

忆阻细胞神经网络在车牌定位中的应用

张凤清¹ 段书凯¹ 王丽丹¹ 胡小方²

(西南大学电子信息工程学院 重庆 400715)¹ (香港城市大学机械与生物医学工程系 香港 999077)²

摘要 将新型的电路元件忆阻器与传统细胞神经网络相结合,构建出体积小、功耗低、计算速度快的忆阻细胞神经网络。用该网络实现对车牌图像定位的预处理,对应的计算机仿真结果验证了方案的有效性。提出的忆阻细胞神经网络将提高硬件电路实现的集成度,同时也有利于车牌识别速度和效率的提高。

关键词 忆阻器,忆阻细胞神经网络,车牌定位,预处理

中图分类号 TN957.52 **文献标识码** A

Applications of Memristive Cellular Neural Network in Car License Plate Location

ZHANG Feng-qing¹ DUAN Shu-kai¹ WANG Li-dan¹ HU Xiao-fang²

(School of Electronic and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715, China)¹

(Department of Mechanical and Biomedical Engineering, City University of Hongkong, Hongkong 999077, China)²

Abstract Memristive cellular neural network(MCNN) was proposed in this paper, which combines novel nano-scale circuit device-memristor with cellular neural network(CNN). It has smaller size, lower power consumption and faster computation speed than that of traditional CNN. Then the MCNN was employed for preprocessing of car license plate location. The corresponding computer simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed system. This proposed MCNN is expected to be easier for the hardware implementation, useful for improving the speed and efficiency of the car license plate recognition.

Keywords Memristor, Cellular neural network, Car license plate location, Preprocessing

1 引言

1988年, Leon O. Chua在神经网络和细胞自动机的基础上提出了细胞神经网络(CNN)^[1]。CNN具有神经网络的主要特点,在图像处理和模式识别等领域有重要应用。针对图像处理,它具有突出优势:连续时间特点使其在数字领域具有实时信号处理能力;局部互联性使其适用于VLSI实现,并特别适合于高速并行处理;它的处理速度与图像规模无关。

1971年, Chua基于电路理论的完备性提出了忆阻器的概念^[2],称其为第四种基本电路元件。2008年惠普实验室的研究人员宣布实现了纳米忆阻器电子器件^[3],由此人们开始广泛关注并研究忆阻器的特性和应用潜能。忆阻器是一种无源二端电路元件,它的电阻值随流过它的电荷量的变化而变化,文章利用该特性来存储细胞间的连接权值,通过改变忆阻器阻值得到不同的克隆模块,构造新型的基于忆阻器的细胞神经网络(MCNN),这不仅有利于提高原CNN芯片^[4]的集成度及并行处理速度,而且能够降低其功能消耗。文章以MCNN在车牌识别中的应用为例,验证了MCNN在图像处

理方面的有效性。

车牌识别是智能交通系统中的重要组成部分,其流程主要包括车辆检测、图像采集、车牌定位、车牌识别。MCNN主要应用于车牌定位流程中的图像预处理过程,如图像的边缘检测、去噪等。现有车牌识别技术主要用各种算法来实现,其识别速度主要依赖于算法的复杂度以及计算机本身的处理能力,而MCNN可看作是一种高速并行微处理器,其处理速度远大于普通计算机的处理速度^[4],因此MCNN有望在很大程度上提高车牌识别的效率。本文第2节首先介绍CNN和忆阻器的理论基础以及特性,在此基础上提出MCNN;第3节介绍了MCNN用于图像处理的基本原理,并给出用MCNN进行车牌定位预处理的MATLAB仿真结果。

2 基于忆阻器的细胞神经网络

2.1 细胞神经网络

细胞神经网络由相同细胞电路单元在空间上规则排列而成,细胞只与最近邻居之间直接通信。最初Chua提出的细胞神经网络如图1所示^[1],这是一个二维的网络结构。每一

本文受国家自然科学基金(60972155, 61101233),重庆市自然科学基金(CSTC2009BB2305),中央高校基本科研业务费专项(XDJK2012A007, XDJK2010C023),重庆市高等学校青年骨干教师资助计划(渝教人[2011]65号),重庆市高等学校优秀人才支持计划(渝教人[2011]65号),教育部“春晖计划”科研项目(z2011148),中国博士后科学基金CPSF20100470116),重庆市高等教育教学改革研究重点项目(09-2-011),西南大学教育教学改革研究项目(2009JY053, 2010JY070)资助。

张凤清(1986-),女,硕士生,主要研究方向为忆阻器、信号与信息处理, E-mail: jessicazfq@163.com; 段书凯(1973-),男,博士后,教授,博士生导师,主要研究方向为忆阻器、非线性电路; 胡小方(1984-),女,博士,主要研究方向为自动控制。

个小的正方形被称为细胞,有连接的细胞之间具有相互作用。

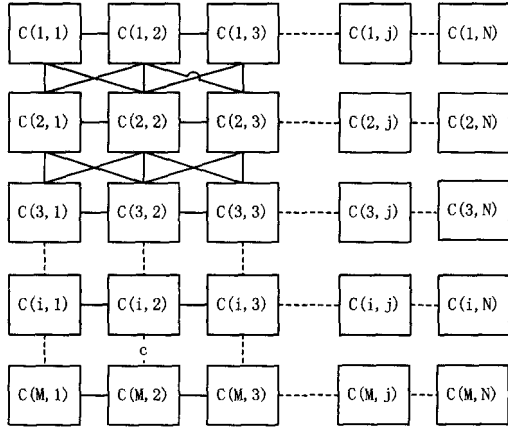


图1 一个二维的细胞神经网络

CNN 电路方程如下:

状态方程:

$$C \frac{dv_{xij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_x} v_{xij}(t) + \sum_{C(k,D) \in N_p(i,j)} A(i,j;k,l) v_{xkl}(t) + \sum_{C(k,D) \in N_p(i,j)} B(i,j;k,l) v_{xkl}(t) + I \quad (1a)$$

输出方程:

$$v_{xij}(t) = \frac{1}{2} (|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|) \quad (1b)$$

输入方程:

$$v_{xij} = E_{ij}, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (1c)$$

约束条件:

$$|v_{xij}(0)| \leq 1, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (1d)$$

$$|v_{xij}| \leq 1, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (1e)$$

参数假设:

$$A(i,j;k,l) = A(k,l;i,j), 1 \leq i, k \leq M; 1 \leq j, l \leq N \quad (1f)$$

$$C > 0, R_x > 0(\Omega)$$

式中, v_{xij} 被称为细胞的初始状态,并且假定其初始幅度小于或等于 1。 v_{xij} 表示细胞的输入电压,假定它的值为小于等于 1 的常数, v_{xij} 为输出电压。一个 CNN 的动态过程既有输出反馈,又有输入控制机制。其中输出反馈的影响取决于交互式参数 $A(i,j;k,l)$,而输入控制的影响取决于 $B(i,j;k,l)$ 。由于相邻系统的对称性,在(1f)的假设是合理的。

2.2 忆阻器

HP 纳米忆阻器模型^[5]中,忆阻值表示为:

$$R_{MEM}(x) = R_{ON}x(t) + R_{OFF}[1-x(t)] \quad (2)$$

式中, $x(t)$ 为:

$$x(t) = \frac{w(t)}{D} \in (0,1) \quad (3)$$

忆阻器电压和电流间的关系可以用欧姆定律表示:

$$v(t) = R_{MEM}(x) i(t) \quad (4)$$

式中, $D, w(t)$ 分别是忆阻器厚度和状态变量, $x(t)$ 为相对状态变量。当 $x(t) = 0$ 时, $R_{MEM} = R_{off}$; $x(t) = 1$ 时, $R_{MEM} = R_{on}$, 其变化率为:

$$\frac{dx}{dt} = k \cdot f(x) \cdot i(t) \quad (5)$$

式中, k 是常数, $k = \frac{\mu V R_{ON}}{D^2}$, 与材料本身的特性有关, $\mu V \approx 10^{-14} m^2 s^{-1} V^{-1}$ 称为杂质迁移率, $f(x)$ 为窗函数,有特性 $f(0)$

$= f(1) = 0$, 此处设^[6]:

$$f(x) = 1 - (2x - 1)^{2P} \quad (6)$$

式中, P 是一个正整数。

基于式(2)~式(6),建立忆阻器模型并进行特性分析。

图 2 显示了忆阻器在矩形波激励下的响应情况。

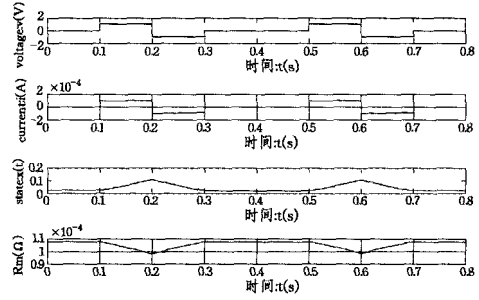


图2 矩形电压对忆阻器的影响

由图可知: $t = 0.1s$ 时,正电压开始作用,忆阻器阻值减小; $t = 0.2s$ 时,负电压开始作用,忆阻器阻值增加,忆阻器阻值的变化表明忆阻器是一种对流过它的电荷量(或磁通量)有记忆功能的非线性器件^[5],人们可以通过调节忆阻器两端电压幅度和时间来调节其阻值大小^[7]。本文基于忆阻器的这种特性实现 MCNN 的权值更新。

2.3 忆阻细胞神经网络

在细胞神经网络中,为了实现不同的应用,需要重置细胞间的连接权值模块(也叫克隆模板)^[8]。在传统 CNN 中,网络确定后连接权值固定,如果要实现其它应用,必须重建网络的权值部分。现用忆阻器实现 MCNN 中的连接权值部分,只需要改变忆阻器两端的电压就可以调节忆阻细胞神经网络(MCNN)的克隆模板元素值,实现多种应用。同时,忆阻器是一种纳米器件,将有助于提高 MCNN 的电路集成度。下面以 3×3 的细胞网络为例来展示 MCNN 的基本结构,如图 3、图 4 所示。将 CNN 细胞电路中受控电流源部分用基于忆阻器的压控电流源来代替,图 3 中显示了克隆模板大小为 3×3 的忆阻细胞神经网络(MCNN),其中淡蓝色菱形表示受邻域内细胞输入电压控制的电流源^[10],具体如图 4 所示。图 4 中,闭合开关 S ,调节忆阻器两端的外加电压 V_m 幅度和时间来改变 M_b 的阻值。断开开关,由于忆阻值已经改变,三极管的基极电流也发生相应变化,使受控电流源输出所需电流,实现细胞网络的不同功能。同理,浅粉色菱形表示受邻域细胞输出电压控制的电流源,电路中其它部分分别对应于 CNN 细胞电路图。其中,输出反馈交互参数 $A(i,j;k,l)$ 和输入控制交互参数 $B(i,j;k,l)$ 如图 5 所示^[9]。

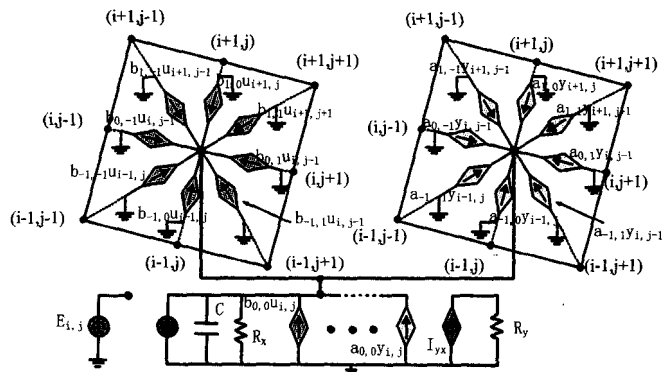


图3 3×3 的 MCNN

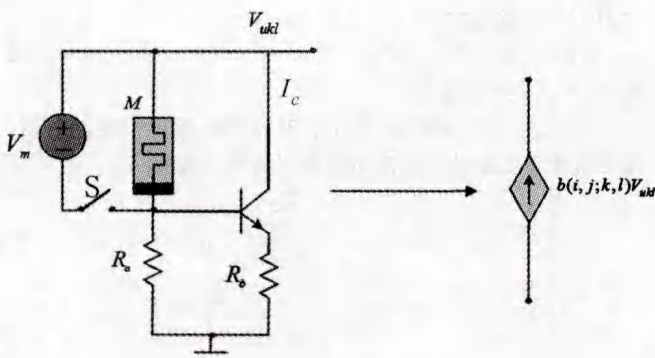


图4 单元细胞压控电流源等效示意图

$$A = \begin{bmatrix} a_{-1,-1} & a_{-1,0} & a_{-1,1} \\ a_{0,-1} & a_{0,0} & a_{0,1} \\ a_{1,-1} & a_{1,0} & a_{1,1} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} b_{-1,-1} & b_{-1,0} & b_{-1,1} \\ b_{0,-1} & b_{0,0} & b_{0,1} \\ b_{1,-1} & b_{1,0} & b_{1,1} \end{bmatrix}$$

图5 MCNN的反馈算子A和控制算子B

3 MCNN 用于图像处理

3.1 用 MCNN 进行图像处理的原理

特殊地,设定(1a)中 $t = nh$, 其中 h 是一恒定时间间隔,并用相应的微分形式近似 $v_{xij}(t)$ 的导数,由(1a)–(1f)公式及条件可以得到:

$$v_{xij}(n+1) = v_{xij}(n) + \frac{h}{C} \left[\frac{-1}{R_x} v_{xij}(n) + \sum_{C(k,D) \in N_r(G,J)} A(i,j;k,l) f(v_{uki}(n)) + I_{ij} \right], 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N(7)$$

式(7)可解释为一个二维滤波器^[10],用来将一幅图像(用 $v_x(n)$ 表示)转换为另一幅图像(用 $v_x(n+1)$ 表示)。该滤波器是非线性的,滤波器的特性由图5中的参数决定。从实际的角度来看,这个邻域总是选得尽可能小,一个典型的选择是 3×3 邻域。最终的输出图像依赖于初始图像 $v_{xij}(0)$ 和 CNN 的动态规则。因此,能用 MCNN 来获得初始图像在任何时间 t 的动态转换^[1]。

3.2 MATLAB 仿真

牌照识别主要包括定位车牌、分割车牌字符、识别字符、组成牌照号码输出。本文实验主要利用 MCNN 本身的权值可调特性,通过选择合适的克隆模块对车牌图像进行预处理,包括边缘检测、去噪等。通过 MATLAB 仿真并验证该方案的有效性,探讨 MCNN 在图像处理方面的优势。

3.2.1 边缘检测及去噪

边缘检测用来检测图像的亮度不连续性,提取图像的主要特征,是图像处理的基础。彩色图像边缘检测的信息较为丰富,除了亮度外,不同色调的边缘同样可以被检测出来。文章分层处理 R、G、B 各分量,然后将3个结果相加得到原图像的边缘检测^[12]。

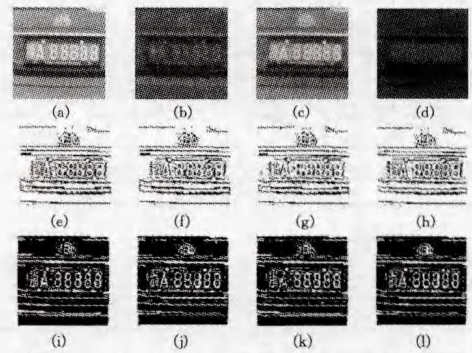
实验中采用文献[8]中的反馈和控制算子(A和B),大小均为 3×3 ,如图6所示,用三层 MCNN 对车尾彩色图像进行了边缘检测。

$$A = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

图6 MCNN的边缘检测模板

实验结果如图7所示,图中(e)–(g)和(i)–(k)对应为 R、G、B 单分量图的边缘检测结果;具有丰富的亮度和色调边

缘检测信息。图7(h)和(l)分别为 $I = -0.5A, t_{final} = 5\mu s$ 和 $I = 0.5A, t_{final} = 1000\mu s$ 时的最终边缘检测结果。



(a) 车尾彩色图;(b)–(d) 依次为原图的 R、G、B 单分量图;(e)–(h) $I = -0.5A, t_{final} = 5\mu s$, 依次为 R、G、B 单分量图以及相加合成的边缘检测结果;(i)–(l) $I = 0.5A, t_{final} = 1000\mu s$ 依次为 R、G、B 单分量图以及相加合成的边缘检测结果。

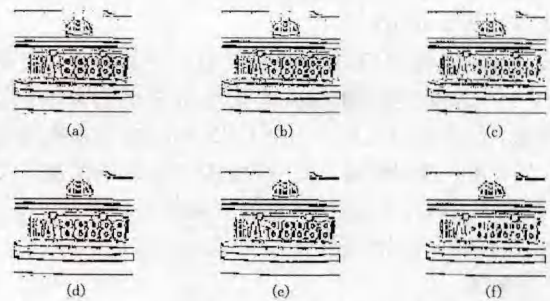
图7 边缘检测

实验结果(见图7(e)–(h))显示,用 MCNN 进行边缘检测时,不仅速度快,而且精度高,在原图中色差很小的地方,如车牌和车标志间间隙等处,均可检测出边缘。另外,对比子图(e)–(h)和(i)–(l)得出: I 为负值时边缘检测的效果更好,但是 I 为正值时,车牌号也很清晰。所以在实际应用中,根据图像的具体特征,选择合适的时间和 I 值(见式(1)),有助于得到更好的检测结果。

用 MCNN 对边缘检测结果降噪,有利于进一步识别图像,定位车牌。MCNN 的降噪模板以及去噪结果分别如图8、图9所示。

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

图8 MCNN的去噪模板



(a)–(c) 同图7(e)–(g)为原车尾图 R、G、B 分量灰度图的边缘检测结果;(d)–(f) 对应为(a)–(c)图的去噪结果。

图9 边缘检测结果去噪

图9中(d)–(f)更为清晰地显示了车尾图中车牌的具体位置及车牌内容,在此基础上选择合适的算法对车牌分析定位。

3.2.2 车牌提取

在定位车牌后,需要从原图像中提取车牌,从而对单个字符进行研究分析。文中通过设置 MCNN 的初始状态,从原图中提取出车牌部分。从 CNN 的状态方程本身可以看出, CNN 主要适用于二维图像(如二值图像、灰度图像)的处理。所以,实验中用 MCNN 分别对彩色图像的单分量灰度图进行目标对象提取,然后将各单分量图的提取结果相加得到提取

(下转第63页)

刻序列符号对,从而得到分离开混合信号的一条新的思路,同时初步有了较好的结果。当然每一个时刻估计出的符号对中信号的顺序问题仍是亟待解决的问题,这将是我們下一步探讨的重中之重。

参 考 文 献

[1] Heidari S, Nikias C I. Co-channel interference mitigation in the time-scale domain; the CIMTS algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Process, 1996, 44(9): 2151-2162

[2] Szu H H, Chanyagorn P, Kopriva I. Sparse coding blind source separation through powerline [J]. Neurocomputing, 2002, 28(1): 1015-1020

[3] Ghirmai T, Bugallo M F, Miguez J, et al. A sequential Monte Carlo method for adaptive blind timing estimation and data de-

tection[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(8): 2855-2865

[4] Cai Quan-wei, Wei Ping, Xiao Xian-ci. Single channel signal component separation using Bayesian estimation[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2007, 18(1): 33-39

[5] Tu Shi-long, Chen Shao-he, Zheng Hui, et al. Particle filtering based Single-channel Blind Separation of Co-frequency MPSK Signals[C]//International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication, 2007, Xiamen, China; IEEE Press, 2007: 582-585

[6] Liu K, Li H, Dai X, et al. Single Channel Blind Separation of Co-frequency MPSK Signals[C]// Communications, Internet, and Information Technology, 2006, St. Thomas, USVI, USA; ATTA Press, 2006: 42-46

(上接第 60 页)

的灰度图,并用“cat”函数级联得到三维 RGB 彩色图像。

实验仿真采用了如图 10 所示的模板^[12]。

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 8 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

图 10 MCNN 的选择对象提取模板

最终的提取结果如图 11(i)所示,实现了车牌提取。另外,从图 11(h)可以看出:将单分量图提取结果相加合成的目标对象灰度图像,也能很好地显示目标对象的特征。该仿真结果进一步验证了 MCNN 用于图像处理的优势。在此基础上,通过绘制所提取车牌的 R、G、B 分量灰度图的直方图,对车牌字符进行分割,并将每个字符的直方图与事先建立的车牌字符数据库(直方图)进行比对,进而识别车牌。

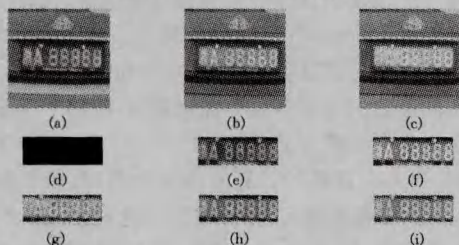


图 11 车牌提取

(a)~(c)依次为车尾彩色图像的 R、G、B 单分量;(d)为 CNN 网络的初始状态(车牌区域);(e)~(g)从(a)~(c)图中依次提取对应于(d)图黑色区域中的对象;(h)将单分量提取结果相加得到提取对象的最终灰度图;(i)用 matlab 中的“cat”函数将(e)~(g)图级联得到三维 RGB 彩色图像。

结束语 本文利用具有动态可变电阻的忆阻器来实现 CNN 中细胞间的连接权值,通过改变忆阻器两端的电压来调节忆阻细胞神经网络(MCNN)中反馈算子和控制算子的元素值,从而实现了 MCNN 网络的多种应用。进一步,用三层 MCNN 对车尾彩色图像进行边缘检测、噪声去除、车牌提取,实现了车牌定位识别的预处理。仿真实验验证了多层 MCNN 用于彩色图像处理的高效性,同时,显示了 MCNN 灵活可调的多应用性,并为大幅度提高 CNN 硬件实现^[4,13]集成度提供了新的思路。将 MCNN 硬件电路与车牌识别技术相结合,有望大幅度提高车牌的预处理及识别速度。

由于 MCNN 主要应用于图像处理,因此本文在说明基于

MCNN 进行车牌识别思路的基础上,重点突出 MCNN 的应用。接下来的工作中我们将建立车牌字符直方图数据库,完善车牌识别过程。

参 考 文 献

[1] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks; theory[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I, 1988, 35(10): 1257-1272

[2] Chua L O. Memristor-The missing circuit element [J]. IEEE Transactions on Circuit Theory, 1971, 18(5): 507-519

[3] Williams R S, Stewart D. How we found the missing memristor [J]. IEEE Spectrum, 2008: 29-35

[4] Roska T, Chua L O. The CNN Universal Machine; An Analogic Array Computer [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, Analog and Digital Signal Processing, 1993, 40(3): 163-173

[5] Strukov D, et al. The missing memristor found [J]. Nature, 2008, 453: 80-83

[6] Biolek Z, Biolek D, Biolkova V. SPICE model of memristor with nonlinear dopant drift [J]. Radio Engineering, 2009, 18(2): 210-214

[7] Yang J J, Pickett M D, Li X, et al. Memristive switching mechanism for metal/oxide/metal nanodevices [J]. Nature Nanotechnology, 2008, 3: 429-433

[8] 高士咏,段书凯,王丽丹. 忆阻细胞神经网络及图像去噪和边缘提取中的应用[J]. 西南大学学报:自然科学版, 2011, 33(11): 63-70

[9] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks; Applications [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I, 1988, 35(10): 1273-1290

[10] Itoh M, Chua L O. Memristor Cellular Automata and Memristor Discrete-Time Cellular Neural Networks [J]. International Journal of Bifurcation and Chaos, 2009, 19(11): 3605-3656

[11] Horn B K P. Robot vision [M]. Cambridge, MA: M. I. T. Press, 1986

[12] Gonzalez R C, Woods R E, 等. 数字图像处理: Matlab 版 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2008

[13] Wang L, Gyvez J P D, et al. Time Multiplexed Color Image Processing Based on a CNN with Cell-State Outputs [J]. IEEE Transaction on Very Large Scale Integration (VLSI) System, 1998, 6(2): 314-322