文章编号:1000-2367(2016)01-0169-05

DOI, 10, 16366/j. cnki, 1000-2367, 2016, 01, 030

一类具有图像前景缩小功能的 CNN 模板的设计

朱淑芹^a,班朝磊^b

(聊城大学 a. 计算机学院; b. 材料科学与工程学院 山东 聊城 252059)

摘 要:设计了一类使图像前景缩小的 CNN 模板,并对模板的鲁棒性进行了研究,结果表明:只要模板参数 满足定理中的不等式,CNN 就能完成使图像前景缩小的功能;通过实验模拟确认了理论结果在计算机图像处理应用 中的有效性.

关键词:细胞神经网络;图像前景缩小;鲁棒性;实验模拟

中图分类号:TP391

文献标志码:A

1988年,美国著名科学家 Chua 和 Yang 首先提出细胞神经网络(cellular neural network, CNN)理 论^[1-2],引起诸多学者的极大兴趣,在人工免疫系统研究^[3]、高级图像处理^[4]、计算机硬件设计^[5]、智能城市 交通疏导^[6]、电焊弧热影响区温度模拟^[7]等领域,CNN 都得到广泛的应用. CNN 作为图像处理的一个新兴 工具,完全可以由 CNN 模板参数决定图像的处理过程、功能和动力学行为^[8]. 当前,在连通性探测^[9]、彩色 边缘探测^[10]、边沿探测^[11]、复合 4 邻域圈提取^[12]和凸角探测^[13]等图像处理方面对应的 CNN 模板已经被相 应提出来. 随着图像处理实际需求的变化多端,研究具有新的图像处理功能的 CNN 模板,确定模板参数的 变化范围,使所提的 CNN 模板具有较强的鲁棒性,具有重要的应用价值和理论价值.

1 细胞神经网络简介

一个标准 $M \times N$ 的细胞神经网络形成一个 $M \times N$ 的二维阵列,第*i*行、第*j*列的细胞用 C_{ij} (*i* = 1,2,..., M_{j} = 1,2,..., N) 表示. 每个细胞的状态方程如下:

$$Cx_{ij} = -\frac{1}{R}x_{ij} + \sum_{k=-1}^{1}\sum_{l=-1}^{1}a_{k}y_{i+k,j+l} + \sum_{k=-1}^{1}\sum_{l=-1}^{1}b_{kl}u_{i+k,j+l} + z, \qquad (1)$$

$$y_{ij} = f(x_{ij}) = \frac{1}{2} (|x_{ij} + 1| - |x_{ij} - 1|), (i = 1, 2, \cdots, M; j = 1, 2, \cdots, N);$$
(2)

约束条件:

 $|x_{ij}(0)| \le 1, |u_{ij}| \le 1, (i = 1, 2, \cdots, M; j = 1, 2, \cdots, N)C > 0, R > 0.$ (3)

其中 x_{ii} 为细胞的状态变量,u_{ii} 为细胞的输入,y_{ii} 为细胞的输出;a_{ii} 为 A 模板的参数,b_k 为 B 模板的参数, z 为细 胞的阈值. CNN 应用的关键就是对 A 模板和 B 模板进行设计,选取最佳参数从而确定细胞间的连接 强度.

为了保证电路方程(1)~(3)对所有细胞神经网络都成立,文献[14]还提出并证明了3条非常重要的引理,这3个引理都是针对连续 CNN 的,但对离散 CNN 结论也是成立的.现引用如下.

引理1 细胞神经网络中每个细胞的状态 $x_{ij}(n)$ 都有上有界 $(i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N)$.

基金项目:山东省高校智能信息处理与网络安全重点实验室(聊城大学)资助

通信作者: 班朝磊(1975-),男,河南安阳人,聊城大学副教授,博士,研究方向为材料模拟与计算,E-mail: banchaolei@163.com.

收稿日期:2015-09-29;修回日期:2015-12-17.

第1作者简介:朱淑芹(1979-),女,山东聊城人,聊城大学讲师,研究方向为混沌理论、图像处理、模拟计算,E-mail: shuqinzhu2008@163.com.

引理2 当暂态过程结束后,细胞神经网络总是趋于稳定平衡点,即 $\lim_{n\to\infty} x_{ij}(n) = 常数, i = 1, 2, \dots, M;$ $j = 1, 2, \dots, N.$

引理3 若系统参数满足 $a_{ki} > \frac{1}{R}$,则当暂态过程结束后,细胞神经网络中各个细胞将趋于稳定平衡点. 这些稳定平衡点满足条件: $\lim_{x_{ij}} |x_{ij}(n)| > 1$, $\lim_{y_{ij}} |y_{ij}(n)| = 1$ 或-1, $i = 1, 2, \dots, M$; $j = 1, 2, \dots, N$.

引理1和引理2保证了细胞神经网络不会发生振荡或混沌现象;引理3保证细胞神经网络具有输出二值性,这对用细胞神经网络处理二值图像更为方便.

2 图像前景缩小的 CNN 模板的理论

应用 CNN 进行图像处理时首先需要以下的预处理.

1) 微分方程化为差分方程.

CNN 是一个连续的非线性动态系统,数字图像是一个离散系统,故需将(1) 式微分方程化为差分方程. 在(1) 式中取 C = R = 1,则(1) 式等效的一阶差分方程为:

$$\begin{aligned} x_{ij}(n+1) - x_{ij}(n) &= -x_{ij}(n) + z + \sum_{k=-1}^{1} \sum_{l=-1}^{1} a_{kl} y_{i+k,j+l}(n) + \sum_{k=-1}^{1} \sum_{l=-1}^{1} b_{kl} u_{i+k,j+l}(n), \\ \mathbb{H}: x_{ij}(n+1) &= \sum_{k=-1}^{1} \sum_{l=-1}^{1} a_{kl} y_{i+k,j+l}(n) + \sum_{k=-1}^{1} \sum_{l=-1}^{1} b_{kl} u_{i+k,j+l}(n) + z. \end{aligned}$$

2) 像素值范围的调整.

设一幅 $M \times N$ 的数字化图像在(*i*, *j*) 点处像素的灰度值为 g_{ij} ,本文处理的是二值图像,像素的灰度值 只有 0 和 1 两个值,即 $g_{ij} \in \{0, 1\}, 0$ 代表黑,1 代表白色.为处理方便,由(2) 式知需要用(4) 式将灰度值 g_{ij} 映射到 $\{-1, 1\}$ 区间(-1 代表白色,1 代表黑色),则 u_{ij} 对应于 CNN 方程的输入为

$$u_{ij} = 1 - 2g_{ij}.$$
 (4)

2.1 图像前景缩小的 CNN 模板的大范围功能以及局部规则

2.1.1 大范围功能

1) 给定一个静态的二值图像 P;

- 2) 输入:U = P;
- 3) 初始状态:X(0) = P;
- 4) 边界条件:无流边界条件;

5)输出: $Y(t) \rightarrow Y(n)$ 是一个二值图像,代表经过迭代步数 t = n后黑像素区域向上下左右 4 个方向分别缩小后的图像前景,缩小幅度取决于迭代步数 $n, \leq n \rightarrow \infty$ 时,所有的像素变为白色.

2.1.2 局部规则

$$u_{ij} \rightarrow y_{ij}$$

1) 白像素(-1) → 白像素(-1),与 u_{ij} 的相邻像素无关;

- 2) 黑像素(+1) → 黑像素(+1),若 u_{ij} 邻域中全是黑像素;
- 3) 黑像素(+1) → 白像素(-1),若 u_{ij} 与至少一个白像素相连.

2.2 两个图像前景缩小的 CNN 模板定理

根据大范围功能与局部规则,本研究提出如下定理1和定理2.

定理1 设 CNN 模板

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & a & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & b & 0 \\ b & c & b \\ 0 & b & 0 \end{bmatrix}, Z = d,$$
(I)

若其中的参数 a,b,c,d 满足下述条件

$$a > 1, b > 0,$$
 (5)
 $a - 4b + cd \ge 1,$ (6)

$$a+4b+c+d \ge 1, \tag{7}$$

$$a+2b+c+d \leq -1, \tag{8}$$

则该 CNN 模板具有上述图像前景缩小的 CNN 大范围功能与局部规则.

证明 在上述模板中,细胞神经网络的动力学方程的等价的一阶差分方程为

$$\begin{aligned} x_{ij}(n+1) &= ay_{ij}(n) + cu_{ij} + b\sum_{k,l \in s} u_{i+k,j+l} + d, \\ & \pm d, \\ x_{ij}(1) &= ay_{ij}(0) + cu_{ij} + b\sum_{k,l \in s} u_{i+k,j+l} + d. \end{aligned}$$

1) $u_{ij} = -1$,即输入白像素,且在 u_{ij} 的邻域中无论周围像素如何, $y_{ij}(\infty) = y_{ij}(1) = -1$,则 $x_{ij}(1) = ay_{ij}(0) + cu_{ij} + b\sum_{k,l \in s} u_{i+k,j+l} + d = -a - c + b\sum_{k,l \in s} u_{i+k,j+l} + d$,在 u_{ij} 的邻域中,无论周围像素如何,都满足 $\sum_{k,l \in s} u_{i+k,j+l} \le 4$,从而 $x_{ij}(1) = -a - c + b\sum_{k,l \in s} u_{i+k,j+l} + d \le -a - c + 4b + d \le -1$,即得式(6).

2) 若 $u_{ij} = 1$, 即输入黑像素, 且 u_{ij} 邻域中全是黑像素, 此时 $y_{ij}(\infty) = y_{ij}(1) = 1$, 则 $x_{ij}(1) = ay_{ij}(0) + cu_{ij} + b\sum_{i} u_{i+k,j+l} + d = a + c + 4b + d \ge 1$,即得式(7).

3) 若 $u_{ij} = 1$,即输入黑像素,且 u_{ij} 至少与一个白像素相连,此时 $y_{ij}(\infty) = y_{ij}(1) = -1$,则 $x_{ij}(1) = ay_{ij}(0) + cu_{ij} + b \sum_{i+k,j+l} u_{i+k,j+l} + d \le a + c + 2b + d \le -1$,即得式(8).

定理1证明完毕. 总之,像素 C(ij) 为白像素时, $y_{ij}(\infty) = y_{ij}(1) = -1$,像素 C(ij) 为黑像素且至少与一个白像素相连,则该黑像素会变成白像素. 这种过程依次进行下去,直至使输入图像全部变为白色. 综上所述,可以得到模板 I 具有目标缩小的功能,即黑像素组成的物体从上、下、左、右 4 个方向渐进性缩小.

把定理1推广一下,可以设计出黑像素组成的前景向上、下、左、右、左上、左下、右上、右下8个方向渐进 性缩小的模板,可得如下定理2.

定理 2 设 CNN 模板

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & a & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} b & b & b \\ b & c & b \\ b & b & b \end{bmatrix}, Z = d,$$
(II)

若其中的参数 a,b,c,d 满足下述条件

$$a > 1, b > 0, \tag{9}$$

$$a-8b+cd \ge 1, \tag{10}$$

$$a+8b+c+d \ge 1,\tag{11}$$

 $a+6b+c+d \ge -1, \tag{12}$

则 CNN 模板对目标具有 8 个方向缩小的大范围功能与局部规则.

证明 与定理1的证明类似,从略.

3 实验模拟

首先对二值图像(图 1)的像素值用式(4)进行调整,使像素值范围为 $\{-1, 1\}, (-1$ 代表白色,1 代表黑色). 在模板(I)中取参数(a,b,c,d)=(2,2,1,-9),其中参数 a,b,c,d满足式(5)~(8),用调整像素后的图像作为输入进行处理,Matlab 编程,输出结果分别为图 2 和图 3;在模板(II)中取参数(a,b,c,d)=(2,2,2,-18),其中参数 a,b,c,d满足式(9)~(12),用调整像素后的图像作为输入进行处理,Matlab 编程,输出结果分别为图 4 和图 5,(注:在图 1、2、3、4、5 中纵横坐标表示图像的大小,即图像都是 300×700 的). 从实验结果可以看出:

 图像前景经过 CNN 模板处理后,实现了逐渐性缩小;缩小幅度取决于迭代的步数,图像若经过足够 次的迭代,最后所有的像素都将变为白色.

2) 经相同的迭代次数,利用模板(II)对图像前景进行缩小的幅度比利用模板(I)对图像前景进行缩小的

171



幅度大,这是因为模板(II)从8个方向对物体进行缩小,而模板(I)从4个方向对图像前景进行缩小.

图5 用模板 II经CNN处理迭代25步后的输出结果

4 结 论

本文设计了一类使图像前景缩小的 CNN 模板,并对模板的鲁棒性进行了研究,该模板功能非常类似于 图像形态学中的腐蚀功能,用模板经 CNN 处理迭代一步相当于腐蚀一次.提出了两个符合相应功能要求的 鲁棒性 CNN 定理;CNN 模板参数决定 CNN 图像处理功能,而相应的电路元件参数决定了 CNN 模板参数, 随着工作条件的变化,CNN 电路元件参数会发生相应改变,必在一定的范围内变化,因而是不确定的,而模 板的鲁棒性设计为其硬件实现提供了理论依据;实验模拟实例说明了理论的有效性.

参考文献

- [1] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks; theory[J]. IEEE T Circ Syst, 1988, 35(10): 1257-1272.
- [2] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: applications[J]. IEEE T Circ Syst, 1988, 35(10): 1273-1290.
- [3] Michael C, Andrew G B. Evaluating the role of Toll-like receptors in diseases of the central nervous system[J], Biochem Pharmacol, 2011,81(7):825-837.
- [4] Hu X F, Feng G, Duan S K, et al. Multilayer RTD-memristor-based cellular neural networks for color image processing[J]. Neurocomputing, 2015, 162(25), 150-162.
- [5] Javier M J, Garrigás J, Toledo J, et al. Implementation of a CNN-based retinomorphic model on a high performance reconfigurable computer[J]. Neurocomputing, 2011, 74(8); 1290-1297.

- [6] José L, Galán G, Gabriel A V, et al. An accelerated-time simulation for traffic flow in a smart city[J]. J Comput Appl Math, 2014, 270 (11); 557-563.
- [7] Wojciech J. Cellular neural networks for welding arc thermograms segmentation[J]. Infrared Phys Techn, 2014, 66(9): 18-28.
- [8] He H L, Lu Y, Jiang M. Study on disturbance attenuation of cellular neural networks with time-varying delays[J]. Appl Math Comput, 2014,244(10):533-541.
- [9] Selcuk S, Sabri A. On-chip template training system and image processing applications using iterative annealing on ACE16k chip[J]. Expert Syst Appl,2011,38(1),12900-12905.
- [10] Deng S J, Tian Y, Hu X P, et al. Application of new advanced CNN structure with adaptive thresholds to color edge detection[J]. Commun Nonlinear Sci Numer Simulat, 2012, 17:1637-1648.
- [11] Li H Q, Liao X F, Li C D, et al. Edge detection of noisy images based on cellular neural networks[J]. Commun Nonlinear Sci Numer Simulat, 2011, 16(9); 3746-3759.
- [12] 沙 莎,刘金珠,闵乐泉.复合4邻域圈提取 CNN 的鲁棒性设计[J].计算机工程与应用,2011,47(2):197-199.
- [13] Deng S J, Tian Y, Hu X P, et al. Application of new advanced CNN structure with adaptive thresholds to color edge detection[J]. Commun Nonlinear Sci, 2012, 17(4):1637-1648.
- [14] Chua L O. CNN: A visions of complexity[J]. Int J Bifurcat Chaos, 1997, 7(10): 2219-2425.

Robustness Designing of CNN Template for Image Foreground Decreasing

ZHU Shuqin *, BAN Chaolei b

(a. School of Computer Science; b. School of Materials Science and Technology, Liaocheng University, Liaocheng 252059, China)

Abstract: In this paper, a kind of CNN template is developed to decrease the objects in the images and the robustness of this template is also studied. The results show that the CNN can perform the function of decreasing the objects in the images, giving the template parameters meeting equation of the proposed theorems. The validity of theoretical results in computer image processing applications is confirmed through experimental simulation.

Keywords: Cellular Neural Network; image foreground(objects) decreasing; robustness; experiment simulation