

基于改进的脉冲耦合神经网络 的红外目标分割方法

孔祥维 黄 静 石 浩

(大连理工大学电信学院, 辽宁, 大连, 116023)

摘要 针对红外目标的特点, 提出了一种基于直方图的改进脉冲耦合神经网络(PCNN)图像分割方法。本算法摒弃了原有脉冲耦合神经网络模型中的时间指数下降机制, 利用灰度直方图的知识直接获得 PCNN 的分离门限, 同时保留了弥补空间缝隙和灰度微小变化的优点。实验表明本算法分割得到的目标区域更加完整, 并提高了运算速度。

关键词 图像分割, 脉冲耦合神经网络, 红外目标, 直方图。

INFRARED IMAGE MULTI-THRESHOLD SEGMENTATION ALGORITHM BASED ON IMPROVED PULSE COUPLED NEURAL NETWORKS

KONG Xiang-Wei HUANG Jing SHI Hao

(School of Electronics and Information Engineering, Dalian University of Technology,
Dalian, Liaoning 116023, China)

Abstract By considering the features of targets in infrared images, a new image segmentation algorithm based on the pulse coupled neural network (PCNN) and histogram method was presented. The proposed algorithm entirely abandons the mechanism of the time exponential decaying function and uses the results of the gray-level histogram analysis as the interior thresholds of PCNN. Meanwhile, it reserves the advantage of bridging small spatial gaps and minor intensity variations. Experiment results demonstrate that the proposed algorithm can get more complete region and edge information of infrared images. It is also of much lower complexity and of higher speed than the original one.

Key words image segmentation, pulse coupled neural network (PCNN), infrared target, histogram.

引言

近几十年来, 光电对抗技术越来越成为各国军事开发的热点, 其中, 红外对抗技术中的红外图像处理尤为突出。作为红外图像预处理的图像分割, 其结果的好坏对整个系统性能的优劣起着至关重要的作用。红外目标的分割问题以及固有的特殊性有别于一般的目标分割, 其难点主要体现在: (1) 红外成像为热源成像, 图像中目标和边界均模糊不清; (2) 目标自身无明显形状、尺寸、纹理等信息可以利用; (3) 目标的成像面积小, 往往伴随着信号强度弱, 目标分割要在低信噪比条件下进行。目前, 红外图像中的目标分割方法有遗传算法、小波变换、纹理分析及对背景建立数学模型进行预测等等^[1~4], 然

而, 一般的图像分割方法难以很好地解决目标内部灰度微小变化和空间不连贯的问题。红外图像中目标灰度不均匀容易造成目标分割区域的离散性较大, 因此上文提到的方法还需对目标的离散区域进行后处理。

90 年代初, Eckhorn 等人^[5]提出了一种与传统模型不同的神经网络模型, 该方法使得具有相似输入的神经元同时发生脉冲, 能够弥补输入数据的空间不连贯和幅度上的微小变化, 从而较完整地保留图像的区域信息, 这对图像分割是很有利的。然而, Eckhorn 提出的神经网络模型也具有某些不适合图像处理应用的特性, 其脉冲门限由一个时间指数下降函数产生, 用以时间为自变量的指数进行图像分割, 其意义无法直观理解, 并且单纯的把时间函数作

为分割门限,容易造成把同一目标分成多个区域,或把不同目标分成一个区域的情况,给后续处理带来困难。

本文借鉴传统的直方图技术及脉冲耦合神经网络(PCNN)用于图像分割的基本原理,提出了一种改进的图像分割算法,并应用于红外图像中目标的分割,取得了令人满意的结果。

1 脉冲耦合神经网络(PCNN)基本原理

脉冲耦合神经网络(PCNN)源于对小型哺乳动物视神经研究得到的神经模型,在应用过程中PCNN的每一个神经元对应一个刺激源,接收外部刺激(例如像素灰度值)和链接输入,外部刺激和链接输入参与到内部活动系统,并积累直到超出一个动态门限,从而产生一个输出。

PCNN的基本工作原理是:输入一幅图像,其输出是一个二值的图像序列,这一序列依赖于时间和网络参数,并含有所需的原图像信息,从而可以在这一序列的基础上进行边缘检测、分割、识别纹理及其他特征抽取工作,算法的执行通过下面等式的迭代循环进行:

$$F_{ij}[n] = e^{-\alpha_i} F_{ij}[n-1] + S_{ij} - V_F \sum_m m_{ij} Y_{mj}[n-1], \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = e^{-\alpha_L} L_{ij}[n-1] +$$

$$V_L \sum_k \omega_{ijk} Y_{kj}[n-1], \quad (2)$$

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

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & \text{如果 } U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\theta_{ij}[n] = e^{\alpha_\theta} \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n]$, 这里 S_{ij} 是输入刺激(例如像素 i, j 的灰度), F_{ij} 是神经元的反馈部分, L_{ij} 是链接部分, U_{ij} 代表神经元的内部活动值, β 是链接参数, Y_{ij} 是输出, θ_{ij} 是动态门限, m_{ij}, ω_{ijk} 是神经元之间的链接系数, 它们可以是神经元之间距离的高斯函数, 为了减少计算复杂性, 神经元矩阵的元素可以设为全部相等, 从而只有对应于 $F_{ij}, L_{ij}, \theta_{ij}$ 的 3 个权值 V_F, V_L, V_θ 和 3 个衰减系数 $\alpha_F, \alpha_L, \alpha_\theta$ 需要被确定。

针对 PCNN 方法中不适合于图像处理的缺点, 已经有人提出了一些改进方法^[6]。

2 基于直方图的 PCNN 网络模型

本文提出的基于直方图的 PCNN 网络模型对图像进行分割共包括两个步骤:首先由直方图根据

准则确定目标个数和相应的门限值,然后以各门限值作为脉冲门限,利用 PCNN 网络模型进行分割。

2.1 由直方图确定目标个数和门限值的方法

多目标问题中目标个数通过自动寻找图像直方图中的波峰数来确定,先对直方图做平滑,认为主要波峰的个数就是图像中目标的个数。但红外图像中目标面积相对较小,目标在直方图中引起的波峰也较小,直方图平滑过程可能造成目标丢失,因此,本文采取先对原始红外图像进行平滑,再通过寻找直方图中的波峰个数确定目标个数的策略。

由直方图确定目标个数,就是确定波峰的数目。由于没有对直方图做平滑处理,因而需要考虑直方图中噪声的影响,可根据如下原则判断找到的波峰是否是满足要求的峰,准则如下:独立峰应具有一定的灰度范围,独立峰应具有一定的面积,独立峰具有一定的峰谷比,由上述原则可以确定最终的峰值个数,准则中的面积、峰谷比、灰度范围的等控制参数可以根据实际情况适当调整,得到峰值个数后,计算出直方图中各个波峰区域内灰度值的平均值,就得到了需要的各区域门限值,而不是传统的波峰与波峰之间的灰度分界,这对于平滑度较差的直方图也具有很好的鲁棒性。

2.2 图像分割处理中改进的 PCNN 网络模型

文献[6]中提出的 PCNN 模型应用于图像处理时,仍然有很多不利的方面,如网络系数难以确定、含有模拟系统中的时间概念、运行速度较慢等,尤其是采用时间函数产生连续下降门限的方法,使得分割结果是按照时间顺序而不是根据图像灰度值信息得来的,且容易产生将同一目标分成多个区域,或多个目标分成一个区域的问题,给后续的处理带来困难。因此本文直接根据图像灰度和空间特性进行分割,完全去掉了基本 PCNN 模型中的时间概念和门限产生机制,提出了改进的 PCNN 网络模型及图像分割方法。

2.2.1 改进的神经元模型

欲使某一区域的分割结果不影响其他区域的分割处理,本文约定各神经元的链接输入及外部输入只在当前门限下有效,神经元模型中的动态门限由直方图输出确定,改进的 PCNN 神经元模型如图 1 所示,其中的各部分说明如下。(1)接收反馈部分:神经元 N_k 接受外输入 F_k 及与其连接的其他神经元的反馈($Y_{k,1}, Y_{k,2}, \dots, Y_{k,j}$),各反馈输入依据各自对这一神经元的影响大小乘以相应的权值($\omega_{k,1}, \omega_{k,2}, \dots, \omega_{k,j}$)并加在一起作为此神经元总的反馈输入

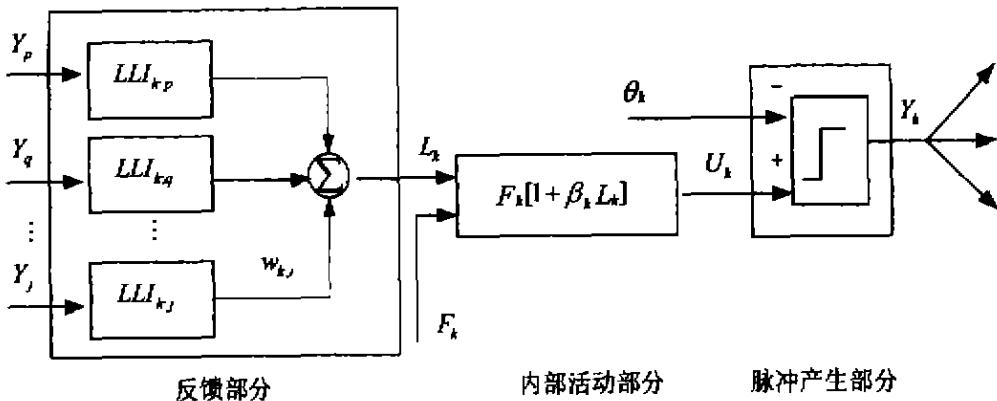


图 1 脉冲耦合神经元模型
Fig. 1 Pulse coupled neuron model

L_k , 即 $L_k = \sum_{i=p}^j w_{ki} \cdot Y_i \cdot Y_i$. (2) 内部活动: F_k 是神经元的外部输入, 它与神经元的反馈输入一起参与神经元的内部活动 $U_k = F_k(1 + \beta_k L_k)$. 这里 β_k 是神经元 N_k 的链接参数, 为正常数, 链接参数提供了一个简单有效的方法来控制链接输入对神经元内部活动的影响. (3) 脉冲产生部分: 在本文提出的神经元中, 门限 θ_k 由外部灰度直方图给出. 门限与内部输入 U_k 比较后产生输出脉冲 Y_k , 即

$$Y_k = \begin{cases} 1, & (U_k \geq \theta_k) \\ 0, & (U_k < \theta_k) \end{cases}$$

2.2.2 改进后的 PCNN 模型用于图像分割的基本原理

应用于图像处理时, PCNN 是一个由相互连接的脉冲耦合神经元 (PCN) 组成的单层二维阵列. PCN 数目等于图像象素数目, 神经元 $N_{i,j}$ 与象素 $P_{i,j}$ 一一对应. 应用于图像分割时, 关键概念如下: (1) 神经元的外部输入是与之相关联象素的灰度值, 即 $F_{i,j} = X_{i,j}$, $X_{i,j}$ 是象素 $P_{i,j}$ 的灰度值. (2) 所有神经元结构相等, 各个神经元中的参数是一致的. 例如 $\beta_{i,j} = \beta_{p,q} = \beta$, 对所有的 i, j 和 p, q 都成立. (3) 每个神经元接受与之距离为 r 以内神经元的链接输入, 当 $r=1$ 和 $r=1.5$ 时, 神经元 $N_{i,j}$ 的邻接神经元个数分别为 4 和 8. (4) 神经元 $N_{i,j}$ 与 $N_{p,q}$ 的距离定义为象素 $P_{i,j}$ 和 $P_{p,q}$ 的欧氏距离, 对距离为 d 的神经元的链接权系数为 $1/d^2$, 因此从 $N_{i,j}$ 到 $N_{p,q}$ 的链接系数为 $w_{i,j,p,q} = 1/((i-p)^2 + (j-q)^2)$.

本算法约定, 在分割过程中, 每个神经元只能发生一次脉冲, 即当神经元的内部活动第一次高于门限, 就将象素进行标记, 当门限降低时, 此象素也不再改变. 整个分割算法的处理过程如下所述: 在分割

过程中, 由直方图确定的各目标的灰度平均值从最高值开始作为门限输入. 当对某一具体区域分割时, 由于输入门限是这一区域的平均灰度, 则区域内灰度大于等于门限的象素发生脉冲, 发生脉冲的象素和邻近象素传递链接, 弥补了邻近未发生脉冲象素低于门限的那部分灰度值, 使得这些象素也发生脉冲并传递, 最终, 整个区域的象素都发生了脉冲, 标记后即将这一区域分割出来了. 由于门限的输入是从高到低变化的, 从而各区域按照灰度值的亮暗依次被分割出来, 待整个图像的象素均发生过一次脉冲后, 算法停止, 从而实现了对图像的多阈值分割.

3 实验结果及讨论

以 Celeron566+Win2000 为平台, 用 Borland C++ builder 分别应用于本算法、遗传算法^[1]和传统的 otsu 算法对红外图像进行分割, 实验所用图像是真实红外图像, 来源于 CIS (Center For Imaging Science) 图像库. 实验结果见图 2~5, 实验参数见表 1~3. 本方法选取参数的一般原则是目标较大时, 各参数相应较大, 目标较小时, 各参数相应较小.

从图 2~5 中可以看出, 在目标所占面积较小且边缘模糊的情况下, Ostu 算法分割效果不好, 而采用遗传算法得到的全局最优解作为门限虽然使结果有了很大改进, 但目标内有空洞且边缘信息不完整. 而 PCNN 模型的脉冲传递机制可以弥补噪声引起的灰度变化. 图 5 中的目标边缘清晰, 边角细节信息非常完整, 目标内不含空洞及断缝, 体现了 PCNN 模型的优点. 表 1 中给出 3 种算法的分割灰度阈值, 其中 PCNN 算法给出的阈值是目标被检出时的灰度平均阈值.

需要指出, 由于本方法利用直方图提供目标信

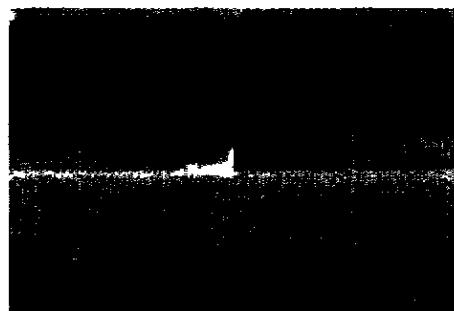


图 2 原图像
Fig. 2 Original image



图 5 本算法结果
Fig. 5 Result of the proposed algorithm

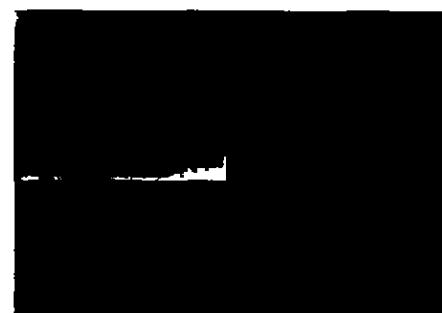


图 3 遗传算法结果
Fig. 3 Result of the genetic algorithm

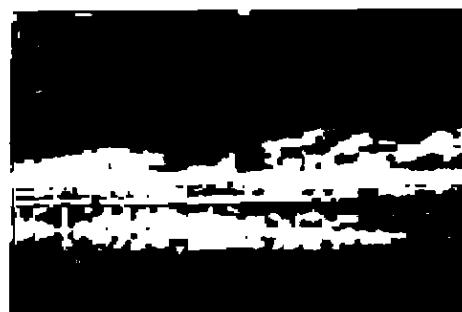


图 4 Ostu 算法结果
Fig. 4 Result of the Ostu algorithm

息,可通过选择合适的波峰判断标准来满足具体情况中目标尺寸较小的要求,但这是以得到更多的二值图像层为代价的。当图像中目标尺寸小到人眼难以辨别且在直方图不能形成任何波峰时,用本方法也不能正确检出目标。由于前人已经对 PCNN 与小波变换的异同点进行了较详尽的分析,本文不再赘述,详见文献[7]。PCNN 另一个优点是很容易在 VHDL 和 FPGA 上实现,国外已有相应的研究^[8-9],相对于其它方法而言,硬件应用的可行性使本方法可能用于解决对实时性要求很高的问题。

表 1 3 种算法得到的分割灰度阈值
Table 1 The gray threshold got from the three algorithms

	Otsu 算法	遗传算法	PCNN 算法
图 2	58	119	144

表 2 本文 PCNN 算法的各参数
Table 2 Parameters of the PCNN algorithm

	ρ	R	V_t	峰宽	峰高
图 2	0.15	1.5	0.8	5	5

表 3 遗传算法的相关参数
Table 3 Parameters of the genetic algorithm

人数:	繁衍代数	交叉互换率:	位变异率:
20	40	0.65	0.008

本文遗传算法应用的适应度函数为 $f = w_0(u_0 - v)^2 + w_1(u_1 - v)^2$, 其中 w_0 和 w_1 分别表示其灰度值小于门限值 k 和大于门限 k 的概率和, u_0 和 u_1 分别表示上面两个区间的平均灰度值, v 表示整幅图像的平均灰度。

4 结论及今后的工作

本文在原有 PCNN 网络模型的基础上,结合传统直方图技术,提出了一种基于直方图的 PCNN 图像分割算法,该方法综合利用像素的空间邻近程度和灰度相似程度进行分割,能够弥补目标区域内部的孔洞和断缝,即使目标区域和背景区域存在一定的重叠时,也能很好的保留目标区域的边界信息。利用这一优点,应用于实际的红外图像,得到了更完整的目标区域,而且相对于原有 PCNN 网络分割速度更快。

作为一种符合生物视觉原理的神经网络算法,

PCNN 在图像处理和信号处理方面具有广阔的应用前景。但是,在图像处理中,本方法本质上只能作为一种预处理手段,因为本方法得到的一般是二值图像序列,要在图像序列中找到真正感兴趣的目标,并将其成功地分离出来,还需要一些后续处理工作。因此,今后可以针对本方法得到的图像序列处理方面作进一步工作。

REFERENCES

- [1] WU Cheng-Ke, LIU Jing, XU Zheng-Wei, et al. Image segmentation method by genetic algorithms. *Journal of Xidian University* (吴成柯, 刘婧, 徐正伟, 等. 图像分割的遗传算法方法. 西安电子科技大学学报), 1996, 23(1): 34—40
- [2] SHENG Wen, LIU Jian. Small target detection based on texture method in infrared image. *Infrared and Laser Engineering* (盛文, 柳健. 基于纹理模型的红外图像弱小目标检测. 红外与激光工程), 1998, 27(3): 49—52
- [3] ZUO Zheng, ZHANG Tian-Xu. Algorithm based on wavelet transform for small target detection on sea surface in infrared image. *Infrared and Laser Engineering* (左震, 张天序. 基于小波变换的红外成像海面小目标检
- 测算法. 红外与激光工程), 1998, 27(3): 42—45
- [4] XU Jun, XIANG Jian-Yong, LIN Xiao-Chun, et al. Application of background forecast in detection and acquisition of the aerial infrared small and weak targets. *Journal of Xidian University* (徐军, 向健勇, 林晓春, 等. 背景预测方法在空中红外弱小目标检测、识别中应用. 西安电子科技大学学报), 1998, 25(4): 471—474
- [5] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulations of results from cat visual cortex. *Neural Computation*, 1990, 2: 293—307
- [6] Kuntimad G, Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1999, 10(3): 591—598
- [7] Thomas Lindblad, Jason M Kinser. Inherent features of wavelets and pulse coupled networks. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1999, 10(3): 607—613
- [8] Waldemark, Lindblad J, Lindsey T, et al. Pulse coupled neural networks in FPGA. *SPIE*. In: *Proceeding of SPIE*, 1998, 3390: 392—402
- [9] Millberg M, Oberg J, Waldemark J. Generic VHDL implementation of a PCNN with loadable coefficients. In: *Proceeding of SPIE*, 1999, 3728: 186—197