9]。所选择的仿真开发工具为 Matlab7.8.0, 计算机主频 2.0 GHz(双核), 内存 2 GB。

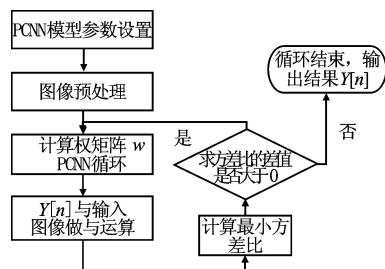


图2 本文算法流程图

5.1 实验结果及分析

由于本文所采用的是简化 PCNN 模型,所以实验中需设定的参数有 α_0 和 β ,取值均为 0.1,其中最小交叉熵 PCNN 方法和最大信息熵 PCNN 分割时连接权矩阵 $w=[0.707\ 1\ 0.707;1\ 0\ 1;0.707\ 1\ 0.707]$.一般情况下,数字图像的信息量可以用香农熵来表示,若分割得到的结果图像的香农熵越大,则结果图像从原始图像中获取的信息就越多,结果图像所包含的细节信息就越丰富,从而总体分割效果就越好.所以本文计算分割结果用香农熵来评价分割结果的好坏,香农熵的定义与计算方法见文献[8],实验结果及其效果对比如图 3~图 6 和表 1 所示.

由表 1 可以看出本文的整体分割效果较好,与基于最大信息熵的 PCNN 的分割结果所得香农熵基本一致,而基于 Ostu 算法与基于最小交叉熵 PCNN 模型的整体分割效果则不稳定,对不同图像分割结果的香农熵变化较大,如基于最小交叉熵的 PCNN 算法对 pollen 分割时最大香农熵只有 0.486 6,远低于其他几种分割算法.虽然基于最大信息熵的 PCNN 模型分割结果的香农熵均较大,但是该算法对有些图像却无法正确分割.

表 1 测试图像的香农熵

最大香农熵	lena	cameraman	rice	pollen
本文方法	1.000 0	0.942 1	0.878 4	0.953 7
Ostu 算法	0.980 7	0.837 3	0.821 3	0.999 1
基于最小交叉熵的 PCNN	0.998 1	0.967 0	0.814 9	0.486 6
基于最大信息熵的 PCNN	0.972 3	0.966 2	0.899 4	0.976 0



图3 lena 图像分割结果

图3 lena 图像分割结果

由图 3~图 6 所示的分割结果可以看出在相同参



图4 cameraman 图像分割结果

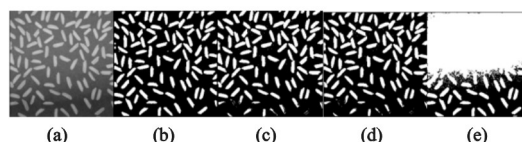


图5 rice 图像分割结果

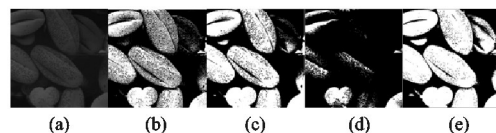


图6 pollen 图像分割结果

图6 pollen 图像分割结果

数条件下本文算法的视觉效果明显优于基于最小交叉熵 PCNN 和基于最大信息熵 PCNN 的分割效果,虽然 Ostu 算法是普遍认为最优图像分割算法,但是本文的分割结果的视觉效果和香农普遍高于 Ostu 算法的分割结果,如图 3 中对 lena 图像分割时,本文所分割的结果中帽子、头发和脸部五官细节均特别清晰,而其他三种算法的分割结果中帽子与背景存在着黏连现象;图 4 中四种算法的分割效果均比较理想,但是本文算法分割结果优于其他三种算法的是本文算法可将图像中建筑物的边缘细节较好分割出来;针对图 5 所示的 rice 图像,本文算法的分割效果明显优于其他三种方法,本文算法可以将图像中的大米全部完整地分割出来,而其他三种算法均有目标图像未被分割出来,特别是基于最大信息熵算法对该图像存在更大的误分割,如图 5 (e)所示.针对图 6 所示的 pollen 图像,基于最小交叉熵的 PCNN 的分割算法对大部分的目标图像没有正确识别,基于最大信息熵的 PCNN 的分割算法虽整体分割效果较好,但是没能充分体现图像的细节信息,其他两种算法的分割效果均比较理想.

5.2 存在的问题分析

虽然无论从视觉上还是香农熵上本文算法的分割效果都优于其他三种算法,但是本文算法在进行图形分割时也有其缺点.(1)由于本文算法分割时需

要计算连接权矩阵 w , 基于本文算法的时间复杂度为 $O(N \log(N))$, 而基于最小交叉熵的 PCNN 和基于最大信息熵的 PCNN 算法的时间复杂度均为 $O(N)$, 传统 Ostu 算法时间复杂度 $O(N^2)$, 所以本文算法在耗时上略高于其他两种算法. (2) 由于 PCNN 模型本身固有的缺陷, 基于 PCNN 算法的图像分割效果完全取决于数字图像的灰度信息, 而没有充分利用数字图像的空间和纹理等信息, 所以对于有些图像会造成背景信息和目标信息误分割现象. 这也是以后研究中要解决的问题.

6 结束语

本文根据图像的灰度特征, 提出建立局部灰度相关性函数的建立方法, 并根据灰度相关性构造 PCNN 模型的权连接矩阵 w . 然后改进 PCNN 算法和 Ostu 方法相结合提出一种基于灰度相关性的改进 PCNN 图像自动分割算法. 实验证明了本文提出的改进 PCNN 模型不仅可以实现图像有效分割, 而且可以进行迭代次数的自动判定, 以实现图像的自动分割. 由于所本文提出基于灰度相关性的改进 PCNN 算法需要逐次计算权矩阵 w , 造成图像分割时运行时间比较长, 这是今后进一步研究解决的问题.

参考文献:

- [1] Eckhorn R, Bauer R, Jordan W, et al. Coherent oscillations: a mechanism of feature linking in the visual cortex[J]. Multiple Electrode and Correlation Analyses in the Cat Biological Cybernetics, 1988, 60(12): 121-130.
- [5] Qureshi H K, Rizvi S, Saleem M, et al. Evaluation and improvement of CDS-based topology control for wireless sensor networks [J]. Wireless networks, 2013, 19(1): 31-46.
- [6] 毛莺池, 周晓峰, 王志坚, 等. 能量感知的无线传感器网络覆盖控制协议[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(10): 27-29.
- [7] Roy S, Pucha H, Zhang Z, et al. On the placement of infrastructure overlay nodes[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking (TON), 2009, 17(4): 1298-1311.
- [8] 史庭俊, 方旭明, 杨云. 基于连通支配树的异构传感器网络拓扑修复算法[J]. 通信学报, 2012, 33(10): 77-85.
- [9] Zhang X, Phillips C, Mondragon R. Topology construction of provider-independent overlays to improve internet resilience[J]. IEEE Communication Letters,

- [2] 刘勃, 马义德. 基于直方图矢量重心的 PCNN 图像目标识别新方法[J]. 电子技术应用, 2006(3): 27-30.
- [3] 唐宁, 江贵平, 吕庆文. 优化的 PCNN 自适应三维图像分割算法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(4): 1591-1594.
- [4] 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.
- [5] 辛国江, 邹北骥, 李建锋, 等. 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.
- [6] 王伯雄, 李伟, 秦焱, 等. 基于改进 PCNN 和局部相关度的药液检测图像分割[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2012, 52(12): 1746-1750.
- [7] Cai Hong, Zhang Xueyuan, Dai Haitao, et al. An image segmentation method using image enhancement and PCNN with adaptive parameters [J]. Advanced Materials Research, 2012(Vols. 490-495): 1251-1255
- [8] Man Cybernetics, Ostu N. A threshold selection method from gray level histogram[J]. IEEE Trans. on System, 1979, 9(1): 62-66.
- [9] 房华, 程国建, 吴文海. 一种基于最大熵的改进型 PCNN 图像分割新方法[J]. 软件导刊, 2010, 9(5): 189-191.

作者简介:

马海荣 女, (1986-), 博士研究生. 研究方向为遥感影像信息提取和数字图像处理.

程新文 男, (1956-), 教授, 博士生导师. 研究方向为 3S 技术集成及应用.

(上接第 9 页)

- 2012, 16(11): 1876- 1879.
- [10] Zhang X, Phillips C. Construction of provider-independent overlay networks with high resilience[C]// proceeding of 2010 International Conference on Internet Technology and Applications, China: Heilongjiang, IEEE PRESS, 2010: 1-4.

作者简介:

程琛 女, (1986-), 硕士研究生. 研究方向为无线传感器网络覆盖技术.

白光伟 男, (1961-), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为移动互联网、无线传感器网络、网络体系结构和协议、网络系统性能分析和评价、多媒体网络服务质量等.

赵露 女, (1986-), 博士研究生. 研究方向为无线传感器网络定位技术、覆盖技术.