

基于点火频率的 PCNN 灰度图像分割方法研究*

黄荣杰^{1,2}, 崔世林²

(1. 华中科技大学, 湖北 武汉 430074;

2. 南阳理工学院, 河南 南阳 473004)

摘要: 提出了基于点火频率的 PCNN 灰度图像分割方法, 利用熵的变化量作为收敛判据, 实现了 PCNN 神经网络的灰度图像自动分割。

关键词: 脉冲耦合神经网络 图像分割 点火频率 参数选择 熵

由于脉冲耦合神经网络(PCNN)具有良好的脉冲传播特性, 从而在图像处理、模式识别等领域获得了广泛的应用。但是, 一定条件下 PCNN 动态行为呈现一种周期性^[1], 同时, 在用 PCNN 对图像进行分割时也存在循环迭代次数无法确定及 PCNN 各参数设置困难等一系列问题。文献[2]中给出了一种判断 PCNN 分割后二值图像的最大熵准则, 这种方法对于较小目标的分割结果较差^[3]。文献[3]提出了 PCNN 和类间方差准则相结合的图像分割方法, 该方法对于微小目标分割效果不好。文献[4]提出了一种利用二值图像边缘检测的方法, 取得了较好的效果, 但该方法的应用存在较大的局限性, 不能直接用于对灰度图像边缘的提取检测, 而在待处理图像为灰度图像的实际应用中是不适用的。

在 PCNN 中, 像素大的神经元可能不点火, 而像素值小的神经元可能点火, 所以 PCNN 的分割方式不是阈值化的分割方式, 而文献[3]是一种阈值化的判断策略, 在本质上同 PCNN 的工作方式相违背。而且, 由于 PCNN 大量信息蕴含在神经元的激活过程中, 而非点火二值矩阵中。本文提出了一种基于 PCNN 点火频率的灰度图像分割方法, 利用该方法可直接对 256 色灰度图像进行有效分割, 并自动判断算法是否终止。实验证明, 该算法有效扩大了 PCNN 参数的适用范围, 分割结果优于文献[2]、[3]、[9]中的方法。

1 PCNN 图像分割原理

PCNN 用于图像处理时, 每一个神经元与对应的像素点相连^[5,6], PCNN 脉冲点火按以下公式计算^[7,8]。

$$F_{jk}(n) = e^{-\alpha_f} F_{jk}(n-1) + S_{jk} + V_F \sum_{i,l} M_{jkil} Y_{kl}(n-1) \quad (1)$$

$$L_{jk}(n) = L_{jk}(n-1) e^{-\alpha_l} + V_L \sum_{i,l} W_{jkil} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

其中 W 、 M 均是连接权重矩阵, Y 表示神经元点火信息, α_L, α_F 为时间衰减常量, V_L, V_F 为连接和反馈输入常量, S_{jk} 为神经元 jk 接受的外界刺激, 一般为图像的灰度值。在连接调制部分, 反馈输入 F_{jk} 和连接输入 L_{jk} 经过调制后产生神经元 jk 的内部状态 U_{jk} 。

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

其中, β 为连接调制常量。在时间 n , 如果神经元的内部状态 U_{jk} 比阈值 Θ_{jk} 大, 则 Y_{jk} 取值为 1, 这时称神经元 jk 点火, 否则, Y_{jk} 为 0, 神经元 jk 不点火。如果神经元 jk 点火, 则根据 V_Θ 对阈值函数进行调整, 调整方式如下式所示:

$$Y_{jk}(n) = \begin{cases} 1 & \text{if } U_{jk}(n) > \Theta_{jk}[i] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$\Theta_{jk}(n) = \Theta_{jk}(n-1) * e^{-\alpha_\Theta} + V_\Theta * Y_{jk}(n-1) \quad (5)$$

这里, α_Θ, V_Θ 分别为时间衰减常量和阈值常量。公式(1)~(5)展示了 PCNN 的图像处理过程, 本文称之为传统 PCNN 算法。

2 基于点火频率的 PCNN 灰度图像分割方法

传统 PCNN 在进行图像处理时, 图像的部分特征在每次循环时均出现, 其他特征则时隐时现, 如图 1 所示。图 1 中, 自左至右, 自上至下, 第一幅图为 LENA 原图, 第二幅至十一幅图为 PCNN 的十次循环依次产生的分割结果。可以看出, LENA 的头发、眼睛和部分背景特征每次循环均出现, 其他特征, 如鼻子, 大部分次数均出现。综合十次循环所依次产生的分割结果, 基本上, LENA 的所有特征均不同次数的出现。因此, 将十次循环所依次产生的分割结果对应的二值矩阵相加, 便得到 LENA 的点火频率矩阵, 将点火频率矩阵中最小的元素值设为 1, 其他值设为 0, 便得到了点火频率矩阵的二值矩阵, 其对应的图像如图 1 中的最后一幅所示。

* 本课题得到河南省杰出青年科学基金项目(0612002200)、河南省重点科技攻关项目(0623021600)和河南省自然科学基金项目(0511012900)资助。

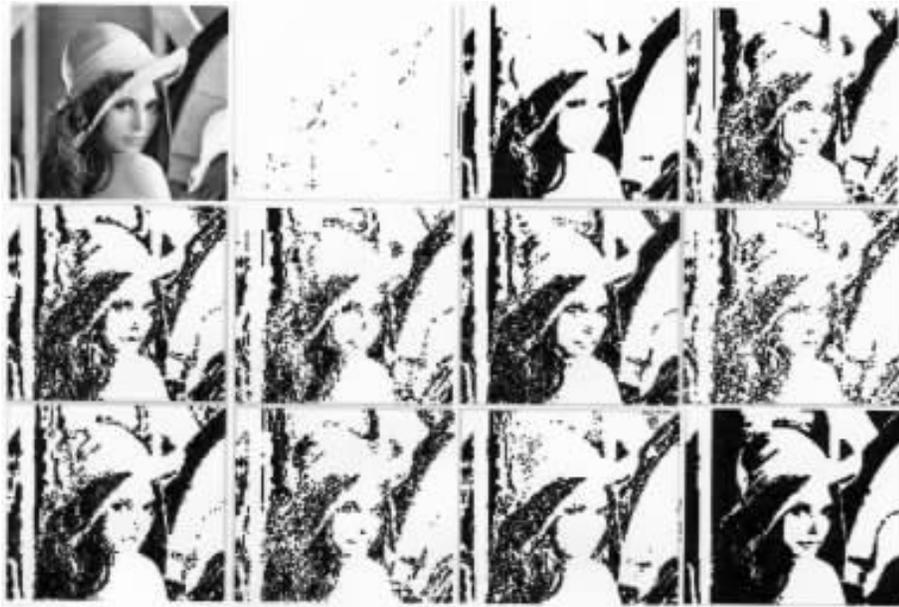


图1 PCNN 图像分割结果

可以看出,相对于前面的十次分割结果,基于点火频率矩阵的二值矩阵分割结果明显具有很大的优势,更凸现了原图特征。这就说明 PCNN 处理后的大量信息蕴含在其神经元的激活过程中,而不是二值点火矩阵。因此,可以将点火频率矩阵的二值矩阵作为图像分割的最终结果。

为了验证本文的这一思想,对文献[3]提出的 Tank 图像进行分割,PCNN 中各参数值如下:

$$\alpha_I=0.1, \alpha_F=4, V_I=V_F=0.2, \alpha_0=0.8, V_0=80, \beta=0.1$$

$$K=M=\begin{bmatrix} 0.2 & 0.1 & 0.2 \\ 0.1 & 0.2 & 0.1 \\ 0.2 & 0.1 & 0.2 \end{bmatrix}, \text{PCNN 循环周期设为 5 个。}$$

图像处理结果如图 1 所示。图 2 中,(a)为 Tank 原图,(b)为本文处理结果,(c)为 OTSU 处理结果,(d)为文献[2]分割结果,(e)为文献[3]处理结果。通过比较可以看出,本文算法分割出的 Tank 本体及武器系统轮廓更加清晰,优于文献[3]和经典的 OTSU 方法。

同样保持参数不变,对 Rice 图进行分割,PCNN 循环周期设为 7 个,效果如图 3。其中,图 3(a)为原图,图 3(b)

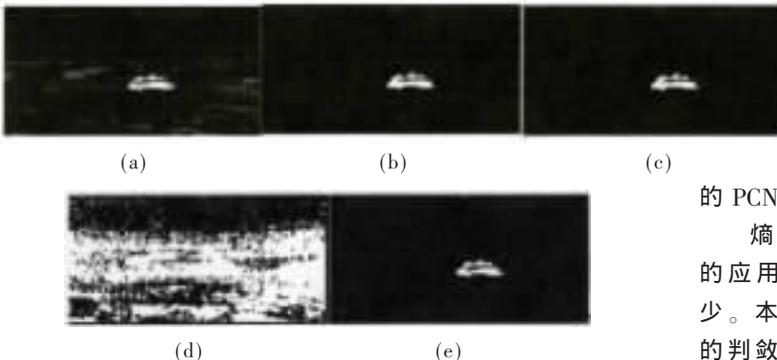


图2 Tank 图像分割

为本文方法处理结果,图 3(c)为 OTSU 方法处理结果,图 3(d)为利用文献[9]的方法处理结果。

可见,本文算法虽然出现了部分噪声,但却保留所有的大米轮廓,而 OTSU 方法和文献[9]的方法均漏掉了部分大米轮廓。

将 α_0 增大到 3, β 增大到 1, 其他参数不变,PCNN 循环周期设为 7 个。不规则焊缝的分割结果如图 4(b)所示,同原图 4(a)相比,保留了原图的主要特征。图 4(c)、(d)为 sobel 和 canny 算子检测结果,图 4(a)为焊缝原图。

大量实验和相关理论均表明,采用基于点火频率矩阵的二值矩阵作为图像分割的最终结果,远远

优于传统的点火矩阵。

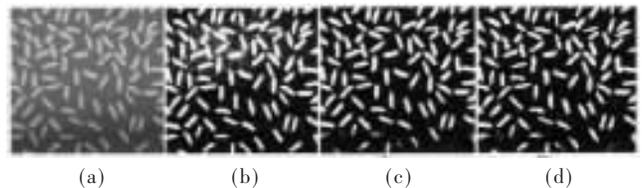


图3 Rice 图像分割

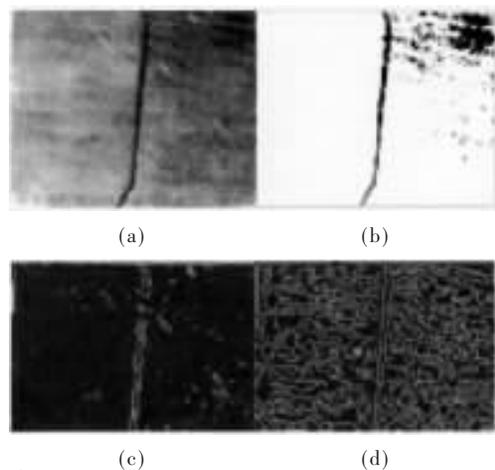


图4 不规则焊缝识别

3 基于点火频率的 PCNN 自动图像分割

众多学者对 PCNN 的自动图像分割进行了研究,但是,迄今为止,均没有提出真正意义上的 PCNN 判敛准则^{[2][3][4]}。

熵作为信息论中的概念,在其他领域也取得了广泛的应用。熵在一定程度上反映了图像包含信息量的多少。本文经大量实验,确定采用熵的变化量作为 PCNN 的判敛准则。

基于点火频率的 PCNN 自动图像分割流程如图 5 所

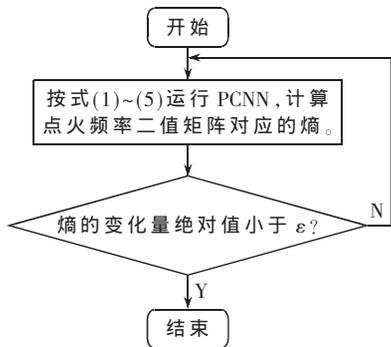


图 5 PCNN 程序流程图

示。程序根据公式(1)~(5)首先设定 PCNN 的参数, 初始令 PCNN 中神经元全部自然点火, 开始循环迭代。

(1)在每次循环后, 把各像素点点火次数构成的矩阵称为点火矩阵, 把点火矩阵中所有点火频率最低的神经元对应的图像像素值设为 1, 其他设为 0, 就得到了一幅基于点火频率矩阵的点火频率二值矩阵。

(2)根据点火频率二值矩阵, 计算文献[2]提出来的熵 $H(S) = -S_1 \ln S_1 - S_0 \ln S_0$ 的值(其中, S_1 和 S_0 分别表示分割图像二值输出 Y 为 1 和 0 的概率)。当图像熵的变化量的绝对值小于给定的很小的常数时, 停止循环, 算法结束, 此时的点火频率二值矩阵即为最终图像处理的结果。

从程序流程图可以看出, 当熵的变化量的绝对值小于给定的很小的常数时, 停止循环, 这是一种真正意义上的判敛准则。

以熵的变化量作为判据, 重新对上述 Lena 图像、Tank 图像、Rice 图像及不规则焊缝图像进行处理。处理结果如图 6 依次所示, 循环次数由程序确定, 分别为 5、3、5、5。可以看出该判据具有很强的判敛能力, 当程序终止时, 所得结果均是手工能够找到的最好的, 包含细节最多的图像。



图 6 以熵的变化量作为判据的图像分割结果

利用点火频率矩阵的二值矩阵作为最终分割出的二值图像, 提高了图像分割的质量。取代了传统的以 PCNN 点火矩阵作为图像分割结果的方法。以图像熵的变化量作为结束 PCNN 循环的判据, 实现了 PCNN 自动图像分割。扩展了 PCNN 的应用领域。

参考文献

- [1] 顾晓东, 张立明, 余道衡. 一定条件下 PCNN 动态行为的分析. 计算机工程与应用, 2004, 19: 6-8.
- [2] 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. 通信学报, 2002, 23(1): 46-51.
- [3] 王红梅, 张 科, 李言俊. 一种基于 PCNN 的图像分割方法. 光电工程, 2005, 32(5): 93-96.
- [4] GU XIAODONG, ZHANG LIMING, YU DAOHENG. General Design Approach to Unit-linking PCNN for Image Processing. Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks[J]. Montreal, Canada, July 31-August 4, 2005: 201-209.
- [5] 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.
- [6] JOHN J L, RITTER D. Observation of periodic waves in a pulse coupled neural network[J]. Opt. Lett, 1993, 18(15): 1253-1255.
- [7] JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN Models and Applications[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3): 480-498.
- [8] 顾晓东, 余道衡, 郭仕德. 关于 PCNN 应用于图像处理的研究. 电讯技术[J], 2003, (3): 21-24
- [9] 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. 电子学报[J]. 2005, (7): 1342-1344

(收稿日期: 2006-08-21)