

基于忆阻器的spiking神经网络在图像边缘提取中的应用*

刘玉东 王连明†

(东北师范大学物理学院, 长春 130024)

(2013年12月5日收到; 2014年1月16日收到修改稿)

根据生物视觉系统的功能原理, 用忆阻器模拟生物突触, 结合忆阻器的记忆特性和spiking神经网络的高效处理能力, 构造了一种可用于图像边缘提取的三层spiking神经网络模型, 该网络用忆阻器电导的变化量来表征图像边缘信息. 仿真结果表明, 该方法的边缘提取结果具有连续性、光滑性、低误检漏检性和边缘定位准确性. 该神经网络的处理过程符合生物信息处理机制, 为视觉系统的仿生实现提供了新的思路.

关键词: spiking神经网络, 忆阻器, 突触, 图像边缘提取

PACS: 05.45.-a, 87.85.dq, 95.75.Mn, 81.05.Bx

DOI: 10.7498/aps.63.080503

1 引言

人工神经网络是一种模仿生物神经系统行为特征、进行分布式并行信息处理的数学模型^[1,2]. spiking神经网络(spiking neural network, SNN)作为第三代人工神经网络模型, 由于其更符合生物信息处理机制, 因而近年来成为神经网络领域的研究热点.

近年来, 许多研究者均证实了忆阻器与生物突触具有极大的相似性, 且满足脉冲时间相关的可塑性(spike time dependent plasticity, STDP)学习规则, 将它应用于人工突触具有很大潜力^[3,4]. 忆阻器是一种可记忆电阻器, 它的电阻值会随外加电压的变化而变化, 断电保持阻值, 这使得低功耗的处理和存储成为可能^[5]. Afifi等^[6]研究了基于忆阻器交叉阵列的脉冲神经形态学网络中的STDP规则. Pershin和Di Ventra^[7]实现了基于忆阻神经网络的联想记忆算法.

根据生物视觉系统原理, 本文提出一种基于忆阻器和spiking神经网络模型的三层视觉仿生神

经网络系统, 并将其应用于图像的边缘提取. 该网络用忆阻器模拟生物突触的记忆特性, 用忆阻器电导的变化量表征了图像的边缘信息, 并通过MATLAB软件仿真验证其准确性.

2 Spiking神经网络和STDP规则

相较于前两代神经网络, 基于spike脉冲发放神经元的spiking神经网络更接近生物神经网络的结构和信息处理机制, 对信息处理表现出极大的灵活性和自适应性^[8]. 借助于神经科学的研究, 人们可以精确地建立基于spike脉冲发放时间的神经网络模型^[9], 这种新型的神经网络采用精确的脉冲编码, 拥有更强的计算能力^[10].

spiking神经网络主要由神经元和突触连接构成: spike神经元的实质是当神经元膜电压到达某一阈值, 那么该神经元向外发送spike脉冲信号, 并进入恢复期; 突触接收来自神经元的spike脉冲信号, 并更新权值^[8]. 如图1所示, 两个神经元通过突触连接起来, 当突触前后神经元发放的spike信号存在时间差, 则修正突触连接强度, 或增强或减

* 国家自然科学基金(批准号: 21227008)和吉林省科技发展计划(批准号: 20130102028JC)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: wanglm703@nenu.edu.cn

弱. STDP 规则是比较普遍的突触修正规则, 它体现了突触前后神经元的脉冲发放时间对突触效能的作用.

在神经系统科学中, 突触可塑性是指神经细胞间的连接, 即突触的强度可调节性^[10]. 如图 2 所

示, 神经元 j 的脉冲发放时间先于神经元 i , 即 $t_j^{\text{pre}} < t_i^{\text{post}}$, 则神经元 i, j 之间的连接 $G(j \rightarrow i)$ 会增强, 突触权值变大; 反之, 神经元 j 的脉冲发放时间滞后于神经元 i , 即 $t_j^{\text{pre}} > t_i^{\text{post}}$, 则神经元 i, j 之间的连接 $G(j \rightarrow i)$ 会减弱, 突触权值变小.

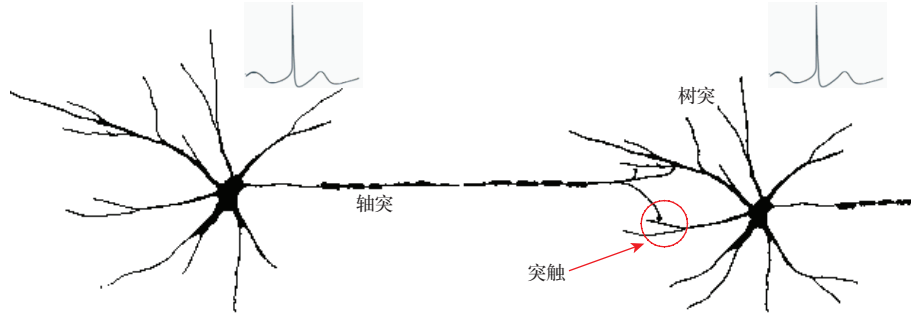


图 1 两个神经元之间的连接示意图

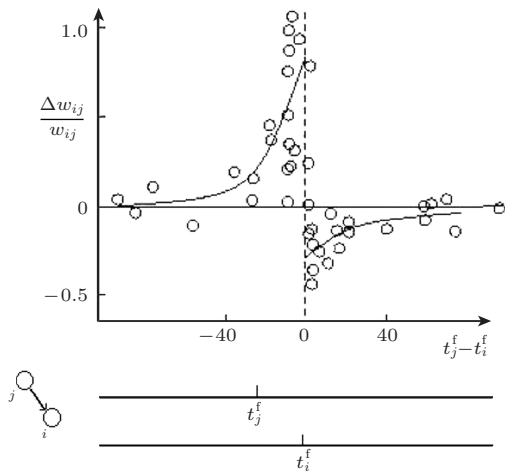


图 2 STDP 学习窗

3 忆阻器模型

早在 1971 年, 华裔科学家蔡少棠在研究电荷、电流、电压、磁通量之间的关系时提出忆阻器的概念. 直到 2008 年, 惠普实验室在纳米尺度下成功制作出了基于半导体材料的忆阻器实物^[11]. 忆阻器的物理模型^[12-14]如图 3 所示, 它主要由两部分组成: 掺杂区(包含大量的氧空位, 电导率大)和非掺

杂区(不含氧空位, 电导率小), 其中 $w(t)$ 表示掺杂区宽度, D 表示掺杂区和非掺杂区的总宽度.

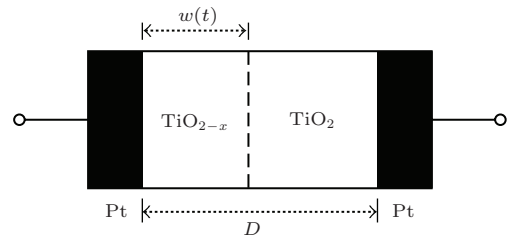


图 3 惠普忆阻器物理模型

根据惠普忆阻器的数学模型^[11], 可以得到如下忆阻器电阻值计算公式:

$$M(t) = R_{\text{on}} \frac{w(t)}{D} + R_{\text{off}} \left(1 - \frac{w(t)}{D} \right), \quad (1)$$

$$w(t) = \mu_v \frac{R_{\text{on}}}{D} q(t), \quad (2)$$

其中, $M(t)$ 表示忆阻器总的有效电阻, 掺杂系数 $\mu_v = 10^{-14} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{V}^{-1}$. 当 $w = D$ 时, 忆阻器的阻值最小, 记为 R_{on} ; 当 $w = 0$ 时, 忆阻器的阻值最大, 记为 R_{off} . 根据伯努利动力学分析, 可以得到忆阻器的磁通量控制模型^[14,15], 其中电荷与磁通量的关系公式如下:

$$q(t) = \begin{cases} \frac{\varphi(t) - c_1}{R_{\text{off}}} & (\varphi(t) < c_3) \\ \frac{\sqrt{2k\varphi(t) + M^2(0)} - M(0)}{k} & (c_3 \leq \varphi(t) < c_4), \\ \frac{\varphi(t) - c_2}{R_{\text{on}}} & (\varphi(t) \geq c_4) \end{cases}, \quad (3)$$

其中, $k = (R_{\text{on}} - R_{\text{off}})\mu_v R_{\text{on}}/D^2$, $c_1 = -(R_{\text{off}} - M(0))^2/(2k)$, $c_2 = -(R_{\text{on}} - M(0))^2/(2k)$, $c_3 = (R_{\text{off}}^2 - M^2(0))/(2k)$, $c_4 = (R_{\text{on}}^2 - M^2(0))/(2k)$; $M(0)$ 表示忆阻器的初始电阻, $\varphi(t)$ 表示磁通量. 如果用 $G(t)$ 表示忆阻器电导值, 则将 (3) 式代入 (2) 式, 并结合 (1) 式可得

$$M(t) = \frac{1}{G(t)} = \begin{cases} R_{\text{off}} & (\varphi(t) < c_3) \\ \sqrt{2k\varphi(t) + M^2(0)} & (c_3 \leq \varphi(t) < c_4) \\ R_{\text{on}} & (\varphi(t) \geq c_4) \end{cases} \quad (4)$$

忆阻器中游离的氧空位就像突触中的神经递质, 能够传递信息并且保存记忆. 当忆阻器两端有外加偏压时, 掺杂区的氧空位会在电场的作用下发

生离子漂移, 引起掺杂区和非掺杂区的边界移动, 从而改变忆阻器的有效电阻 [16]. 当外加偏压为正时, 掺杂区增大而非掺杂区减小, 忆阻器总的有效电阻减小; 反之, 当外加偏压为负时, 掺杂区减小而非掺杂区增大, 忆阻器总的有效电阻增大; 当电压消失时, 氧空位停止漂移, 掺杂区与非掺杂区的比例保持不变, 从而忆阻器总的有效电阻保持不变, 因此具有记忆功能 [17].

忆阻器的记忆功能与生物突触的记忆功能非常相似, 因此, 在神经网络的电路实现研究中, 用忆阻器代替突触具有广泛的应用前景, 也是目前研究的热点 [6]. 可以用忆阻器的电导值表示突触的连接强度, 忆阻器的电导变化量计算公式可由 (4) 式推导出:

$$\frac{dG(t)}{d(t)} = \begin{cases} [2k\varphi(t) + M^2(0)]^{(-3/2)} \times (-k) \times \frac{d\varphi(t)}{dt} & (c_3 \leq \varphi(t) < c_4) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases}, \quad (5)$$

忆阻器电导的变化量和忆阻器两端电压的关系曲线如图 4 所示, 电导变化量 ΔG 随着电压 V 的增加而增加. 如果将忆阻器两端的电压 V 视为神经网络中的突触膜电压 $V(t)$, 则忆阻器电导的变化量可以合理地描述成突触的权值更新.

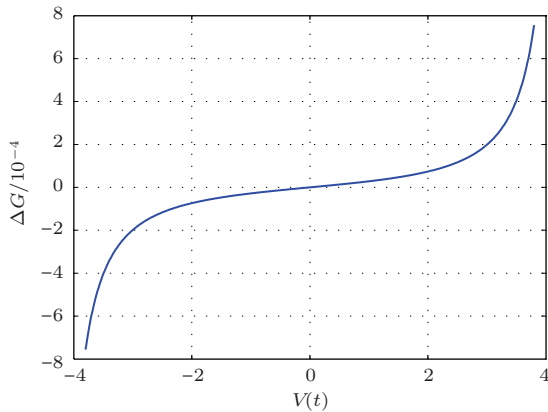


图 4 忆阻器两端电压与电导变化量的关系

4 基于生物视觉系统模型的神经网络构建

生物视觉系统的基本原理是视网膜上的感光细胞接收外界的图像信息后, 将这些信息转换成神经冲动传递给大脑进行处理.

基于生物视觉系统原理 [18], 本文采用忆阻器

和 spike 神经元构造了一个三层的图像处理神经网络模型, 该模型主要包括: 信息编码层、处理层和输出层, 如图 5 (左) 所示. 信息编码层主要接收外部输入图像, 并将其转化为具有不同发放时间的 spike 脉冲序列; 处理层主要将上一层输出的 spike 序列送入由忆阻器和神经元组成的处理网络; 输出层则将处理层的处理结果以图像的形式输出. 具体流程如下.

1) 信息编码层用于将原始图像信息转化成一系列 spike 脉冲. 本文采用线性编码方式将图像像素灰度值转化成脉冲发放时间, 如 (6) 式所示, 其中, p 表示像素灰度值, T_{max} 表示最长的脉冲发放时间. 这种编码特点使图像的灰度值与脉冲发放时间成正比, 像素灰度值越小, 越早发放, 像素值越大, 越晚发放. 设图像大小为 $n \times n$, 那么相对应的信息编码层就有 $n \times n$ 个神经元, 运用线性编码方法, $n \times n$ 个像素点就转化成 $n \times n$ 个脉冲序列, 这里 T_{max} 取 20 ms.

$$t = \frac{p}{255} T_{\text{max}}. \quad (6)$$

2) 处理层采用了局部互连的神经网络结构, 如图 5 (右) 所示, 由忆阻器模拟生物突触的作用, 将某个神经元与其周围的八个神经元相连, 神经元将信息编码层输出的脉冲序列转换成 spike 电压信号, 并基于 STDP 规则更新忆阻器电导值 [3]. 忆阻器电

导的变化量与其两端电压的关系可由(5)式得出, 其中, $\frac{d\varphi(t)}{dt} = v(t)$.

3) 由于忆阻器电导的变化量可以表示图像的边缘信息, 因此, 处理层通过输出忆阻器电导的变化量, 就可以表示对图像边缘提取的结果. 若忆阻器的初始电导值相同, 那么当前的电导值就可以表示图像的边缘信息.

5 实验结果

本文在 MATLAB 仿真环境下, 利用上述基于忆阻器的三层 spiking 神经网络模型对大小为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 的灰度图像进行边缘提取. 信息编码层、处理层和输出层均由 256×256 个神经元组成.

首先, 以渐变的横条纹和竖条纹图像为处理对象, 图6和图7的(b), (c), (d), (e) 4个子图分别用图像展示了对横条纹和竖条纹图像处理后输出层的输出结果, 也就是4个方向上忆阻器的电导的变化量. 根据前面的分析, 忆阻器的电导变化量实际上体现了与之相连的两个像素的灰度差异, 因此, 不同方向上所有电导的变化量就可以体现该方向

上的图像边缘信息. 所以, 本网络用于图像边缘提取时具有很好的方向性.

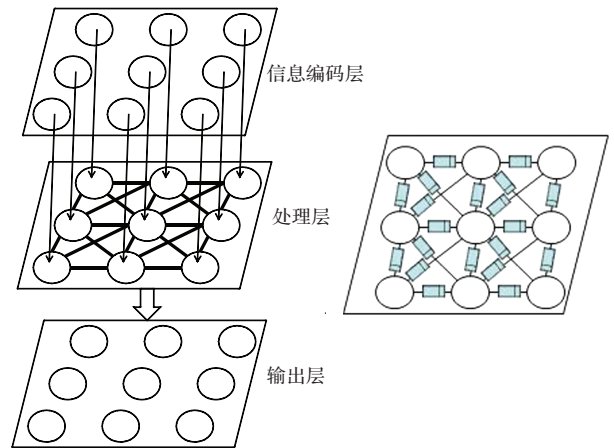


图5 基于忆阻器的 spiking 神经网络模型

其次, 将本网络用于 Lena 图像的边缘提取, 4个方向的边缘提取结果分别如图8(b)—(e) 所示. 图9(a) 是将4个方向提取结果融合之后的图像. 图9(b) 是对图9(a)做二值化处理后的结果. 由提取结果可见, 本文所采用的方法提取的边缘连续、清晰并且误检和漏检率低.

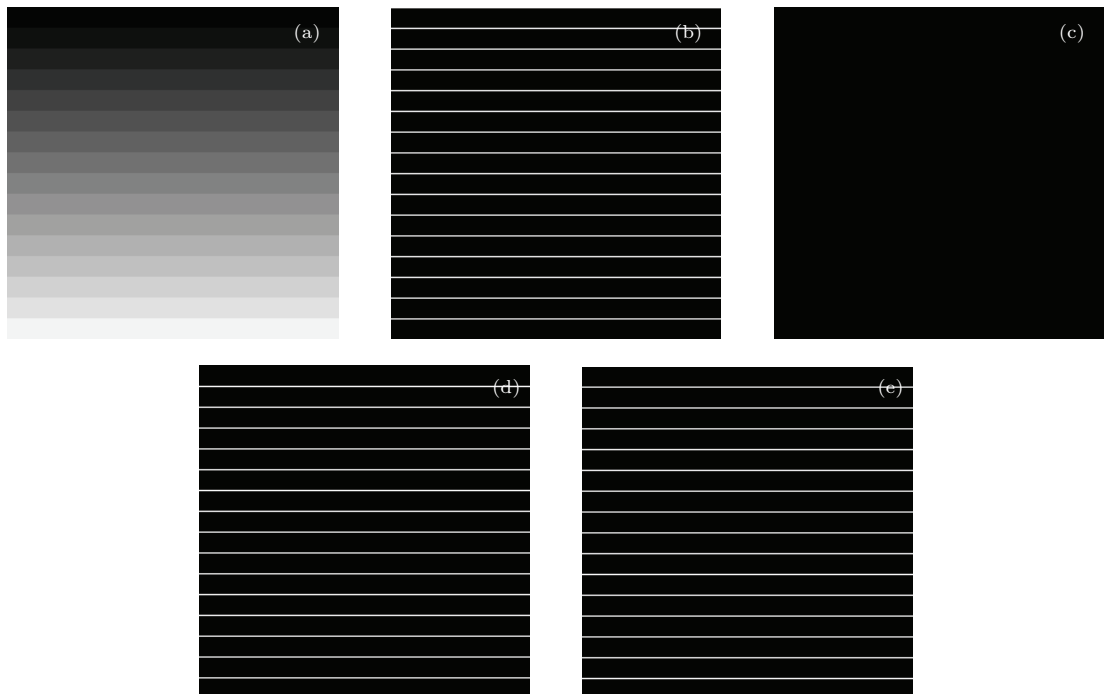


图6 横条纹原图与4个方向电导变化量图 (a) 原始横条纹图; (b) y 轴方向; (c) x 轴方向; (d) $y = x$ 方向; (e) $y = -x$ 方向

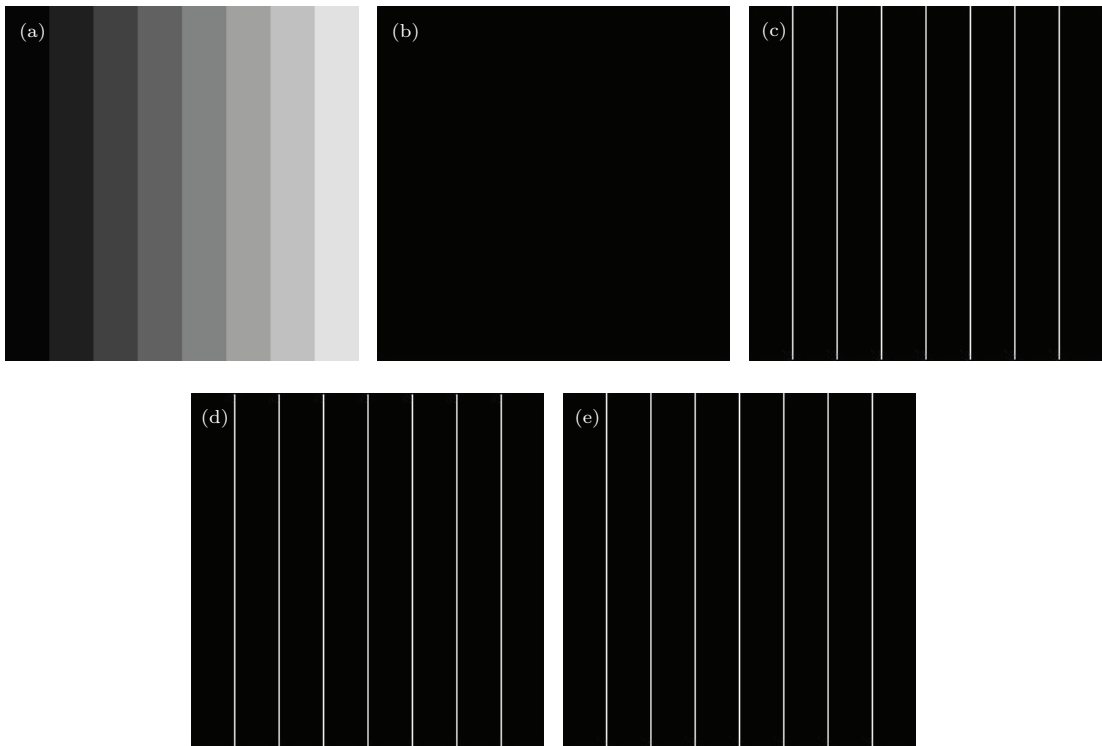


图7 竖条纹原图与4个方向电导变化量图 (a) 原始竖条纹图; (b) y 轴方向; (c) x 轴方向; (d) $y = x$ 方向; (e) $y = -x$ 方向

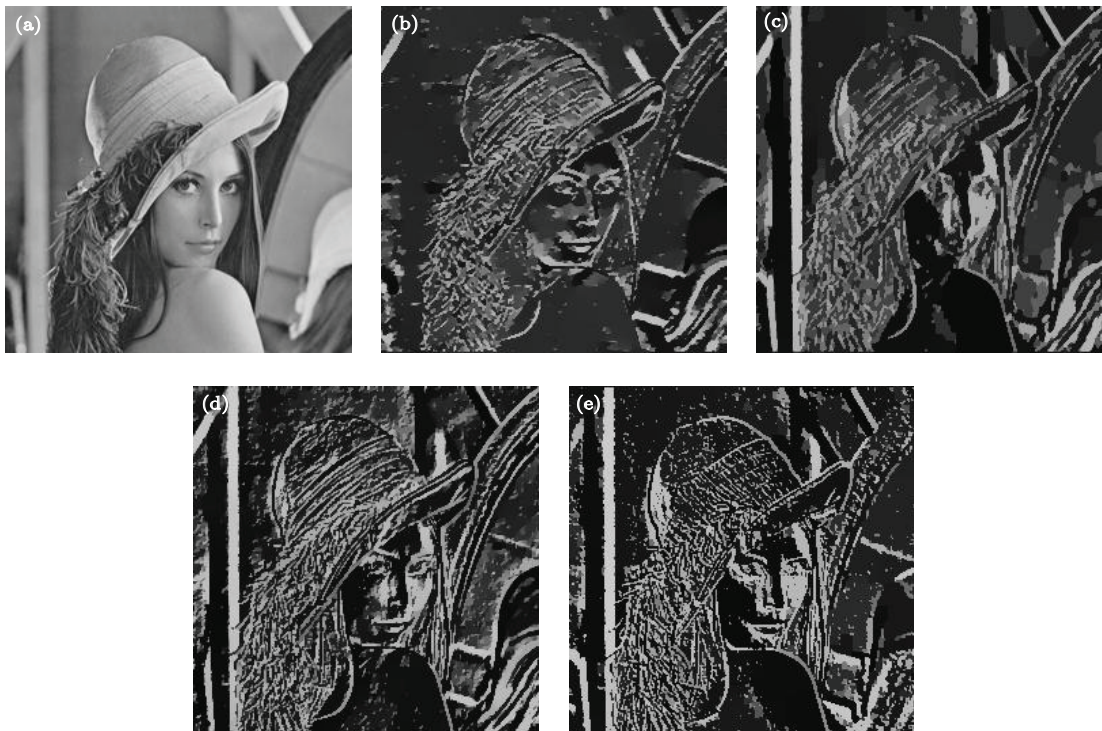


图8 Lena原图与4个方向电导变化量图 (a) 原始Lena图像; (b) y 轴方向; (c) x 轴方向; (d) $y = x$ 方向; (e) $y = -x$ 方向

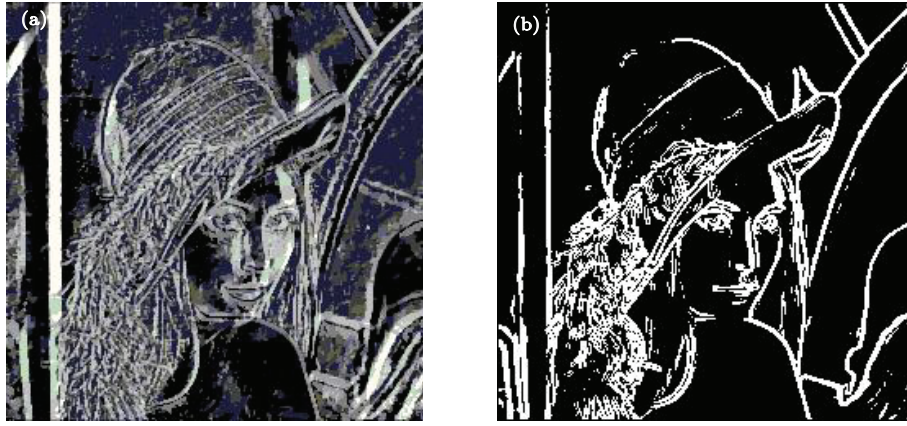


图9 Lena 四向边缘融合图与二值边缘图 (a) 四向融合图; (b) 二值化后的边缘图

6 结 论

本文根据忆阻器与生物突触的相似性, 构建具有方向性的三层 spiking 神经网络系统, 并将该网络用于图像边缘提取实验. 该方法首先通过信息编码层将图像信息线性编码输入给处理层; 然后处理层将输入信息经过局部互联的四向忆阻阵列处理, 并输出忆阻阵列的电导变化信息; 最后输出层将边缘提取结果以图像形式输出. 在输入图像为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 时, 本文方法能快速有效地定位边缘, 且具有很好的连续性、光滑性和准确性.

该方法结合了忆阻器的记忆特性和 spiking 神经网络的高效处理能力, 所采用的忆阻器和 spiking 神经网络与生物神经网络具有很强的相似性, 因此, 本文研究也为视觉系统的仿生实现提供了新的思路.

参考文献

- [1] Li C, Shi D, Zou Y P 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 070701 (in Chinese)[李承, 石丹, 邹云屏 2012 物理学报 **61** 070701]
- [2] Jin Q T, Wang J, Wei X L 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 098701 (in Chinese)[金淇涛, 王江, 魏熙乐 2011 物理学报 **60** 098701]
- [3] Serrano-Gotarredona T, Masquelier T, Prodromakis T, Indiveri G, Linares-Barranco B 2013 *Front. Neurosci.* **7** 2
- [4] Hu F W, Bao B C, Wu H G 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 218401 (in Chinese)[胡丰伟, 包伯成, 武花干 2013 物理学报 **62** 218401]
- [5] Hong Q H, Zeng Y C, Li Z J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 230502 (in Chinese)[洪庆辉, 曾以成, 李志军 2013 物理学报 **62** 230502]
- [6] Afifi A, Ayatollahi A, Raissi F 2009 *Proceedings of the European Conference on Circuit Theory and Design Conference Program* Antalya, Turkey, August, 23–27, 2009 p563
- [7] Pershin Y V, Ventra D M 2010 *Neural Networks* **23** 881
- [8] Ghosh D S, Adeli H 2009 *Int. J. Neural Syst.* **19** 295
- [9] Egmont P M, De-ridder D, Handels H 2012 *Patt. Recogn.* **35** 2279
- [10] Kim J J, Diamond D M 2002 *Nat. Rev. Neurosci.* **3** 453
- [11] Strukov D B, Snider G S, Stewart D R, et al. 2008 *Nature* **453** 80
- [12] Wang L M, Huang Y, Deng Y F 2008 *J. Northeast Normal Univ. (Nat. Sci.)* **40** 346 (in Chinese) [王连明, 黄莹, 邓玉芬 2008 东北师大学报 (自然科学版) **40** 346]
- [13] Song D H, Lü M F, Ren X 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 118101 (in Chinese)[宋德华, 吕梦菲, 任翔 2012 物理学报 **61** 118101]
- [14] Wang L D, Duan S K 2012 *IJBC* **22** 1250205
- [15] Liang Y, Yu D S, Chen H 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 158501 (in Chinese)[梁燕, 于东升, 陈昊 2013 物理学报 **62** 158501]
- [16] Fang X D, Tang Y H, Wu J J 2012 *Chin. Phys. B* **21** 098901
- [17] Zhou J, Huang D 2012 *Chin. Phys. B* **21** 048401
- [18] Jessell T M, Kande E R, Schwartz J H 2002 *Principles of Neural Science* (New York: McGraw-Hill) pp533–540

Application of memristor-based spiking neural network in image edge extraction^{*}

Liu Yu-Dong Wang Lian-Ming[†]

(*School of Physics, Northeast Normal University, Changchun 130024, China*)

(Received 5 December 2013; revised manuscript received 16 January 2014)

Abstract

By simulating biological synapses with memristors according to the function and principle of biological visual system and by combining the memory characteristic of memristor with high-efficient processing ability in spiking neural network, a three-layer spiking neural network model for image edge extraction is constructed, in which the image edge information is represented by the variation of the memristor conductance. The edge extraction result obtained with this approach has the characteristics of continuity, smoothness, low false leak detection and edge positioning accuracy. Since the processing mechanism of this neural network conforms to the biological counterpart, it offers a new idea for the bionic implementation of biological visual system.

Keywords: spiking neural network, memristor, synapse, image edge extraction

PACS: 05.45.-a, 87.85.dq, 95.75.Mn, 81.05.Bx

DOI: [10.7498/aps.63.080503](https://doi.org/10.7498/aps.63.080503)

^{*} Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 21227008) and the Jilin Provincial Development Program of Science and Technology, China (Grant No. 20130102028JC).

[†] Corresponding author. E-mail: wanglm703@nenu.edu.cn