

文章编号: 1673-9868(2011)011-0063-08

忆阻细胞神经网络及图像去噪 和边缘提取中的应用^①

高士咏, 段书凯, 王丽丹

西南大学 电子信息工程学院, 重庆 400715

摘要: 结合忆阻器的记忆特征和细胞神经网络高效并行处理能力, 将忆阻器作为可编程连接权值, 提出了一种具有忆阻器特性的细胞神经网络. 计算机仿真验证了提出的忆阻细胞神经网络用于图像去噪和边缘提取的有效性.

关键词: 忆阻器; 细胞神经网络; 图像去噪; 边缘提取

中图分类号: TN957.52

文献标志码: A

1971 年, 蔡少棠先生基于电路完整理论, 在理论上提出了忆阻器, 指出它具有电阻、电容和电感都无法模拟的独特电气特性, 称它为第 4 种基本电路元件^[1]. 直到 2008 年, HP 实验室的研究人员发表文章宣称他们实现了忆阻器的物理模型^[2], 并公布了其物理结构, 第一次真正实现了忆阻器. 忆阻器具有的天然的记忆功能和纳米级的物理尺寸, 有望推动整个电路理论的变革, 将对很多产业产生巨大而深远的影响. 为了推进忆阻器的应用, 需要将其与合适的信息处理模型相结合. 蔡少棠于 1988 年根据细胞自动机和神经网络创造性地提出的细胞神经网络(cellular neural network, CNN)^[3]是理想候选模型之一, 它十分适用于定制超大规模集成电路和进行高速并行信号处理. 近些年来, CNN 的研究取得了很大发展, 已经被广泛应用于诸多领域^[4-9]. 不少研究者将忆阻器与一些现存的处理结构相结合, 但在应用和性能方面均存在着一些不足. 本文将忆阻器与细胞神经网络相结合, 使用适当的忆阻器模型作为细胞神经网络的连接权值, 使得细胞神经网络在进行图像处理时实现可编程连接权值, 并用仿真实验验证忆阻细胞神经网络的优势. 本方案可以使细胞神经网络的应用更加灵活, 集成度进一步提高, 以更小的体积高速并灵活地处理更加复杂的数据.

1 忆阻器模型

忆阻器是一种无源二端基本电路元件, 它的出现有望打破摩尔定律^[2,10], 由于其本身具有纳米级的尺寸, 如果把忆阻器和晶体管集成在一个集成芯片上, 不用缩小晶体管尺寸就可以显著地提高数字电路的性能. 同时忆阻器作为一个有记忆的电阻, 有记录自己历史的功能. 其阻值取决于供给电压的强度和极性, 以及已供给电压的时间长度. 即使断电, 无论是一天还是一年, 它都可以记录下它最近的阻值, 直至再给

① 收稿日期: 2011-01-04

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60972155, 61101233); 重庆市自然科学基金资助项目(CSTC2009BB2305); 中央高校基本科研业务费专项(XDJK2010C023); 中国博士后科学基金(CPSF20100470116); 西南大学博士科研资助项目(SWUB2008074); 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)的资助.

作者简介: 高士咏(1987-), 女, 河南南阳人, 2009 级硕士研究生, 主要从事信号与信息处理的研究.

通信作者: 段书凯, 教授, 副院长, 硕士生导师.

它通电. 因而具有学习权值(如 Hebb 学习)天然特性的忆阻器, 被提出作为神经网络中的突触权值^[11].

忆阻器模型电流和电压之间的关系可以描述如下:

$$v = M(q)i \quad (1)$$

或

$$i = W(\varphi)v \quad (2)$$

其中 M 和 W 分别称为忆阻器的忆阻和忆导, 用以下微分公式表示:

$$M(q) \triangleq \frac{d\varphi(q)}{dq} \quad (3)$$

或

$$W(\varphi) \triangleq \frac{dq(\varphi)}{d\varphi} \quad (4)$$

对于固定尺寸的物理模型, 有

$$v(t) = \left(R_{\text{ON}} \frac{w(t)}{D} + R_{\text{OFF}} \left(1 - \frac{w(t)}{D} \right) \right) i(t) \quad (5)$$

其中 $R_{\text{ON}}, R_{\text{OFF}}, D$ 是忆阻器的相关物理参数, 对于确定的忆阻器物理模型为常数; $w(t)$ 是依赖于时间的状态变量. 设 x 为相对状态变量, $x = w(t)/D$, 则忆阻器模型简化为

$$\frac{dx}{dt} = af(x)g(V) \quad (6)$$

其中 a 是常数, 与材料本身的特性有关. $f: [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}$ 为窗函数, $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 具有一定的功能. 基于已公布的实验数据, 假定 g 为一个多项式函数:

$$g(V) = V^q \quad (7)$$

其中 $q \in 2n-1$. 当 n 很大的时候, 一个很小反向电压就可以使导通状态变为截止, 其适合范围为 $n \in [14, 22]$ ^[12].

此外, $f(\cdot)$ 为窗函数, 令 $f(0) = f(1) = 0$, 表示为^[13]

$$f(x) = 1 - (x - \text{stp}(-i))^{2p} \quad (8)$$

其中: p 是一个正整数, i 是这个忆阻器电流, 并且

$$\text{stp}(i) = \begin{cases} 1 & i \geq 0 \\ 0 & i < 0 \end{cases} \quad (9)$$

$$R(x) = R_{\text{ON}}x + R_{\text{OFF}}(1-x) \quad (10)$$

根据等式公式(6)(10), 能够建立符合忆阻器特性的新忆阻器模型.

当激励不同时, 忆阻器会呈现不同的特性. 如果输入激励为频率高达 10^7 Hz 的正弦波时, 忆阻器的忆导曲线如图 1 所示. 这是一个典型的忆阻器模型, 它的 $i-\mu$ 曲线为“蝴蝶结状”的压缩滞后环, 忆阻器的阻值呈现明显的开关特性. 但是同时可以看出, 对于正弦输入下的忆阻器电流 I_{men} , 其非线性是显而易见的, 这一非线性在一些 CNN 应用中也许是有问题的, 因而如果将忆阻器融合到细胞神经网络中去, 还需要对此模型的工作模式进行改进.

2 细胞神经网络模型

近年来, 细胞神经网络受到了研究者的高度关注, 在图像处理和模式识别等方面的研究有了很大进展, 已经广泛应用于图像处理等诸多领域. 最初蔡少棠先生提出的细胞神经网络^[3]有如下细胞电路等式^[14]:

$$C \frac{dx_{ij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R}x_{ij}(t) + \sum_{C(k, l) \in \mathbb{N}_r(i, j)} A(i, j; k, l)f(x_{kl}(t)) + \sum_{C(k, l) \in \mathbb{N}_r(i, j)} B(i, j; k, l)u_{kl}(t) + I, \quad (11a)$$

$$1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N$$

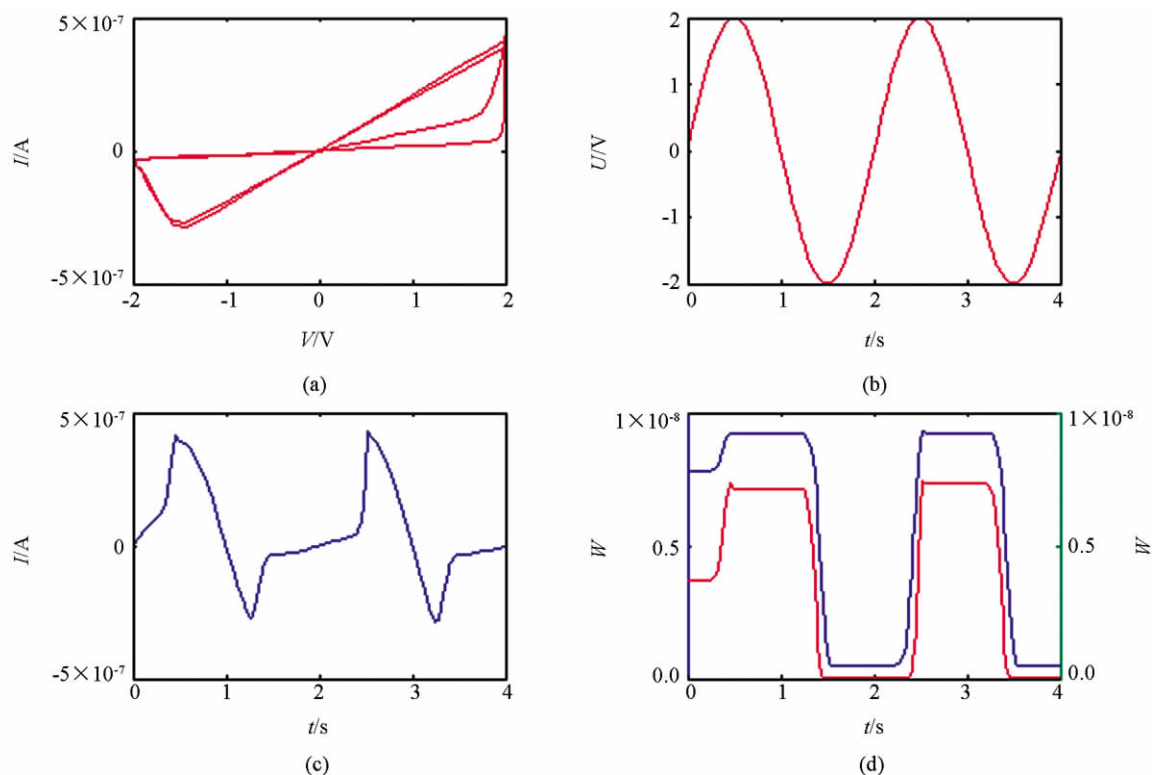
$$f(x_{ij}) = \frac{1}{2}(|x_{ij}(t) + 1| - |x_{ij}(t) - 1|), \quad (11b)$$

$$1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N$$

其中: $N_r(i, j)$ 表示细胞 (i, j) 在 $M \times N$ 范围内的邻域; $x_{ij}(t), u_{ij}, f(x_{ij})$ 分别为细胞 (i, j) 的状态、输入和输出. 其中:

(i) 一个细胞神经网络中的内细胞有相同的电路结构和元件参数. 内细胞有 $(2r+1)^2$ 个相邻细胞, r 为邻域半径. 一个细胞神经网络可以完全由电路中相关细胞的非线性差分方程组 (11a), (11b) 确定.

(ii) 输出反馈和输入控制机制均为 CNN 动态特性. 输出反馈效应依赖于交互参数 $A(i, j; k, l)$, 输入控制效应依赖于 $B(i, j; k, l)$. 所以, 有时把 $A(i, j; k, l)$ 作为反馈算子, $B(i, j; k, l)$ 作为控制算子, 矩阵 A, B 中元素称为克隆模板的连接权值.



其中(a) $i-u$ 特性曲线, 忆阻器特有的蝴蝶结状的压缩滞后环. (b) 为正弦输入电压. (c) 为在正弦输入电压下得到的流曲线. (d) 为忆阻器状态变量 w 随时间变化曲线.

图 1 正弦激励下忆阻器特性曲线

细胞是 CNN 的基本电路单元, 与细胞自动机一样, 整个网络可理解为大规模电路(即细胞)空间规律性复制的集合, 每个细胞直接与最邻近细胞进行相互通信. 在进行通信过程中就涉及大量的权值连接, 通过设置权值的大小形成不同的模板, 能够实现 CNN 的各种处理应用.

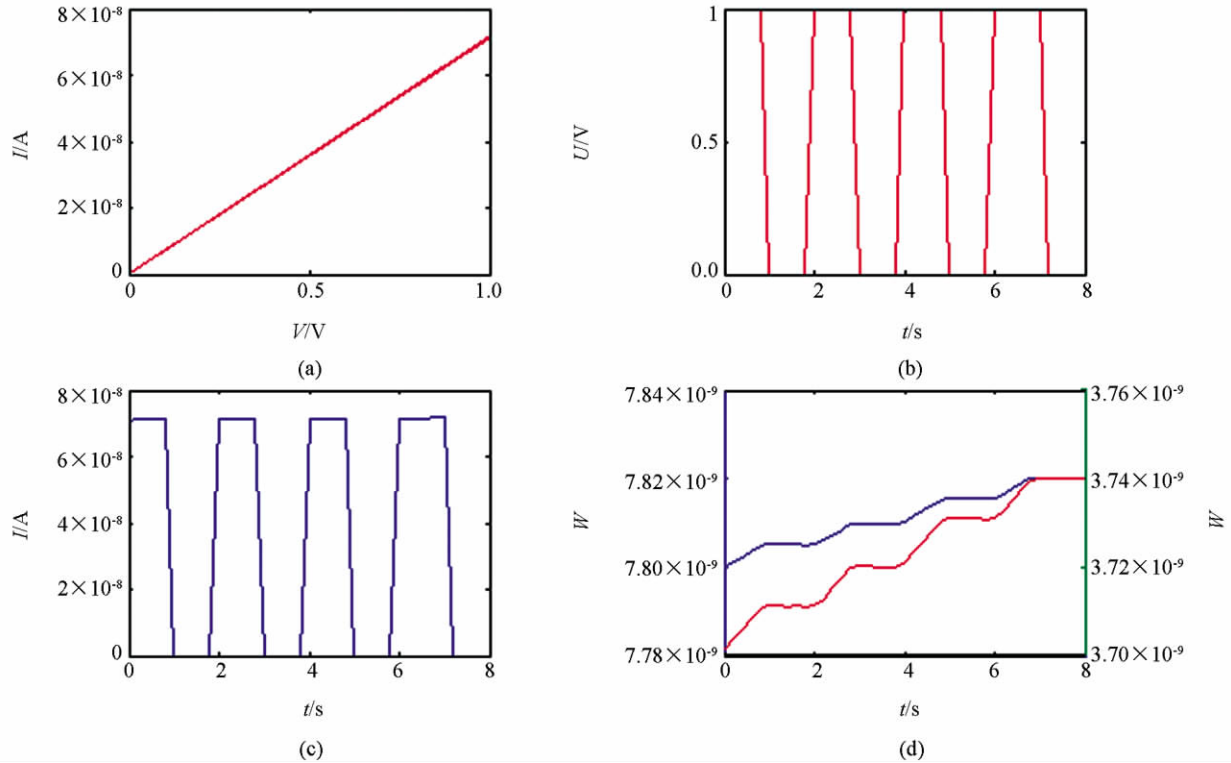
在传统的细胞神经网络中, 激活函数 $f(\cdot)$ 为一个分段线性函数, 文献[3]中激活函数经过证明可以使细胞神经网络稳定:

$$v_{yij}(t) = \frac{1}{2}(|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|) \quad (12)$$

3 忆阻细胞神经网络

在传统细胞神经网络中, 为了实现不同的应用, 通常需要重置克隆模板的连接权值. 连接权值需要用乘法器实现, 电路结构复杂, 且在某一网络的繁殖模板中是固定的, 如果要进行其他的应用, 就必须重建网络才能改变连接权值. 基于上述情况以及忆阻器模型的优势, 考虑将忆阻器作为细胞神经网络的可编程连接权值. 但还需要针对忆阻器中存在的非线性问题进行分析. 当忆阻器输入激励为矩形波时, 其忆导曲线为阶梯状(图 2). 即当输入为零或者很小的电压值时, 阻值会保持稳定^[15-19], 这证明使用适当的电压可以使忆阻器保持稳定的连接权值.

然而, 由于忆阻器是非线性元件, 每给一个大小相同的脉冲, 忆阻器的忆导增加并不相等, 用脉冲实现对细胞神经网络模板的修改并不方便. 由图 3 可以看出, 当输入电压为恒定时, 忆导值在一定范围内就基本为线性变化. 据此, 可以通过控制输入激励的时间长度来改变忆阻器的忆导, 进而修改 CNN 连接权值. 即可以用外加电压对忆阻器的忆导进行修改, 然后使外加电压为 0 后, 接入细胞神经网络, 作为相邻细胞的连接权值, 进行图像处理.



(a) $i-\mu$ 特性曲线, 为蝴蝶结状压缩滞后环, 现压缩为直线. (b) 矩形脉冲输入电压. (c) 在矩形脉冲输入电压下得到的流曲线. (d) 忆阻器状态变量 W 随时间变化曲线.

图 2 矩形脉冲激励下忆阻器特性曲线

在传统细胞神经网络中, 相邻细胞的输出电压通过一个乘法器进行加倍, 即细胞中的压控电流源如图 4(a) 所示. 相邻细胞的输出电压通过一个放大器增益, 实现权值相乘, 影响细胞状态输入, 然后进行相互作用. 但是乘法器体积大, 转换速度慢, 且不能进行修改. 本模型将忆阻器替代乘法器, 实现相邻细胞间的连接权值, 建立新的细胞神经网络模型. 单元细胞的压控电流源部分如图 4(b) 所示, 当开关 W_1 和 W_3 闭合, W_2 和 W_4 断开, 通过电压源 U 改变忆阻器 M 的忆导; 然后 W_1 和 W_3 断开, W_2 和 W_4 闭合, 相邻细胞的输出电压通过一个忆阻器, 实现权值相乘, 影响细胞状态输入. 如果需要更换模板, 再次闭合开关 W_1 和 W_3 , 断开 W_2 和 W_4 , 通过电压源 U 改变忆阻器 M 的忆导至新的模板连接权值即可完成更换模板.

连接权值即为等式(11a)中的矩阵 A 和 B , 我们只需要将矩阵中的固定常数用忆阻器的忆导来表达, 并调整相应值使等式(11a)成立. 当需要修改模板时, 先施加直流激励, 得出每个忆阻器的忆导:

$$\frac{dx}{dt} = \frac{u_v R_{on}}{D^2} f(x) u^q \quad (13)$$

其中

$$f(x) = \begin{cases} 1 - (x-1)^{2p} & u > 0 \\ 1 - x^{2p} & u \leq 0 \end{cases} \quad (14)$$

计算得出状态变量 x 后, 计算出忆阻值, 使之满足模板中连接权值:

$$R(x) = R_{ON}x + R_{OFF}(1-x) \quad (15)$$

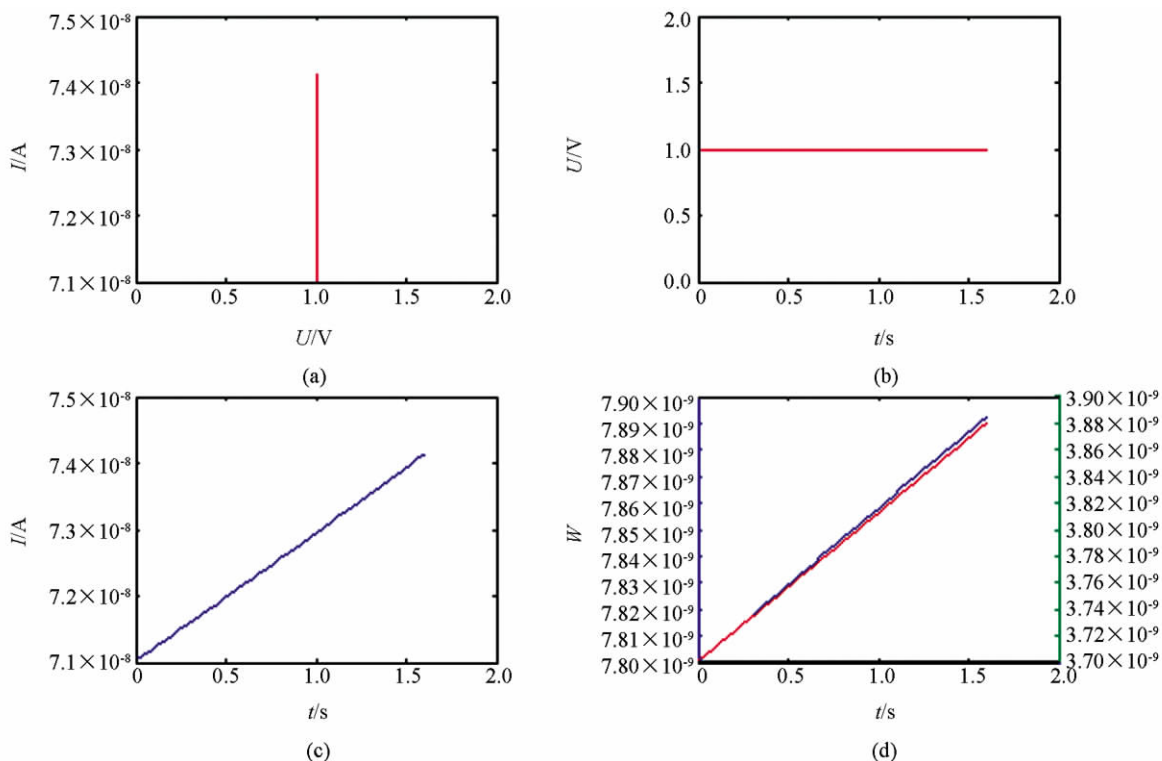
在忆阻细胞神经网络中, 应用所得模板:

$$C' \frac{dv_{xij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R} v_{xij}(t) + \sum_{C(k,l) \in N_p(i,j)} A'(i,j;k,l) v_{ykl}(t) + \sum_{C(k,l) \in N_p(i,j)} B'(i,j;k,l) v_{ukl}(t) + I' \quad (16)$$

其中 A', B' 为 3×3 模板矩阵, 每个元素记为 $A'(m, n), B'(m, n), m, n \in [1, 3]$, 则

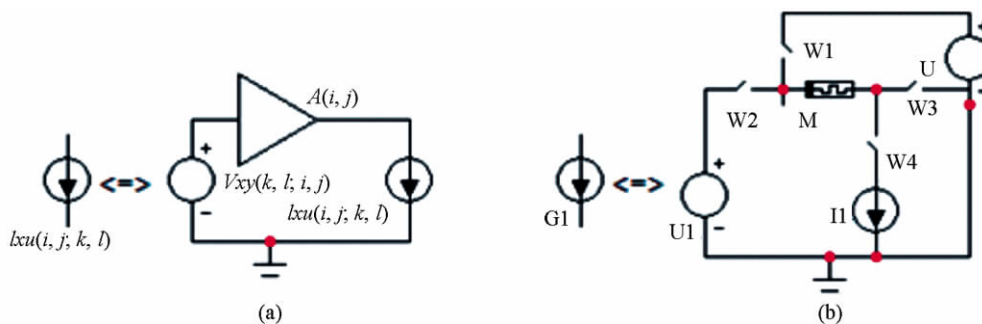
$$A'(m, n) = R_{amn}; B'(m, n) = R_{bmn} \quad (17)$$

其中 R_{amn}, R_{bmn} 分别为相邻细胞连接上的忆阻器的终值。由式(13)–(17)可以建立忆阻细胞神经网络模型。当需要修改模板时(图 4(b)), 闭合开关 W1 和 W3, 断开 W2 和 W4, 调节忆阻器两端驱动电压, 使之达到所需, 即可完成模板修改。本模型使用控制忆阻器两端电压时间长短来改变忆阻器的值, 由于忆阻器的天然记忆的特性, 当驱动电压为 0 或很小时, 忆阻器的阻值就固定下来, 完成了对模板的修改, 进而用新得到的忆阻细胞神经网络进行处理。



(a) $i-\mu$ 特性曲线. (b) 直流输入电压. (c) 在直流电压输入下得到的电流曲线. (d) 忆阻器状态变量 W 随时间变化曲线.

图 3 直流激励下忆阻器特性曲线



(a) 传统 CNN 单元压控电流源; (b) 带忆阻器 CNN 单元压控电流源.

图 4 CNN 单元压控电流源示意图

4 仿真实验

根据公式(13)–(17),在 Matlab 中建立忆阻细胞神经网络模型,得到基于忆阻器的细胞神经网络的稳定性分析^[3],实验结果与传统 CNN 完全相同,网络输出可以在 4.5×10^{-6} s 内达到了稳定(图 5).因而可以基于这种稳定的网络进行图像处理.

4.1 图像去噪

根据文献[21]所提供的模板 A 和 B(图 6(a)),并设 $I=0$, 对一个二值图像进行去噪处理. 参见图 4(b), 首先闭合开关 W1 和 W3, 断开 W2 和 W4, 通过电压源 U 改变忆阻器的忆导, 得到如图 6(a)所示的模板 A 和 B; 然后 W1 和 W3 断开, W2 和 W4 闭合, 相邻细胞的输出电压通过一个忆阻器, 实现权值相乘, 影响细胞状态输入, 实现对一个添加了随机噪声的汉字进行处理, 图 6(b)展示了对一幅添加了高斯噪声的汉字进行处理的结果. 原图形为一个 15×15 的二值图像, 如图 6(b)左上角所示. 将原图像添加均值为 0, 方差为 0.02 的高斯噪声后作为输入图像, 用如图 6(a)中 A, B 所示的 3×3 的控制算子和反馈算子进行处理. 图 6(b)显示了处理过程中在时间 $t=10, 20, \dots, 60$ 的网络输出, 展示了一幅被噪声污染的图像通过忆阻细胞神经网络去噪的过程, 从最后网络输出的图像来看, 忆阻细胞神经网络可以有效去除噪声, 将被污染的图像还原.

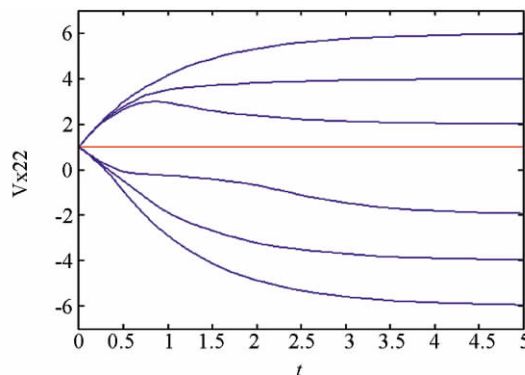


图 5 基于忆阻器的细胞神经网络稳定性分析

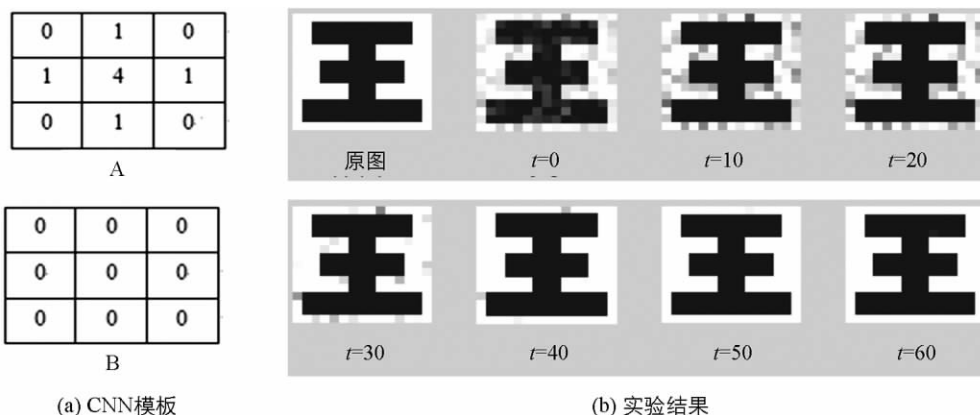


图 6 基于忆阻器的细胞神经网络汉字去噪

4.2 边缘提取

根据文献[19]所提供的模板 A 和 B(如图 7(a)所示), 且 $I=-0.5$, 对一个二值图像进行处理. 参见图 4(b), 由于此前使用的是去除噪声的模板, 需要更换为图 7(a)所示边缘提取模板, 因而先闭合开关 W1 和 W3, 断开 W2 和 W4, 通过电压源 V 改变忆阻器 M 的忆导, 构成边缘提取的模板, 即得到如图 7(a)所示的模板 A 和 B; 然后 W1 和 W3 断开, W2 和 W4 闭合, 相邻细胞的输出电压通过一个忆阻器, 实现权值相乘, 影响细胞状态输入, 实现对一个菱形进行边提取. 图 7(b)展示了处理结果, 左上角图像为一个 25×25 的二值图像, 即为输入图像, 用如图 7(a)中 A, B 所示的 3×3 的控制算子和反馈算子进行处理. 图 7(b)显示了处理过程中在时间 $t=10, 20, \dots, 80$ 的网络输出, 展示了一个菱形通过忆阻细胞神经网络进行边缘提取的过程, 从最后网络输出的图像来看, 忆阻细胞神经网络可以有效进行边缘提取.

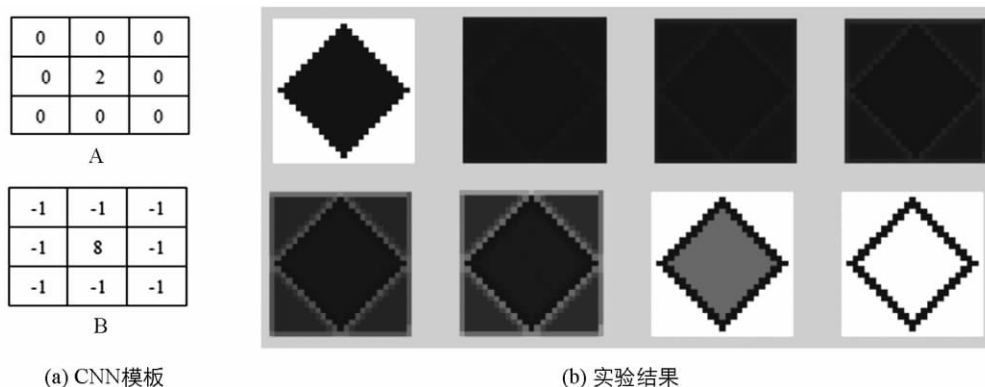


图 7 忆阻器细胞神经网络进行边界提取

5 结 论

本文详细介绍了忆阻器和细胞神经网络, 并探讨忆阻器与细胞神经网络的有效结合机制, 提出了一种将忆阻器作为相邻细胞连接权值的细胞神经网络. 忆阻细胞神经网络集成度高, 模板的修改灵活简单, 可应用于更广泛的领域. 最后对提出的忆阻细胞神经网络进行仿真, 展示了其在图像处理中的应用. 本文所提出的模型将忆阻器与合适的信息处理模型极好的结合起来, 这种高效的神经网络必将在图像处理和相关领域中具有巨大的应用价值.

参考文献:

- [1] CHUA L O. Memristor The Missing Circuit Element [J]. IEEE Transactions on Circuit Theory, 1971, 18(5): 507—519.
- [2] STRUKOV D. The Missing Memristor Found [J]. Nature, 2008, 453: 80—83.
- [3] CHUA L O, YANG L. Cellular Neural Networks: Theory [J]. IEEE Transactions Circuits and Systems I, 1988, 35(10): 1257—1272.
- [4] TAO YANG. Cellular Neural Network and Image Processing [M]. Hew York: Nova Science Publisher, 2002.
- [5] CHUA L O, PATRICK THIRAN. An Analytic Method for Designing Simple Cellular Neural Networks [J]. IEEE, Transactions on Circuits and Systems, 1991, 38(11): 1332—1341.
- [6] MATSUMOTO T, CHUA L O, FURUKAMA R. CNN Cloning Template: Hole-Filler [J]. IEEE, Transactions on Circuits and Systems, 1990, 37(5): 635—638.
- [7] ROSKA T, BORUS T, RADVANYI A. Detecting Moving and Sanding Objects Using Cellular Neural Networks [J]. International Journal of Circuit Theory and Applications, 1992, 20(5): 613—628.
- [8] SALOT K. Cellular Neural Network Design for Solving Specific Image-Processing Problems [J]. International Journal of Circuit, Theory and Applications, 1992, 20(5): 629—637.
- [9] SUZUKI H, MATSUMOTO T, CHUA L O. A CNN Handwritten Character Recognizer [J]. International Journal of Circuit Theory and Applications, 1992, 20(5): 601—612.
- [10] WILLIAMS R S, STEWART D. How We Found the Missing Memristor [J]. IEEE Spectrum, 2008(12): 29—35.
- [11] SNIDER G S. Self-organized Computation with Unreliable, Memristive Nanodevices [J]. Nanotechnology, 2007, 18: 1—13.
- [12] YANG J J, PICKETT M D, LI X, et al. Memristive Switching Mechanism for Metal/Oxide/metal Nanodevices [J]. Nature Nanotechnology, 2008, 3(7): 429—433.
- [13] ZDENĚK BIOLEK, DALIBOR BIOLEK, BIERA BIOLKOVÁ. SPICE Model of Memristor with Nonlinear Dopant Drift [J]. Radioengineering, 2009, 18(2): 210—214.
- [14] PINAKI MAZUMDER, SING-RONG LI, EBONG E. Tunneling-Based Cellular Nonlinear Network Architectures for Image Processing [J]. IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, 2009, 17(4): 487—495.

- [15] 胡小方, 段书凯, 王丽丹, 等. 忆阻器交叉阵列及在图像处理中的应用 [J]. 中国科学 F 辑: 信息科学, 2011, 41(4): 500—512.
- [16] 胡小方, 段书凯, 王丽丹, 等. 脉冲控制忆阻模拟存储器 [J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(5): 642—647.
- [17] 何鹏飞, 王丽丹, 段书凯, 等. 忆容器的 Simulink 模型及其主要特性分析 [J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(5): 648—651.
- [18] CHUA L O, YANG L. Cellular Neural Networks: Applications [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1988, 35(10): 1273—1290.
- [19] CHUA L O, TAMÁS ROSKA. Cellular Neural Networks and Visual Computing [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2002.

On Memristive Cellular Neural Network and Its Applications in Noise Removal and Edge Extraction

GAO Shi-yong, DUAN Shu-kai, Wang Li-dan

School of Electronics and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715, China

Abstract: The 4th fundamental circuit element-memristor has received significant attention since a real device was recently demonstrated for the first time. The study on memristors will bring about a revolution in circuit theory and even a change in our lifestyle. The hybrid of the CNN (cellular neural network) scheme and the memristor will greatly expand the applications of the memristor. In this paper, we consider using memristors to implement the neighborhood connections of a CNN base on the memory characteristics of memristors and cellular neural network, which is parallel and highly efficient in data processing. This proposed scheme is a special cellular neural network with the property of the memristor. A series of computer simulations have verified the effectiveness of the proposed scheme in noise removal and edge extraction.

Key words: memristor; cellular neural network; noise removal; edge extraction

责任编辑 潘春燕