

一种优化脉冲耦合神经网络模型及在图像分割中的应用

安 琦 李 敏 何玉杰 姚俊萍
(第二炮兵工程大学 西安 710025)

摘 要 针对目前脉冲耦合神经网络(PCNN)神经元模型参数主要通过人工设定问题,以简化参数为目的将 PCNN 模型的调制参数 β 与连接权矩阵 K 简化为链接系数矩阵 W ,提出一种优化 PCNN 神经元模型。该模型应用于图像分割时,充分利用图像本身空间和灰度特性自动确定链接系数,实现对图像的有效分割。实验结果表明,所提方法可以有效对图像进行自动分割,其分割效果优于 Otsu 方法、人工调整 PCNN 参数方法。

关键词 优化 PCNN 模型,参数设定,图像自动分割
中图法分类号 TP183 文献标识码 A

Novel PCNN Model and its Application on Image Segmentation

AN Qi LI Min HE Yu-jie YAO Jun-ping
(The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract Considering the parameters of pulse coupled neural network (PCNN) are mainly adjusted manually, a novel PCNN model are proposed to reduce the parameters and simplifies its modulation parameter β and connect matrix K as linking matrix W . This paper brings forward a segmentation method based on a novel PCNN with the parameters determined by images' spatial and grey characteristics automatically. Segmentations on images are implemented with the proposed method and the experimental result are better than that of other methods, such as Otsu method and manual adjustment method of PCNN parameters.

Keywords Novel PCNN model, Parameters determinations, Automatic image segmentation

1 引言

脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network)是在 Eckorn 等人根据猫的视觉皮层神经同步脉冲发放现象提出的神经元模型^[1,2]的基础上发展起来的,其在图像分割、目标识别、边缘检测、编码、增强、融合等数字图像处理中具有显著优势,已成为近年来研究的热点。

PCNN 是一种多参数神经网络模型,参数决定了其实际应用效果的好坏,但是人工调整所有参数以得到理想的实际应用效果是比较困难的。目前,对 PCNN 参数自动设定方法主要有两类:一类是针对特定应用条件,在人工设定其他参数的情况下,寻求单个参数的自适应确定方法;另一类采用简化 PCNN 模型,在保证原有模型生物特性基础上,减少参数的个数,对保留参数讨论其自动设定方法^[3-6],这是对 PCNN 模型自适应研究最重要的方向。

目前已经有许多文献对 PCNN 网络参数自适应确定做了研究^[3,7-9]。李敏等从图像灰度统计特性出发提出水域思想,用动态阈值代替 PCNN 动态门限,并对简化 PCNN 模型所有参数自适应确定进行了讨论^[3];赵峙江等提出用灰度信息量直方图来表征图像特征,利用信息量直方图估算 PCNN

时间衰减参数的自适应算法^[7];于江波等对 PCNN 模型参数设定进行了研究,但其参数实现算法比较复杂^[8];邓翔宇等从 PCNN 模型本身数学特性入手,对 PCNN 模型点火机理进行了深入分析,提出 PCNN 用于图像分割时的参数自适应设定方法^[9]。目前,PCNN 模型链接矩阵都为固定参数,不能充分反映相邻神经元外界刺激的相关性,使得 PCNN 网络同步脉冲发放特性受到一定影响,从而限制了 PCNN 神经模型性能。

本文在保存 PCNN 神经元模型特性不变的基础上,以简化参数为目的提出了一种优化 PCNN 神经元模型。该模型利用相邻神经元外界刺激的相关性来确定链接系数,增强 PCNN 网络同步脉冲发放特性,使其具有更好的图像分割能力。相较于 Otsu 方法和人工调整 PCNN 参数方法,利用该 PCNN 神经元模型可得到更精细的分割图像,分割效果明显优于上述两种方法。

2 PCNN 模型及其原理

构成 PCNN 的神经元是一个综合的动态非线性系统,它由接受域、内部活动项(调制部分)和脉冲发生器₃部分组成^[1,2],如图 1 所示。

本文受国家自然科学基金(61102170)资助。

安 琦(1990—),男,硕士生,主要研究方向为智能图像信息处理,E-mail:an-q@foxmail.com;李 敏(1971—),女,博士,教授,主要研究方向为机器学习与人工智能;何玉杰(1987—),男,博士生,主要研究方向为机器学习;姚俊萍(1978—),女,博士生,讲师,主要研究方向为 SAR 图像处理。

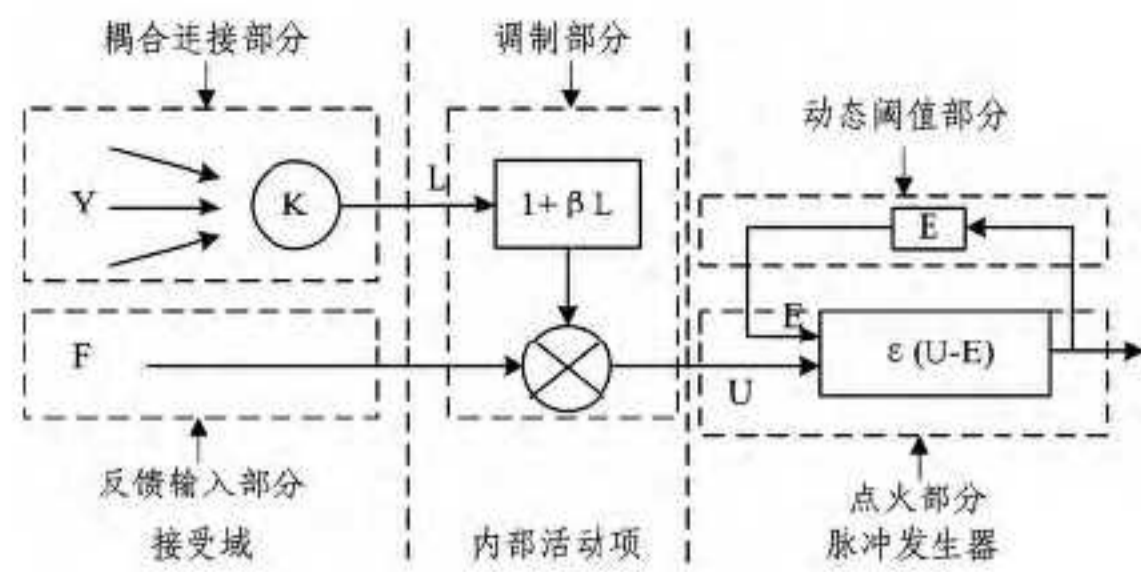


图1 传统 PCNN 模型

神经元 N_{ij} 的活动过程可由如下迭代差分方程表示：

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

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

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

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

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

其中,式(1)为反馈输入部分,式(2)为耦合链接部分,式(3)为调制部分,式(4)为动态阈值部分,式(5)为点火部分。下标 i, j 表示图像中的某个像素, k, l 表示中心像素的邻域像素, M_{ijkl}, K_{ijkl} 表示中心像素和邻域像素链接权值。 α_F 和 V_F, α_L 和 V_L, α_E 和 V_E 分别表示部分的时间衰减常数和放大系数。 β_{ij} 为内部活动项调制系数, S_{ij} 为外界刺激, n 为迭代次数。 PCNN 的反馈输入 $F_{ij}(n)$ 和耦合链接 $L_{ij}(n)$ 经调制得到内部活动项 $U_{ij}(n)$, 调制系数 β_{ij} 控制调制程度。 脉冲产生部分通过比较内部活动项 $U_{ij}(n)$ 和动态阈值 $E_{ij}(n-1)$ 的大小决定神经元是否产生脉冲。 如果神经元产生脉冲, 输出为 1。

由于神经元间的耦合作用, 当某个神经元产生脉冲时, 邻域相近灰度神经元会受到脉冲神经元的刺激, 产生脉冲现象, 这种现象称为 PCNN 捕获特性和同步脉冲发放特性。 通过设置一定的参数, 控制脉冲耦合神经网络的同步震荡现象使得 PCNN 网络按一定的方式产生脉冲, 这些脉冲包含图像区域、边缘、纹理等特征信息。

3 优化 PCNN 模型及图像分割方法

使用 PCNN 模型分割图像时, 一般需要设定时间衰减常数 ($\alpha_F, \alpha_L, \alpha_E$)、放大系数 (V_F, V_L, V_E)、链接权值 (W_{ijkl}, M_{ijkl}) 和调制系数 (β_{ij}), 人工调整所有参数得到理想的分割效果是比较困难的^[10,11]。 针对这一问题, 本文提出一种优化 PCNN 模型, 如图 2 所示。

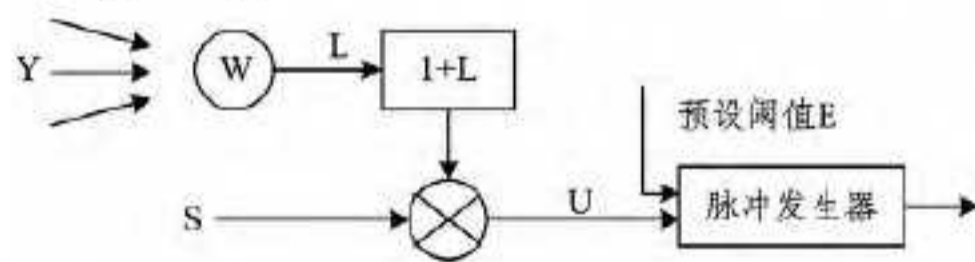


图2 优化 PCNN 模型

优化 PCNN 模型在接受域将反馈输入部分简化, 直接采用输入信号 S_{ij} , 减少其参数确定的复杂性。 耦合连接部分简化时间衰减系数 α_L 和放大系数 V_L , 直接将输入信号按链接权求和, 这样既可以保持 PCNN 的优点, 又可以减少参数。 传统 PCNN 神经元模型链接权值矩阵 K 一般为 $N \times N$ 方阵 (N 为奇数), 每个元素的值为该元素到中心元素的欧几里德距离的倒数, 调制系数 β_{ij} 根据不同区域灰度分布特性确定。 优化 PCNN 模型将调制系数 β_{ij} 与链接权值矩阵 K 整合为连接系数矩阵 W , 达到简化参数的目的。 此外, 在传统 PCNN

模型中, 阈值按照指数规律衰减, 这种方式符合生物视觉特性, 但不利于计算机处理。 因此, 优化 PCNN 模型采用预设多分割阈值 E 来代替动态阈值, 使其更适应于图像分割。 经简化后的优化 PCNN 模型仅需确定连接系数矩阵 W 、预设阈值 E 及迭代次数 n 3 个参数。 优化 PCNN 模型神经元 N_{ij} 的活动可用下式描述:

$$F_{ij}(n) = S_{ij} \quad (6)$$

$$L_{ij}(n) = \sum_k \sum_l W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (7)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + L_{ij}(n)) \quad (8)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

式中, E_{ij} 为预设阈值。

3.1 链接系数确定方法

优化 PCNN 模型中, 连接系数矩阵 W 体现神经元之间不同的连接强度。 使用 PCNN 网络进行图像分割时, 通过利用图像本身空间和灰度特性确定其链接系数, 控制 PCNN 网络的同步脉冲发放特性, 得到更精细的图像分割效果。

对比度和亮度是描述图像的两个重要特征。 对比度高的区域多位于图像边缘及纹理特征明显区域, 这部分区域的 PCNN 神经网络需要抑制其同步脉冲发放特性, 使其在图像分割时能更多地保留图像细节信息。 反之, 对比度低的区域则像素间相关性较大, 在图像中属于同一连通区域或背景, 这部分区域的 PCNN 神经网络需要激发其同步脉冲发放特性, 使 PCNN 神经网络在处理大面积连通区域时消除噪声带来的不良影响。 图像的亮度及对比度可用图像灰度均值及方差近似衡量^[12]。 给定一个像素, 其与相邻像素构成区域的灰度均值及方差可为链接矩阵设定提供依据。 假设链接矩阵大小为 $N \times N$, N 为奇数, 优化 PCNN 神经元模型链接系数矩阵 W 确定方法如下:

$$\mu = \frac{1}{N^2} \sum_k \sum_l S_{kl} \quad (10)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N^2} \sum_k \sum_l (S_{kl} - \mu)^2 \quad (11)$$

$$W_{ijkl} = \begin{cases} \frac{(S_{kl} - \mu)^2}{\sigma^2}, & \sigma \neq 0 \\ \frac{1}{N^2}, & \sigma = 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中, 下标 i, j 表示神经元位置, k, l 表示矩阵内像素的标号, S_{kl} 表示窗口内像素的灰度值, μ 表示窗口内像素的灰度平均值, σ^2 表示窗口内像素的方差, W_{ijkl} 表示链接系数矩阵各元素的值。

3.2 基于优化 PCNN 的图像分割算法

假设待处理图像大小为 $M \times N$, 其对应的 PCNN 网络是由 $M \times N$ 个完全相同 PCNN 神经元模型构成的单层神经网络^[1], 每个像素对应一个神经元, 每个像素的灰度值对应每个神经元的输入刺激 S_{ij} , 每次迭代的结果为 T , 输出结果为 T_{result} 。 算法的流程可归纳如下:

步骤 1 初始化

- (1) 将待处理图像做归一化处理, 求其灰度直方图;
- (2) 将归一化的像素灰度值作为外界刺激信号 S_{ij} 输入 PCNN 网络 ($0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1$);
- (3) $F_{ij}(0) = S_{ij}, L_{ij}(0) = 0, U_{ij}(0) = 0, Y_{ij}(n) = 0$;
- (4) 计算图像连接系数矩阵 W ;
- (5) 由直方图确定分割阈值 E_{ij} , 迭代次数 n_{max} 。

步骤 2 迭代变量 $n=1$ 。

步骤3 由式(7)~式(9)计算 PCNN 的内部活动项及输出, $T_{ij}(n) = Y_{ij}(n)$ 。

步骤4 $n = n + 1$ 。

步骤5 若 $n < n_{max}$, 转到步骤3; 否则结束, 输出图像分割结果 $T_{result} = \sum_{n=0}^{n_{max}} T(n)$ 。

4 实验结果

为验证图像分割算法的有效性, 将本文算法和 Otsu 方法、人工设定 PCNN 参数方法进行对比。实验中, 人工设定的 PCNN 部分参数值如表1所列, 其连接权值 W 、 M 由式(13)给出, 本文算法预设定的分割阈值由表2给出。

$$W = M = \begin{bmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{bmatrix} \quad (13)$$

表1 人工设定 PCNN 参数

| | α_F | α_L | α_E | β | V_F | V_L | V_E |
|------|------------|------------|------------|---------|-------|-------|-------|
| PCNN | $+\infty$ | 1 | 0.2 | 3 | 1 | 1 | 20 |

表2 分割阈值

| 分割层次 | 阈值 |
|------|------------------------|
| 两层 | 0.5940 |
| 三层 | 0.7333, 0.4431 |
| 四层 | 0.6627, 0.5412, 0.2667 |

上述3种方法应用于 Lena 图像(512×512, 8bits)的分割结果如图3所示。



图3 3种方法用于 Lena 图像的分割结果

直观来看, Otsu 方法和本文算法都取得较好的分割效果, 人工设定 PCNN 参数方法的效果较差。

客观评价图像分割效果, 采用分割图像与原图像的互信息量作为分割效果评价依据。设有 A 、 B 两幅图像, 则两幅图像之间的互信息 $MI(A, B)$ 为:

$$MI(A, B) = \sum_{a,b} \rho_{AB}(a, b) \log_2 \frac{\rho_{AB}(a, b)}{\rho_A(a) \rho_B(b)} \quad (14)$$

其中, $\rho_A(a)$ 和 $\rho_B(b)$ 分别表示图像 A 和图像 B 中灰度的概率分布密度, $\rho_{AB}(a, b)$ 表示图像 A 和图像 B 的联合概率分布密度。互信息量越大, 表明分割后的图像与原始图像的相似度越高, 分割效果越好。按式(14)计算3种方法分割后的 Lena 图像与原始图像的互信息量, 如表3所列。比较3种方法在相同分割层数下的效果, 优化 PCNN 方法分割效果明显优于 Otsu 方法与人工设定 PCNN 参数方法。

表3 分割结果与原始图像互信息对比

| 分割层数 | 二层 | 三层 | 四层 |
|----------------|--------|--------|--------|
| Otsu 方法 | 0.8127 | 0.8935 | 0.9627 |
| 人工设定 PCNN 参数方法 | 0.8115 | 0.8867 | 0.9113 |
| 优化 PCNN 模型方法 | 0.8541 | 0.9482 | 0.9893 |

结束语 本文从像素间的相关性出发, 提出了一种优化 PCNN 模型, 进一步简化了 PCNN 模型, 降低了其参数自适应设定难度。同时, 对图像局部灰度特性进行研究, 完成了优化 PCNN 模型连接系数矩阵参数设定, 并将其用于图像分割处理中, 取得了比传统 PCNN 模型更好的效果。

本文仅对优化 PCNN 模型连接系数矩阵自适应设定问题进行了讨论, 其预设定阈值依然采用人工设定方法。为进一步改进模型的图像处理效果, 在以后的工作中应从图像的统计特性出发, 对优化 PCNN 模型预设定阈值自适应设定问题进行深入研究, 进一步推进其工程应用。

参考文献

- [1] Eckhorn R, ReitBoeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies; simulation of results form cat visual cortex [J]. *Neural Computation*, 1990, 2(3):293-307
- [2] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3):480-498
- [3] 李敏, 蔡聘, 谈正. 基于修正 PCNN 的多传感器图像融合方法 [J]. *中国图像图形学报*, 2008, 13(2):284-290
- [4] 毕英伟, 邱天爽. 一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法 [J]. *电子学报*, 2005, 33(4):647-650
- [5] Karvonen J A. Baltic sea ice SAR segmentation and classification using modified pulse coupled neural networks [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(7):1566-1574
- [6] Chen Yu-li, Park S-K, Ma Yi-de, et al. A New Automatic Parameter Setting Method of a Simplified PCNN for Image Segmentation [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(6):880-892
- [7] 赵峙江, 赵春晖, 张志宏. 一种新的 PCNN 模型参数估算方法 [J]. *电子学报*, 2007, 35(5):996-1000
- [8] 于江波, 陈后金, 王巍, 等. 脉冲耦合神经网络在图像处理中的参数确定 [J]. *电子学报*, 2008(1):81-85
- [9] 邓翔宇, 马义德. PCNN 参数自适应设定及其模型的改进 [J]. *电子学报*, 2012, 40(5):955-964
- [10] Wei Shuo, Hong Qu, Hou Meng-shu. Automatic image segmentation based on PCNN with adaptive threshold time constant [J]. *Neuro computing*, 2011, 74(9):1485-1491
- [11] Berg H, Olsson R, Lindblad T, et al. Automatic design of pulse coupled neurons for image segmentation [J]. *Neuro Computing*, 2008, 71(10-12):1980-1993
- [12] 苗启广, 王宝树. 一种自适应 PCNN 多聚焦图像融合新方法 [J]. *电子与信息学报*, 2006, 28(3):466-470