

一种新的细胞神经网络阴影检测器的研究¹

汪海明 郭仕德* 余道衡

(北京大学电子学系 视觉与听觉信息处理国家重点实验室 北京 100871)

*(北京大学遥感与地理信息系统研究所 北京 100871)

摘 要 该文深入研究了一种新的二维细胞自动机 (CA), 找到了几种新的算法规则可以用来实现字符的粗化处理和阴影检测, 并且用这些规则设计了几种新的细胞神经网络。文中详细介绍了这些算法规则的布尔代数表达式和细胞神经网络学习算法。仿真结果证明了这种新的细胞神经网络是简单而有效的, 同时也证明了可以用 CA 规则来设计新的细胞神经网络, 为细胞神经网络的设计找到了一种新颖有效的方法。

关键词 细胞神经网络 (CNN), 细胞自动机 (CA), 阴影检测器, 复值权重

中图分类号 TN-052, TN-052

1 引 言

细胞神经网络 (CNN)^[1,2] 是一种功能强大的易于电路实现的非线性处理器阵列。由于它是局域互联, 每个细胞只和临域的细胞进行连接, 所以它比全局互联的神经网络具有更简单的结构。图像处理是信号处理领域的一个重要的研究方向, 但是用传统的图像处理算法处理图像却有很大的困难, 因为图像数据量特别大, 如果要实时处理图像的话, 必须采用并行处理算法, 可是做一个传统的并行处理阵列是十分困难的而且造价昂贵。细胞神经网络的实时并行处理特性使它在图像处理领域有着大量的应用^[3-5]。我们也已经利用 CNN 在图像处理领域提出了一些新的算法, 得到了一些有意义的结果^[6,7]。细胞自动机 (CA) 是描述自然界复杂现象的一种简化数学模型。S. Wolfram 等人研究了一维 CA 的局部特性和整体特性, 也研究了 CA 的分类、演变规律、熵、分形和形式语言方面的一些特性^[8]。但是关于 CA 的基本理论从数学上深入研究十分困难, 人们还处在通过大量的计算机实验来获得经验性规律和寻求具体应用的阶段。至今, CA 的研究仍然受到研究者的广泛关注^[9,10]。文献 [11] 研究了 CA 与 CNN 的关系, 正确地指出“CA 是设计新的 CNN 的理想工具”。文献 [12] 实现了字符的阴影检测, 但那种需要三个模板的方案是复杂且不理想的。本文研究了一种新的二维 CA, 找到了几种规则可以用来设计新的细胞神经网络, 能够实现字符的粗化和阴影检测, 同时也找到了一种新颖的系统地设计 CNN 的方法。本文所得结果在国内外未见有文献报道。

本文的安排如下: 第 2 节简要介绍了二维细胞自动机。第 3 节对几个字符处理的问题进行了讨论并提出了基于二维 CA 的布尔逻辑函数; 第 4 节给出了基于 CNN 通用二进制神经元的学习算法; 第 5 节给出了模板学习结果和计算机仿真结果; 最后是本文的结论。

2 二维细胞自动机

一维 CA 的运算规律, 一般可以写成如下的形式:

$$a_i^{t+1} = \Phi(a_{i-r}^t, a_{i-r+1}^t, \dots, a_i^t, \dots, a_{i+r}^t) \quad (1)$$

当 a 取值仅为 0 或 1 且 $r = 1$ 时, 上式就是 S. Wolfram 详细研究过的一类一维 CA^[8]。这种一维 CA 的运算规则共有 256 种, 考虑静态条件 (quiescence) 和自反对称 (reflexive symmetry)

¹ 2002-06-24 收到, 2002-11-14 改回

国家 863 项目 (No.2001AA136030) 资助课题

原则之后, 其中只有 32 种合法规则, 本文称其为 A 律. 例如, A90, A150, A178 (仍然按照 256 种顺序命名). A 律一维 CA 可以作为一阶偏微分方程的近似描述, 它的时空特性 (函数值仅取 0 或 1 二值化结果的演变规律) 定性地揭示了方程的动力学特性.

这里, 我们研究另一类新的具有如下运算规律的 CA:

$$a_{i,j}^{t+1} = \Phi(a_{i,j}^t, a_{i-1,j}^t, a_{i+1,j}^t, a_{i,j-1}^t, a_{i,j+1}^t) \quad (2)$$

(2) 式是一个二维 CA, 它的演变规律可以表述为: (i, j) 点在 $t+1$ 时刻的值 $a_{i,j}^{t+1}$, 决定于 t 时刻 (i, j) , $(i-1, j)$, $(i+1, j)$, $(i, j-1)$ 和 $(i, j+1)$ 这 5 个点的取值. 这种二维 CA, 不可能采用类似于一维 CA 的编号方法对其编号, 因为其种类已经超过了 40 亿种! 这时给运算规则编号已经没有实际意义了.

在一维 CA 的研究中, 已发现每一种运算规则都对应着一种布尔代数式. 我们也发现在二维 CA 中的每一种规律也对应着它的布尔代数式. 我们研究了大量的二维 CA 运算规则, 发现了 5 种运算规则可以具有二值图像粗化处理和字符识别时的阴影检测功能. 由于不能用编号的方法来表示, 那么最好的方法就是用它们的布尔代数式表示.

3 用于字符处理的几个新的算法规则

在这一节中我们基于对二维 CA 的研究得出了几个用于图像处理的运算规则.

图像的粗化运算是在图像的边缘加上一些像素点. 在有尖角和毛刺的地方, 粗化运算可以使图像变得平滑起来. 而且, 它也可以使模糊的图像变得清晰. 我们经过大量的实验和研究发现了一个可以用于图像粗化运算的二维 CA 表达式:

$$a_{i,j}^{t+1} = a_{i,j}^t + a_{i-1,j}^t + a_{i+1,j}^t + a_{i,j-1}^t + a_{i,j+1}^t \quad (3)$$

当 t 时刻位置 (i, j) (对应于上一层) 的值为 1 时, $t+1$ 时刻位置 (i, j) 的值仍然是 1 (对应于下一层). 当 t 时刻位置 (i, j) 的值为 0 时, 如果 (i, j) 位置四邻的值都是 0, 那么在 $t+1$ 时刻 (i, j) 位置的值仍然是 0; 如果四邻位置至少有一个值是 1, 那么 $t+1$ 时刻位置 (i, j) 的值是 1. 显然, 通过 (3) 式, 我们可以根据实际要求在图像的边缘添加需要的像素点.

阴影检测是从某一个方向上, 将字母的边缘形状突出, 而另一个方向上则用阴影涂黑, 它像阳光从一个方向上射向字母, 在背阳面则留下阴影一样. 从文字识别来看, 将字母在某个方向的轮廓突出, 可以按最右边为黑的位置来判断字母的类别. 加州伯克利大学的著名华裔学者蔡绍棠教授在文献 [12] 中提出了一种基于普通 CNN 的阴影检测方法, 但是这种需要三个模板的方法实现复杂, 不是很理想. 根据手写字体和二维 CA 特征, 我们找到了几个新的规则可以用来实现阴影检测, 并给出了基于细胞神经网络通用二进制神经元的实现. 这些神经网络仅仅需要一个简单的复值模板, 大大简化了网络结构. 下面是几个新的用于阴影检测的 CA 规则:

$$\text{左} \rightarrow \text{右}: \quad a_{i,j}^{t+1} = a_{i,j}^t + a_{i,j-1}^t \quad (4)$$

$$\text{右} \rightarrow \text{左}: \quad a_{i,j}^{t+1} = a_{i,j}^t + a_{i,j+1}^t \quad (5)$$

$$\text{上} \rightarrow \text{下}: \quad a_{i,j}^{t+1} = a_{i,j}^t + a_{i-1,j}^t \quad (6)$$

$$\text{下} \rightarrow \text{上}: \quad a_{i,j}^{t+1} = a_{i,j}^t + a_{i+1,j}^t \quad (7)$$

在 (3)-(7) 式中, “+” 表示的是 “或” 运算. 为了在 CNN 上并行的实现函数 (3)-(7) 式, 我们必须找到相应的模板. 因为函数 (3)-(7) 式不是门限函数, 所以我们不能用 DTCNN 实

现它们。文献 [13] 提出了一种通用二进制神经元的 CNN(CNN-UBN), 考虑到 CNN-UBN 的特征, 这里我们采用这种神经元来实现函数 (3)-(7) 式, 并给出了一种系统的学习方法。

4 基于 CNN-UBN 的学习算法

对于 CNN-UBN 来说, 其中采用的神经元是通用二进制神经元 (UBN)。这种神经元的 n 个输入和一个输出满足下面的方程:

$$f(x_1, \dots, x_n) = P_B(w_0 + w_1 x_1 + \dots + w_n x_n) \quad (8)$$

这里 $x_1 \dots x_n$ 是神经元输入信号, $w_0, w_1, \dots, w_n$ 是复值权重, P_B 是输出函数, 它是权重和幅角的函数, 满足如下的函数关系:

$$P_B(z) = (-1)^j, \quad 2\pi j/m \leq \arg(z) < 2\pi(j+1)/m \quad (9)$$

(9) 式中的 m 是一个在 $2 \leq m < 2^n$ 区间的正整数。 $Z = w_0 + w_1 x_1 + \dots + w_n x_n$ 。CNN-UBN 有一个重要的性质: 对于任意 n 个输入变量, 总可以找到一个 m , 使 CNN-UBN 可以用于实现任意的布尔函数。

CNN-UBN 作为一个 CNN 细胞的动态变化可以描述如下:

$$Y_{ij}(t+1) = P_B \left[w_0 + \sum_r w_r^{ij} x_r^{ij}(t) \right] \quad (10)$$

这里 Y_{ij} 是神经元的输出, w_r^{ij} 是第 ij 个神经元第 r 个输入的连接权值; x_r^{ij} 是神经元的输入。 P_B 是 (9) 式定义的输出函数, $\sum_r$ 表示的是神经元和它周围 r 范围内的最紧邻神经元的连接。

文献 [13] 提出了两个用于 UBN 的学习算法。这里我们将采用如下规则的学习算法:

$$w_{m+1} = w_m + \omega C_m \varepsilon^\alpha x \quad (11)$$

这里 w_m 和 w_{m+1} 分别是目前和下次的权重向量, x 是神经元的输入信号, ε^α 是我们必须把权重向量移动过去的那个扇区 (复平面根据 m 的值被分成 m 个相等的扇区) 的右边界, 是一个单位向量的 m 次平方根, C_m 是一个尺度系数, ω 是校正系数:

$$\omega = \begin{cases} -i\varepsilon, & \text{如果 } Z \text{ 必须被移到右侧的扇区} \\ i, & \text{如果 } Z \text{ 必须被移到左侧的扇区} \end{cases} \quad (12)$$

在上面的方程中, $\varepsilon = \exp(i2\pi/m)$ 。根据 (9) 式可知, 对于任何相邻的扇区 $P_B = -P_B$ 。由学习规则, 判断在目前扇区的权重值更接近于其左侧或右侧的哪一个扇区, 我们必须把目前的权重值移动到这个扇区。

综上所述, 对于 CNN-UBN 的模板学习, 我们给出一个更系统的学习步骤:

(1) 根据布尔函数产生测试向量, 并且随机产生初始的权重向量。事实上, 在这步我们需要写出布尔函数的真值表作为测试向量并随机产生初始权重 w_0 ;

(2) 根据 (8) 式, 计算权重和输入测试向量的和 Z 并计算幅角 Φ ;

(3) 根据 (9) 式和幅角 Φ , 得到 CNN 网络的输出值, 和向量 Z 所在的扇区序列号 NUM;

(4) 计算 ε^α 的值, 其中 $\alpha = \text{NUM} \pm 1$;

(5) 如果布尔函数的输出和 CNN 的输出相等, 则保持目前的权重, 并取下一个向量进行训练, 直到所有的布尔函数输出向量与 CNN 网络输出向量相等。如果布尔函数的输出与 CNN 的输出不相等, 那么根据 (11) 式求得新的 w_m , 并用新的 w_m 去训练测试向量直到所有的布尔函数输出向量和 CNN 网络输出向量相等。

5 模板学习结果和图像处理结果

应用上面的 5 个学习步骤, 我们对函数 (3) — (7) 式进行了训练学习, 它们都很快趋于稳定点, 下面是用 CNN-UBN 实现函数 (3) — (7) 式的模板学习结果:

对于所有的函数, 选择 $C_m = 1.5$ 。我们找到了下面的模板:

对于函数 (3) 式, 当 $m = 7$ 时:

$$w = \begin{bmatrix} 0 & 1.7155 + 2.1809i & 0 \\ 0.1707 + 1.1565i & 0.6302 + 1.2995i & 0.0246 - 14.0530i \\ 0 & 16.9594 + 1.0576i & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

对于函数 (4) 式, 当 $m = 3$ 时:

$$w = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0.8214 - 0.5553i & 0.6154 + 1.7919i & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

对于函数 (5) 式, 当 $m=5$ 时:

$$w = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.7970 + 1.2468i & 1.8110 + 1.7919i \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

对于函数 (6) 式, 当 $m=7$ 时:

$$w = \begin{bmatrix} 0 & 1.2519 - 0.2407i & 0 \\ 0 & 0.7759 - 0.6112i & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

对于函数 (7) 式, 当 $m=13$ 时:

$$w = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1.4849 + 3.2691i & 0 \\ 0 & 2.7746 - 2.9491i & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

在上面的模板矩阵元素中, i 是虚数单位。对于所有函数的学习过程, 起始权重向量都从 $[0, 1]$ 区间随机选取。

现在考虑一些字符粗化和阴影检测的例子来验证我们得到的新的 CNN 权重模板的正确性。图 1 是当 $m=7$ 的时候对英文字母 “a”、中文文字 “文” 和日文手写字符 “め” 和 “ま” 的图像加粗处理结果。显然任何二进制手写字符的加粗问题都可以被很好地解决。在有尖角和毛刺的地方, 这个算法使图像变得平滑起来。而且, 它也使模糊的图像变得清晰。图 2 是基于 CNN 的对 3 种手写字符阴影检测的结果。作为一种用于字符识别的新方法, 它从上下左右 4 个方向都给出了令人满意的结果。与已有的算法比较, 这种实现方法是更简单, 更有效的。



图 1 英文、中文和日文的手写字符的加粗



图 2 英文、中文和日文手写字符的阴影检测实现

6 结 论

在二维细胞自动机 (CA) 中, 大量的算法规则对应着不同的计算结果。通过实验研究, 我们从大量的运算规则中发现了几个算法规则可以用来实现图像的粗化处理和阴影检测。而且我们据此设计了几个新的细胞神经网络去实现这些图像处理功能, 并给出了学习算法, 获得了较为理想的结果。计算机仿真结果证明了这种方法比传统算法更加简单有效, 是一种新颖的较为理想的细胞神经网络设计方法。基于这些算法的细胞神经网络芯片可以很容易地用大规模集成电路 (VLSI) 实现。

参 考 文 献

- [1] L. O. Chua, L. Yang, Cellular Neural Networks: Theory, IEEE Trans. on CAS, 1988, 35(10), 1257-1272.
- [2] L. O. Chua, L. Yang, Cellular Neural Networks: Applications, IEEE Trans. on CAS, 1988, 35(10), 1273-1290.
- [3] T. Kozek, T. Roska, A double time-scale CNN for solving two-dimensional Navier-Stokes equations, International Journal of Circuit Theory and Applications, 1996, 24(1), 49-55.
- [4] P. L. Venetianer, F. Werblin, T. Roska, Analogic CNN algorithms for some image compression and restoration tasks. IEEE Trans. on CAS-I, 1995, 42(5), 278-284.
- [5] C. Rekeczky, CNN architectures for constrained diffusion based locally adaptive image processing, International Journal of Circuit Theory and Applications 2002, 30(2/3): 287-312.
- [6] Jianye Zhao, Daoheng Yu, A new approach for ME multilevel image restoration based on CNN, International Journal of Circuit Theory and Applications, 1999, 27(3), 339-346.
- [7] Jianye Zhao, Haiming Wang, Daoheng Yu, A new approach for edge detection of noisy image based on CNN, International Journal of Circuit Theory and Applications, 2003, 31(2), 119-131.

- [8] S. Wolfman, Theory and Applications of Cellular Automata. Singapore, World Scientific Publishing, 1986 (Including all selected papers 1983-1986).
- [9] H. Masahiko, T. Aoki, H. Morimitsu, T. Higuchi, Implementation of reaction-diffusion cellular automata, IEEE Trans. on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, 2002, 49(1), 10-16.
- [10] P. Dasgupta, S. Chattopadhyay, P.P. Chaudhuri, I. Sengupta, Cellular automata-based recursive pseudoexhaustive test pattern generator. IEEE Trans. on Computers, 2001, 50(2), 177-185.
- [11] L. O. Chua, B. Shi, Exploiting Cellular Automata in the Design of Cellular Neural Networks for Binary Image Processing, ERL memo UCB/ERL M89/130, University of California, Berkeley, Nov. 15, 1989.
- [12] T. Matsumoto, L. O. Chua, H. Suzuki, CNN cloning template: shadow detector, IEEE Trans. on CAS, 1990, 37(8), 1070-1073.
- [13] N. N. Aizenberg, I. N. Aizenberg, CNN-like networks based on multi-valued and universal binary neurons: learning and application to image processing, Cellular Neural Networks and their Applications, 1994. CNNA-94. Proceedings of the Third IEEE International Workshop on, Rome, Italy, 1994, 153-158.

A NEW KIND OF SHADOW DETECTOR BASED ON CNN-UBN

Wang Haiming Guo Shide* Yu Daoheng

(Dept. of Electron., The Nat. Lab of Machine Perception, Peking Univ., Beijing 100871, China)

*(The Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract In this paper, a new kind of two-dimensional Cellular Automata (CA) is studied. Several algorithmic rules are discovered that can be used to design new Cellular Neural Networks (CNN) which can implement shadow detector and overstriking for character recognition. Their Boolean expressions and learning algorithms are introduced detailedly. The results of computer simulation confirm that this new approach is simpler and more effective than that given in the literature. Furthermore, these results also confirm that new CNN can be designed with CA rules and find a novel method to design CNN.

Key words Cellular Neural Network (CNN), Cellular Automata (CA), Shadow detector, Complex-valued weight

汪海明: 男, 1975 年生, 博士生, 主要研究方向: 图像处理, 神经网络与混沌理论, 电路与系统等.

郭仕德: 男, 1952 年生, 高级工程师, 主要研究方向: 遥感图像与图形信息处理.

余道衡: 男, 1939 年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会会士, IEEE 高级会员, 主要研究方向: 电路与系统, 信号与信息处理, 现代通信等.