



# 基于改进忆阻细胞神经网络的彩色图像边缘提取

杨婷<sup>1</sup>, 段书凯<sup>1\*</sup>, 王丽丹<sup>1</sup>, 董哲康<sup>2</sup>, 胡小方<sup>3</sup>

1. 西南大学电子信息工程学院, 重庆 400715

2. 浙江大学电气工程学院, 杭州 310027

3. 西南大学计算机与信息科学学院, 重庆 400715

\* 通信作者. E-mail: duansk@swu.edu.cn

收稿日期: 2016-09-03; 接受日期: 2016-12-14; 网络出版日期: 2017-04-27

国家自然科学基金 (批准号: 61372139, 61571372, 61101233, 60972155)、新世纪优秀人才支持计划 (教技函 [2013]47 号)、教育部“春晖计划” 科研项目 (批准号: Z2011148)、中央高校基本科研业务费专项资金 (批准号: XDJK2016A001, XDJK2014A009, XDJK2016D008)、留学人员科技活动项目择优资助经费 (国家级, 优秀类, 渝人社办 (2012)186 号) 和重庆市高等学校优秀人才支持计划 (渝教人 (2011)65 号) 资助项目

**摘要** 细胞神经网络具有局部互联结构和高速并行处理的能力, 被广泛应用于图像处理. 然而, 一方面, 现有处理方法大多采用固定模板, 在处理实际复杂图像时难以得到较好的效果. 另一方面, 因传统 CMOS 工艺发展瓶颈, 利用其实现大规模细胞神经网络变得不切实际. 本文首先以人眼感知原理为基础, 考虑图像中各个像素空间分布的影响, 提出了一种新型阈值自适应算法, 其克服了传统边缘提取算法的局限性. 利用具有独特开关转换机制、非易失性和纳米级尺寸等优点的新型非线性两端电路元件忆阻器来解决 CNN 的硬件实现难题. 将自旋忆阻器与细胞神经网络相结合形成忆阻细胞神经网络作为算法的硬件. 最后, 对彩色图像的边缘提取进行数值仿真, 抗噪性检测, 与传统边缘提取算法对比分析, 并计算各算法边缘提取结果的 FOM (figure of merit) 值和峰值信噪比 (PSNR), 验证了基于像素空间分布的阈值自适应忆阻细胞神经网络在彩色图像边缘提取中的有效性.

**关键词** 忆阻器, 细胞神经网络, 彩色图像处理, 边缘提取, 自适应阈值

## 1 引言

边缘提取是图像处理和计算机视觉最基础的任务之一, 被广泛应用在图像分割、模式识别、图像加密、图像编码<sup>[1]</sup>等领域. 传统的边缘提取算法通过使用梯度算子来实现, 比如: Sobel, Prewitt, Roberts, Laplacian 以及 Canny 边缘提取算法. 这些算法实现较容易但忽略了 RGB 图像中三通道的关系, 造成发生色调变化的边缘丢失. 因此, 研究者不断提出新的算法用于彩色图像边缘提取. Ren 等<sup>[2]</sup>提出一种融合强度和内部色差的边缘提取算法, 能获得更多由于亮度变化和饱和度变化而产生

**引用格式:** 杨婷, 段书凯, 王丽丹, 等. 基于改进忆阻细胞神经网络的彩色图像边缘提取. 中国科学: 信息科学, 2017, 47: 863-877, doi: 10.1360/N112016-00057  
Yang T, Duan S K, Wang L D, et al. Color image edge extraction using memristor-based CNN (in Chinese). Sci Sin Inform, 2017, 47: 863-877, doi: 10.1360/N112016-00057

的边缘. Chu 等<sup>[3]</sup>提出了一种基于颜色常量的边缘和角落检测方法, 该方法降低了阴影和高亮区的敏感度, 能较好地获得目标特征. Venetsanopoulos 等<sup>[4]</sup>首次介绍了向量排序彩色图像边缘检测算法, 提出了最小向量扩散的边缘检测器. 随着图像处理规模的增加, 彩色图像的边缘提取研究也引入了各种复杂算法, 如: 机器学习<sup>[5,6]</sup>、四元数描述<sup>[7]</sup>、模糊串行<sup>[8]</sup>、图像显著性<sup>[9]</sup>、物理模型技术<sup>[10]</sup>、神经网络<sup>[11]</sup>等. 尽管, 这些方法在一定程度上均能提高边缘检测的有效性, 仍然存在算法复杂度高、处理时间较长、硬件无法实现等问题. 至今为止未能提出一种方法能满足以下两方面, 一方面, 算法上模拟人眼特性, 同时考虑像素空间分布对彩色图像边缘提取的影响; 另一方面, 在理论完善的前提下, 完成算法的硬件实现. 鉴于细胞神经网络 (CNN) 和忆阻器件的研究日益成熟, 本文将基于细胞神经网络对彩色图像边缘提取算法进行更新, 同时以忆阻器为硬件依托, 打破算法的硬件无法实现的局面.

1998 年, Chua 和 Yang<sup>[12]</sup>提出的细胞神经网络, 由于其在解决图像处理、模式识别、人工智能、运动检测等系列实时问题中的高速并行处理能力<sup>[13~15]</sup>而倍受瞩目. 细胞神经网络用于图像处理时, 关键在于算法中模板的设计, 在细胞神经网络状态方程中加入相应局部约束条件, 让网络在样本和理想值之间进行学习, 得到解决与样本类似的问题的模板<sup>[16,17]</sup>, 如: 遗传算法<sup>[18]</sup>、蚁群算法等<sup>[19]</sup>, 这类算法训练出的模板对样本过于拟合, 缺乏适应性; 另一类模板设计则是直接在细胞神经网络中设定固定的控制模板和反馈模板进行迭代处理实现边缘提取. 由于过于复杂化, 过于单一的模板难以识别细微的亮度变化. 因此, 在设计模板时尽可能地模拟人眼生物学特性, 考虑细胞神经网络中局部邻域空间关系的影响, 设计一种阈值自适应的模板才能显著提升彩色图像边缘提取的效果.

细胞神经网络采用由中心细胞与相邻细胞相连形成局部互联结构, 尽管这种连接方式会产生复杂的动力学特性<sup>[20,21]</sup>, 但是由于网络中单元细胞结构相同, 细胞与细胞之间规律连接, 因此可利用超大规模集成电路技术在硬件设计上轻松实现. 面对复杂图像信息时, 细胞神经网络中细胞元数量也随之增加. 传统的 CMOS 制造工艺由于物理制造的局限性, 尺寸难以进一步缩小. 新兴纳米级器件忆阻器打破这一僵局, 利用忆阻器实现细胞神经网络互联权值, 细胞与细胞之间联系将更紧密, 从而改善细胞神经网络的集成密度和性能.

1971 年, 蔡少棠根据电路的完备性理论, 推导出第四种元器件——忆阻器<sup>[22]</sup>, 其特性满足:  $d\varphi = M \cdot dq$ . 2008 年, 惠普实验室<sup>[23]</sup>首次提出其物理结构, 验证了忆阻器的存在并证实它具有独特开关转换机制、天然记忆功能、连续的输入输出特性和纳米级尺寸的优势<sup>[24~27]</sup>, 已有不少研究用忆阻器设计突触电路来模拟细胞神经网络中神经元之间的连接, 如 Kim 等<sup>[28,29]</sup>提出用多个忆阻器形成桥电路实现由负到正突触权值的变化, 并验证了其有效性. 鉴于此, 本文将选用忆阻细胞神经网络作为彩色图像处理的自适应阈值算法的硬件基础.

文章第 2 节阐述了自旋忆阻细胞神经网络的理论基础和电路设计并对自旋忆阻器及其阈值特性进行数值仿真; 第 3 节提出了基于空间分布的阈值自适应算法, 利用细胞神经网络结合该算法对彩色图像进行边缘提取并与传统的边缘提取算子进行对比分析, 通过对图像品质因数 FOM 值的定量分析证实了该算法的有效性. 进一步验证了算法的抗造性能以及定量计算了图像在噪声污染条件下, 边缘提取的峰值信噪比, 第 4 节进行了总结.

## 2 自旋忆阻细胞神经网络

细胞神经网络 (cellular neural network) 是一个大规模非线性模拟系统, 细胞神经网络中任一细胞仅与相邻细胞相连并且相互影响, 其常规单层细胞神经网络结构, 在 1998 年由蔡少棠和杨林等<sup>[12]</sup>提出. 由  $M \times N$  个完全一致的神经元 (即细胞) 互联形成, 如图 1 所示, 中心神经元细胞  $C(i, j) \in$

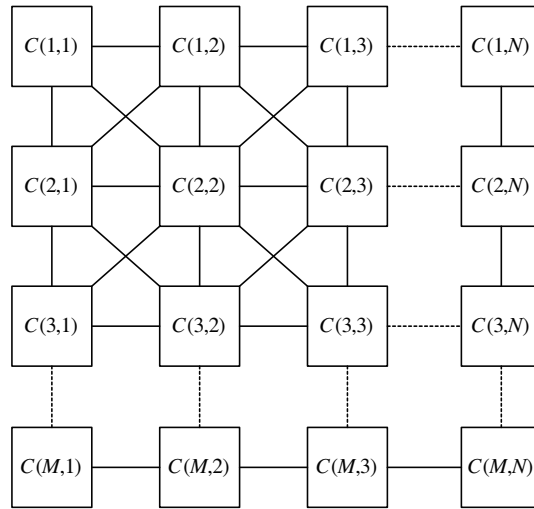


图 1 细胞神经网络二维结构

Figure 1 Topology of a CNN, in which the squares represent cells with identical structure

$[1, 2, \dots, M] \times [1, 2, \dots, N]$  通过突触与邻域内细胞互联, 其中  $C(i, j)$  代表位于第  $i$  行, 第  $j$  列的细胞. 邻域的大小由与  $C(i, j)$  直接相连的邻域细胞最远距离即邻域半径  $r$  决定, 每个细胞有  $(2r + 1)^2$  个邻域细胞. 邻域半径  $r$  为正整数, 例如  $r = 1$  时, 邻域细胞为与中心细胞相连的 8 个相邻的细胞.

与传统细胞神经网络细胞电路类似, 自旋忆阻细胞神经网络有着相同的神经元电路结构和参数值. 如图 2 所示, 电路由一个电容、一个替代原线性电阻的自旋忆阻器、两个增益可变的压控电流源和一个独立的电压源组成. 电路中用于调节压控电流源增益的  $A, B$  模板则通过自旋忆阻器构成的桥电路突触权值的改变来控制. 中心细胞  $C(i, j)$  接收各个邻域细胞  $C(k, l)$  的输入电流的同时, 也向各邻域细胞输出电流. 其中  $k, l \in (i - 1, j - 1), (i - 1, j), (i - 1, j + 1), (i, j - 1), (i, j + 1), (i + 1, j - 1), (i + 1, j), (i + 1, j + 1)$ . 两个压控电流源的电流之和作为各个细胞电路中的输入电流. 由图 2 可知, 神经元细胞的电流不仅取决于自身细胞压控电流源之和, 也受周围邻域神经元细胞电流的控制.

中心细胞  $C(i, j)$  的动力学特性主要取决于独立电流源提供的电流  $I$ , 输入电流  $u_{ij}$  和自身状态变量  $x_{ij}$ . 相邻神经元细胞间的链接权值由  $3 \times 3$  的反馈模板  $A$  和控制模板  $B$  提供. 基于电路 KCL 原理, 其状态方程如下:

$$\frac{dx_{ij}(t)}{dt} = -M(x) + \sum_{C(k,l)} (a_{ij,kl}y_{kl}(t) + b_{ij,kl}u_{kl}(t)) + I, \quad (1)$$

其中,  $x_{ij}$  表示中心细胞  $C(i, j)$  的状态变量,  $C(k, l)$  表示邻域内所有细胞,  $a_{ij,kl}$  表示邻域细胞  $C(k, l)$  的输出  $y_{kl}(t)$  与中心细胞  $C(i, j)$  的连接权值,  $b_{ij,kl}$  表示邻域细胞  $C_{k,l}$  的输入  $u_{kl}(t)$  与中心细胞  $C_{i,j}$  的连接权值,  $I$  为固定偏置电流, 用于调节细胞总电流, 使设计更加灵活. 函数  $M(\cdot)$  表示流经忆阻器 ( $M$ ) 的电流:

$$M(x_{ij}(t)) = \frac{v_m}{M(t)} = \frac{x_{ij}(t)}{M(t)}, \quad (2)$$

其中  $M(t)$  为忆阻值. 2008 年 9 月, 陈怡然等<sup>[29, 30]</sup> 提出基于纳米电子自旋效应的自旋忆阻器, 不同于惠普实验室的二氧化钛双极开关模型, 这种新型电子自旋忆阻器可以在从皮秒量级到微秒量级等不同的速率下进行电阻值的转换, 更适用于模拟连续权值变化.

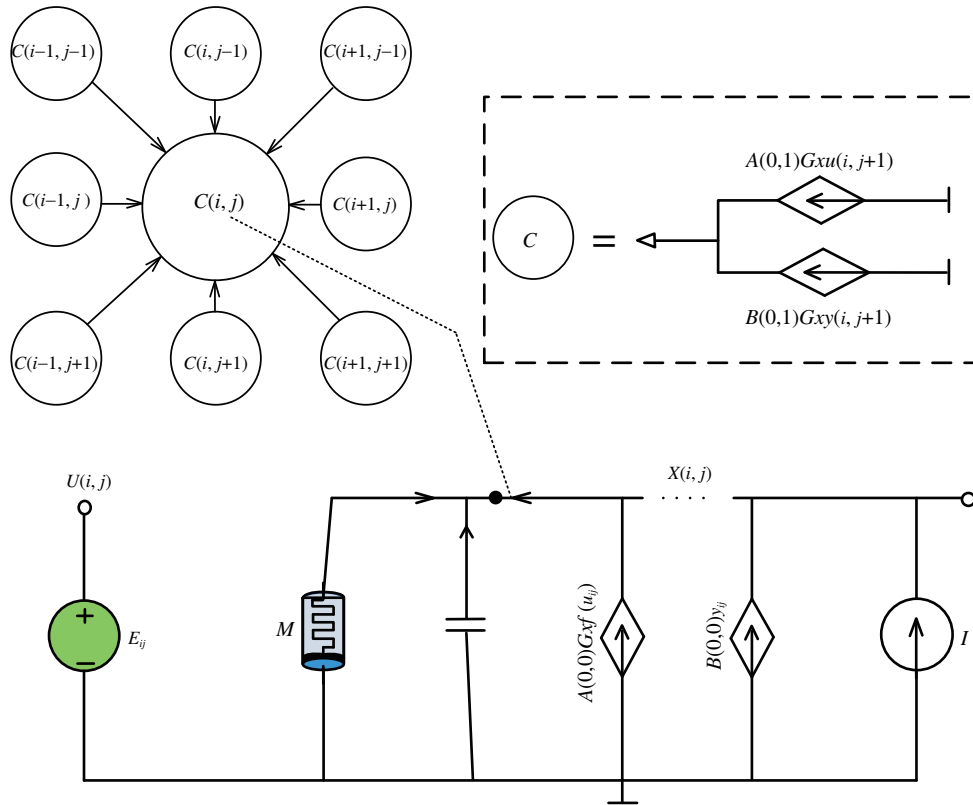


图 2 (网络版彩图) 自旋忆阻细胞神经网络神经细胞电路图  
 Figure 2 (Color online) The circuit representation of an SM-CNN cell

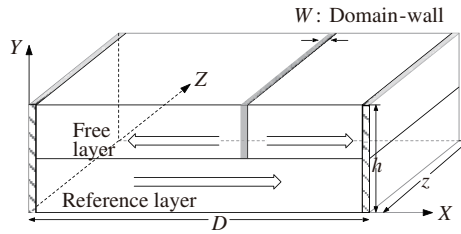


图 3 自旋忆阻器物理结构  
 Figure 3 The structure of a spintronic memristor based on magnetic-domain-wall motion

其物理结构如图 3 所示, 分为自由层和参考层上下两层, 参考层具有固定的磁化方向, 当自由层的磁化方向和参考层磁化方向一致时, 自旋忆阻器忆阻值  $R_{on}$  最小; 相反时, 忆阻值  $R_{off}$  最大, 考虑畴壁位置的影响可得到类似 HP 忆阻器数学表达式:

$$M(x) = R_{off} \cdot x + R_{on} \cdot (1 - x), \tag{3}$$

其中  $x = \frac{W}{D} \in (0, 1)$ ,  $W$  表示畴壁位置,  $D$  为参考层总长度. 磁畴壁的运动速度  $v$  和流经忆阻器的电流密度  $J$  关系如下:

$$v = \frac{dw}{dt} = D \frac{dx}{dt} = \Gamma_v \cdot J = \frac{\Gamma_v}{h \cdot z} \cdot \frac{dq}{dt}, \tag{4}$$

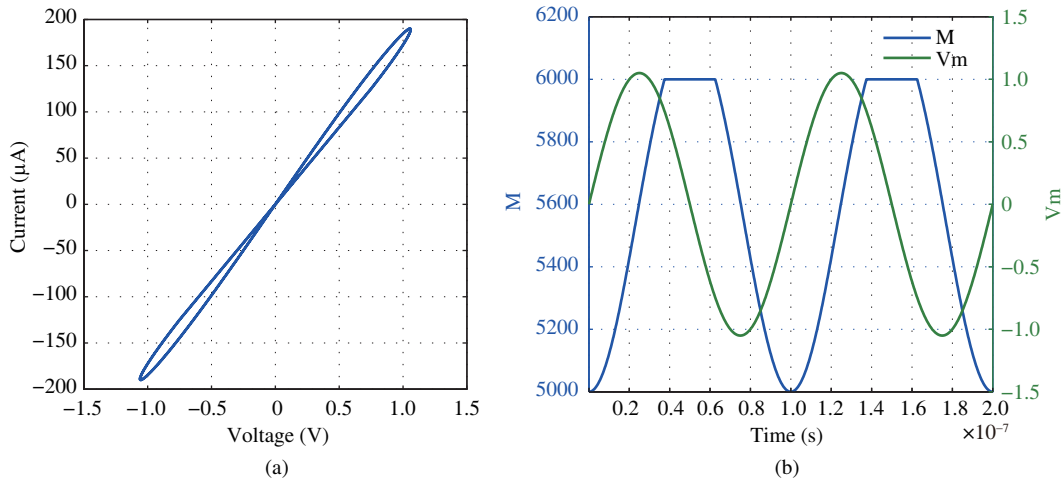


图 4 (网络版彩图) 自旋忆阻器相关特性曲线

Figure 4 (Color online) Characteristic curves of the spintronic memristor. (a) V-I Characteristics; (b) threshold characteristics ( $V = 1.05, f = 10 \text{ MHz}$ , parameter of memristor:  $D = 1000 \text{ nm}, h = 7 \text{ nm}, z = 10 \text{ nm}, \text{Rel} = 50, \text{GMR} = 12$ )

$$J = \frac{u}{M(x) \cdot h \cdot z}, \tag{5}$$

这里  $h \cdot z$  表示忆阻器的横截面积,  $u$  为施加的电压, 则自旋忆阻器忆阻值  $M(t)$  可用式 (6) 来表示.

$$M(t) = R_{\text{on}} + (R_{\text{off}} - R_{\text{on}}) \cdot \frac{\Gamma_v}{D \cdot h \cdot z} q(t). \tag{6}$$

磁畴壁的运动系数  $\Gamma_v$  由器件本身结构和材料属性决定, 因此只有当电流密度大于临界电流密度  $J_{\text{cr}}$  时, 畴壁才会移动, 因此自旋忆阻器具有阈值特性. 我们用  $J_{\text{eff}}$  来表示有效的电流密度, 则畴壁的运动位置可描述如下:

$$x = \frac{\Gamma_v}{D} \int_0^t J_{\text{eff}} dt. \tag{7}$$

$$J_{\text{eff}} = \begin{cases} J, & J \geq J_{\text{cr}}, \\ 0, & J < J_{\text{cr}}. \end{cases} \tag{8}$$

利用 Matlab 对自旋忆阻器的伏安特性以及阈值特性进行数值仿真, 仿真结果如图 4 所示.

### 3 改进阈值自适应彩色图像边缘提取

#### 3.1 自适应阈值函数

研究表明, 当亮度发生改变时, 人眼一开始无法察觉出细微的改变, 只有当亮度改变到特定值时, 才能反映出亮度的变化, 文献 [31] 研究了人眼的杆状细胞和锥状细胞在不同亮度关系下呈现的函数关系, 并总结出人眼对亮度感知的门限函数, 参见文献 [32] 中的图 6. 说明人眼对亮度变化有较强的自适应性. 说明在彩色图像边缘提取中如果对整幅图片都采用统一的模板难以得到较好的边缘提取效果. 为了在彩色图像边缘提取中模拟人眼的自适应性, 需要根据不同的色彩环境求出相应的人眼能识

表 1 三原色视见函数  
Table 1 Three primary colors vision functions

Color	Wavelength (nm)	Luminosity function
Red	440	0.114
Green	500	0.587
Blue	660	0.299

别的最小色差值, 文献 [31] 中利用黄金分割方法将亮度空间映射到彩色值空间. 得到最小色差函数如式 (9)~(11) [32] 所示:

$$\Delta g = \begin{cases} 12734\exp(-0.1494g), & 0 \leq g \leq 37, \\ 5107.5\exp(-0.1015g), & 37 < g < 60, \\ 120470\exp[(0.07g - 7.55)\exp(0.0026g) - 0.089g], & 60 \leq g < 97, \\ 8.003, & 97 \leq g \leq 255, \end{cases} \quad (9)$$

$$\Delta r = \begin{cases} 12734\exp(-0.1494r), & 0 \leq r \leq 37, \\ 5397\exp(-0.1015r), & 37 < r < 60, \\ 127300\exp[(0.07r - 7.55)\exp(0.0026r) - 0.089r], & 60 \leq r < 97, \\ 8.4569, & 97 \leq r \leq 255, \end{cases} \quad (10)$$

$$\Delta b = \begin{cases} 12734\exp(-0.1494b), & 0 \leq b \leq 37, \\ 9101.6\exp(-0.1015b), & 37 < b < 60, \\ 241750\exp[(0.07b - 7.55)\exp(0.0026b) - 0.089b], & 60 \leq b < 97, \\ 14.2663, & 97 \leq b \leq 255, \end{cases} \quad (11)$$

其中  $r, g, b$  为红绿蓝 3 种颜色分量的像素值,  $\Delta r, \Delta g, \Delta b$  为人眼对彩色图像边缘所能识别的最小红色、绿色、蓝色差值. 由于三原色在彩色图像中所占的比例不同, 文献 [21] 提出三原色归一化视见函数, 其比重如表 1 所示, 综合以上特性, 设计阈值  $T$  如下:

$$T_{i,j} = w_r \Delta r_{i,j} + w_g \Delta g_{i,j} + w_b \Delta b_{i,j}, \quad (12)$$

取  $w_r = 0.144, w_g = 0.587, w_b = 0.299$ .

### 3.2 基于空间分布的自阈值自适应算法设计与分析

通过 3.1 小节介绍, 可得到基于人眼视觉特性的自适应分辨最小色差的阈值, 在此基础上进行算法的设计, 与传统细胞神经网络边缘提取类似, 具有如下的模板形式:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & a & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_{i-1,j-1} & b_{i,j-1} & b_{i+1,j-1} \\ b_{i-1,j} & b_{i,j} & b_{i+1,j} \\ b_{i-1,j+1} & b_{i,j+1} & b_{i+1,j+1} \end{bmatrix}, \quad I = z.$$

文献 [21] 中提出针对彩色图像的边缘提取算法, 模板  $B$  不再是固定的数值, 将由自适应阈值  $T$  来决定, 表达式如下:

$$b_{kl} = \begin{cases} s, & \Delta u_{ij} > T_{ij}, \\ -1, & \Delta u_{ij} \leq T_{ij}, \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $\Delta u$  表示像素点的颜色差值, 由中心细胞  $u(i, j)$  与邻域细胞  $u(k, l)$  之间的颜色差和各颜色分量所占比重共同决定, 由式 (14) 给出,

$$\Delta u = \begin{bmatrix} u(r)_{i,j} - u(r)_{i+k,j+l} \\ u(g)_{i,j} - u(g)_{i+k,j+l} \\ u(b)_{i,j} - u(b)_{i+k,j+l} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} w_r \\ w_g \\ w_b \end{bmatrix}. \quad (14)$$

实际研究中发现, 模板  $B$  的取值不仅仅取决于中心细胞与邻域细胞颜色差值 (即颜色差值越大, 相似性越小), 还受模板内各像素同中心像素的相对距离的影响, 相对距离越远则变化程度越大, 对式 (13) 进行修改, 引入空间因子, 定义如下:

$$b_{kl} = \begin{cases} s \times f(b_{kl}), & \Delta u_{ij} > T_{ij}, \\ -1 \times f(b_{kl}), & \Delta u_{ij} \leq T_{ij}, \end{cases} \quad (15)$$

$f(b)$  为邻域空间因子, 反映了模板内各像素对中心像素的影响程度. 其大小因各像素与中心像素的距离而改变, 距离中心像素越远, 其值越小, 反之则越大. 定义为

$$f(b_{kl}) = \exp\left(-\frac{D(b_{ij}, b_{kl})}{\sigma_s}\right), \quad (16)$$

$D(b_{ij}, b_{kl})$  表示邻域像素与中心像素的距离,  $\sigma_s$  为  $f(b)$  延伸的尺度因子, 决定  $f(b)$  的变化特性, 本文中  $\sigma_s$  取 2. 在计算忆阻细胞神经网络的模板系数时, 不但考虑了人眼对颜色分量最小差值的影响, 同时顾及到像素空间分布的影响. 在  $3 \times 3$  的邻域中,  $D(b_{ij}, b_{kl}) \in \{1, \sqrt{2}\}$ . 现将边缘提取的任务抽象为如下形式:

全局功能:

给定: 一副静态彩色图像  $Q$ ,

输入:  $u(t) = Q$ ,

初始值:  $x(t) = x(0)$ ,

边界值: 固定边界条件, 对边界细胞有  $u_{ij} = y_{ij} = 0$ ,

输出:  $y(t) \Rightarrow y(\infty)$ ,

(1) 黑色 (-1): 周围邻近细胞中至少有 3 个满足  $\Delta u > T$ ,

(2) 白色 (1): 周围邻近细胞中最多只有 2 个满足  $\Delta u < T$ .

**定理1** 当  $z$  和  $s$  满足关系式 (17) 时, 模板将能稳定输出边缘检测结果.

$$\begin{cases} 3s \cdot f(b) + z > 5, \\ 2s \cdot f(b) + z < 6. \end{cases} \quad (17)$$

对算法进行稳定性分析, 令  $w_{ij} = \sum_{C(kl)} b_{(ij,kl)} u_{kl} + I$ , 重写细胞神经网络方程如下, 这里的  $a$  表示模板  $A$  中的取值:

$$\frac{dx_{ij}(t)}{dt} = -M(x_{ij}) + w_{ij} + ay_{ij} = \begin{cases} -x_{ij} + a + w_{ij}, & x_{ij} \geq 1, \\ -x_{ij} + ax_{ij} + w_{ij}, & -1 < x_{ij} < 1, \\ -x_{ij} - a + w_{ij}, & x_{ij} \leq -1, \end{cases} \quad (18)$$

当  $w_{ij} > a - 1$ ,  $x_{ij}$  收敛于大于 1 的点, 无论初始值如何,  $y_{ij} = 1$ ; 当  $w_{ij} < 1 - a$ ,  $x_{ij}$  收敛于小于 1 的点, 无论初始值如何,  $y_{ij} = -1$ ; 当  $1 - a < w_{ij} < a - 1$ , 若  $x_{ij}(0) > -\frac{a-1}{w_{ij}}$ ,  $y_{ij} = 1$ ; 若  $x_{ij}(0) < -\frac{a-1}{w_{ij}}$ ,  $y_{ij} = -1$ . 当  $x_{ij}(0) = -\frac{a-1}{w_{ij}}$  或者  $x_{ij}(0) = 0$  时,  $x_{ij}(\infty)$  不能收敛, 所以不选择该条件进行设计. 令  $a = 2$ ,  $x_{ij}(0) = 0$  则上述分析可写为

$$y_{ij}(\infty) = \begin{cases} 1, & w_{ij} > 0, \\ -1, & w_{ij} < 0. \end{cases} \quad (19)$$

对定理 1 进行证明, 另  $p_d$  为邻域细胞内满足  $\Delta u > T$  的细胞个数,  $p_s$  为满足  $\Delta u < T$  的细胞个数. 若输出为黑色 (-1), 满足  $p_s > 3$ , 需要  $w_{ij} > 0$ , 若输出为白色 (1), 则  $p_s < 3$ , 需要  $w_{ij} < 0$ , 则可推出式 (20):

$$\begin{cases} w_{ij} = p_s \cdot s \cdot f(b) + (8 - p_s) \times (-1) + z = 3s \cdot f(b) - 5 + z > 0, \\ w_{ij} = p_s \cdot s \cdot f(b) + p_d \times (-1) + z = 2s \cdot f(b) - 6 + z < 0. \end{cases} \quad (20)$$

### 3.3 实验结果与分析

在 Matlab 中对算法进行仿真, 根据定理 1, 为了满足 CNN 动力学方程的稳定性, 令  $s = 2, z = 1$ , 对 CNN 模板进行仿真设计.

Step1: 输入一幅  $256 \times 256$  像素的彩色图像, 分别对每个像素点提取 RGB 三维颜色分量, 根据式 (12) 求出阈值  $T$ ;

Step2: 根据式 (15) 对颜色距离信息  $\Delta u$  引入邻域空间因子  $f(b)$  的影响, 求出自适应的模板  $B$ ;

Step3: 设定初始值  $x = Q$  (本文仿真中采用输入图像作为初始值), 设定细胞神经网络中  $A, B$  模板参数如下:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_{i-1,j-1} & b_{i,j-1} & b_{i+1,j-1} \\ b_{i-1,j} & b_{i,j} & b_{i+1,j} \\ b_{i-1,j+1} & b_{i,j+1} & b_{i+1,j+1} \end{bmatrix}, \quad I = 0.$$

进行迭代得到边缘.

本文选取 Lena, House 两幅像素为  $256 \times 256$  的 RGB 彩色图像作为边缘提取的原始图像, 如图 5 所示. 用于对比的传统边缘提取算子包括: Sobel 算子、Robert 算子、Prewitt 算子、Log 算子以及 Canny 算子<sup>[33]</sup>; 经过数值仿真得到各算法的边缘提取结果如图 6 和 7 所示.

由仿真结果可以看出, 传统边缘提取算法能粗略地提取图像的边缘轮廓, 但对于细节处边缘, 如图 6 中 Lena 的面部五官、脸型、发丝以及背景中色彩变化不明显的地方提取效果均不理想. Sobel 算子、Robert 算子和 Prewitt 算子的提取结果存在着严重的漏检, Canny 算法虽能提取出较多细节处轮





图 5 (网络版彩图) 原始图像  
**Figure 5** (Color online) Original images. (a) Lena; (b) House



图 6 Lena 图像边缘提取

**Figure 6** The figure of Lena's edge extraction. (a) Sobel; (b) Robert; (c) Prewitt; (d) Log; (e) Canny; (f) color image edge extraction base on self-adaptive threshold (with space factor)

廓, 与原图对比不难发现这种边缘提取算法在人像处理中存在较大程度的失真. 对 House 图像、Sobel 算法、Prewitt 算法和 Log 算法不能检测到房屋屋顶, Canny 算法检测完整的房屋信息的同时也产生了大量的错误图像信息, 对屋顶瓦片及墙壁轮廓细节几乎不能检测. 较之传统方法, 本文提出基于空间因子的阈值自适应检测算法则表现出明显优势: 在对人物图像检测时, 对面部轮廓、五官以及发丝等细节处均能较为精确的提取, 与原图对比可发现人物面部识别的准确度大幅度提升. 而对于静态建筑物类图像的边缘提取, 该算法在准确检测出建筑轮廓的基础上对屋顶的瓦片、墙面的细纹等细节处

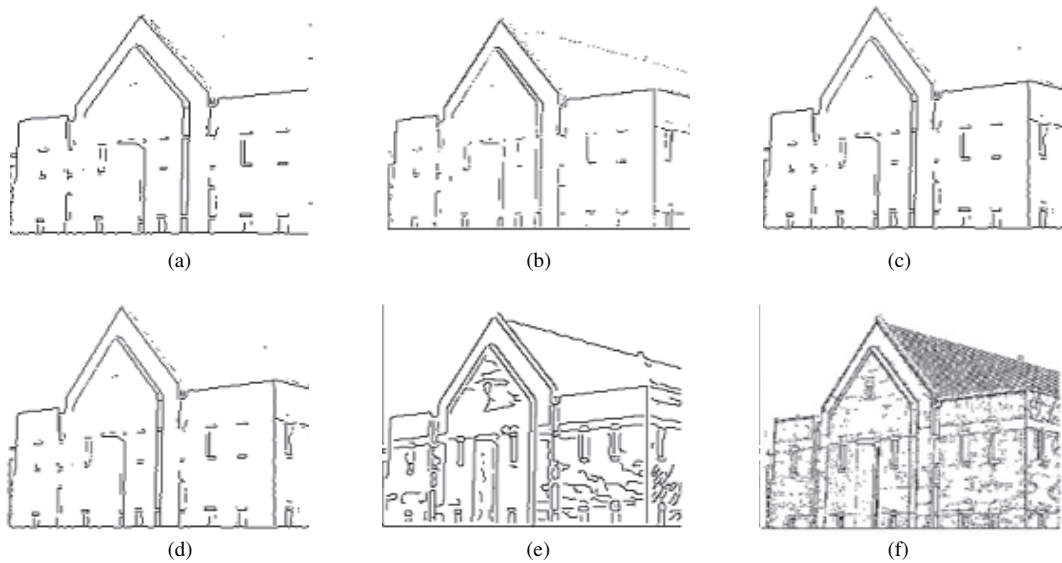


图 7 House 图像边缘提取

Figure 7 The figure of House's edge extraction. (a) Sobel; (b) Robert; (c) Prewitt; (d) Log; (e) Canny; (f) color image edge extraction base on self-adaptive threshold (with space factor)

表 2 各边缘提取算法的 FOM 值比较

Table 2 A comparison of FOM among all kinds of edge detection algorithms

Test image	Sobel (dB)	Robert (dB)	Prewitt (dB)	Log (dB)	Canny (dB)	Self-adaptive (dB)
Lena	0.3218	0.3904	0.4371	0.4932	0.5197	0.8492
House	0.3102	0.3635	0.4062	0.4604	0.4963	0.8177

的边缘信息也能较为准确地检测. 另外, 本文所采用的方法得到的边缘较细, 轮廓更为清晰, 在信息较为复杂的彩色图像边缘提取中明显优于传统算法.

为了验证该方法的有效性, 对边缘提取的结果进行定量的客观评价, 本文采用性能指标 FOM (figure of merit) [34] 对不同算法进行定量比较, 其中 FOM 定义如下:

$$FOM = \frac{1}{\max(N_i, N_t)} \sum_{i=1}^{N_t} \frac{1}{(1 + \alpha d_i^2)}, \quad (21)$$

其中,  $N_i$ ,  $N_t$  分别表示理想的边缘像素的数量和实际检测边缘像素的数量,  $\alpha$  为补偿系数 (通常取 1/9),  $d_i$  表示检测到边缘点与其最近的理想边缘点的距离. FOM 值处于 0 到 1 之间, 值越大说明边缘提取的效果越好. 本文中对 Lena, House 两幅 RGB 彩色图像运用不同方法边缘提取结果, 计算得到的 FOM 值如表 2 所示, 进一步说明利用本文算法的边缘探测效果明显高于其他算法.

由于图像信号在产生和传输过程中都可能会受到噪声的污染, 比如由阻性元器件内部产生的 Gauss 噪声, 由图像切割引起的椒盐噪声和光电转换过程中产生的 Poisson 噪声; 为了更好地模拟算法的实际应用, 本文将进一步对各算法的抗噪性能进行分析. 在数值仿真中加入均值为 0, 方差为 0.1 的 Gauss 噪声, 如图 8. 其彩色图像边缘提取结果如图 9 和 10, 可以看出, Robert 算子在 Lena 和 House 受噪声污染的情况下几乎丧失边缘检测的能力, 只能勉强提取一些噪点; 而在无噪声污染时提取效果较好的



(a) (b)

图 8 (网络版彩图) 噪声图像

Figure 8 (Color online) The noise polluted image. (a) Lena; (b) House

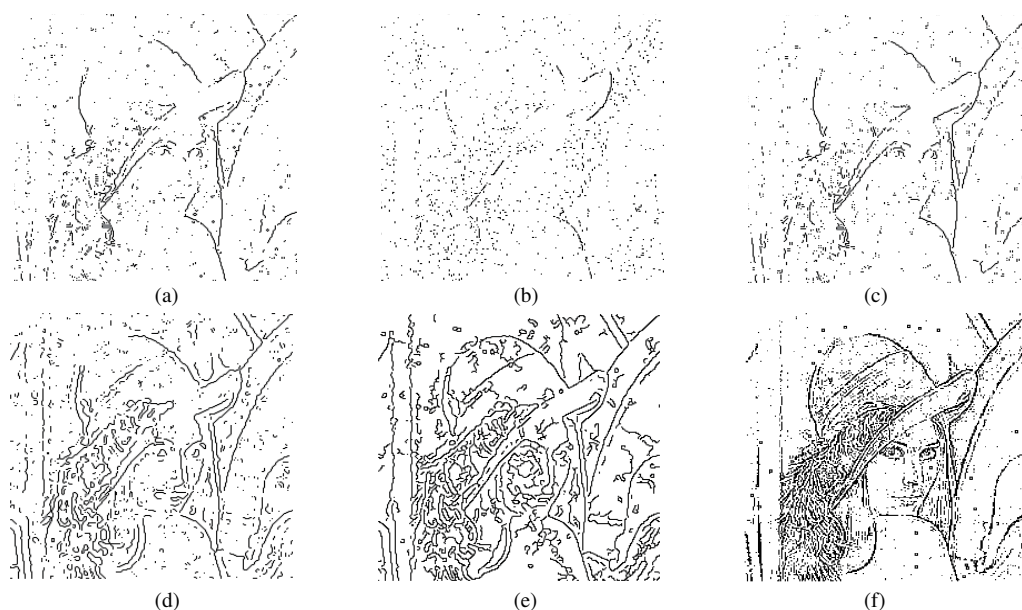


图 9 添加 Gauss 噪声 Lena 图像边缘提取

Figure 9 The noise polluted figure of Lena's edge extraction. (a) Sobel; (b) Robert; (c) Prewitt; (d) Log; (e) Canny; (f) color image edge extraction base on self-adaptive threshold (with space factor)

Canny 算法, 虽能检测出大致的边缘, 但细节丢失严重, 辨识度较低. 其他算法也均在一定程度上受到了影响, 得到的边缘均不理想, 而基于本文提出的算法在噪声污染下, 仍然能保留图像大部分的细节信息; 图像视觉效果明显优于其他算法.

为了验证算法的抗噪性, 对边缘提取的结果进行定量的客观评价. 分别求出各种算法下峰值信噪比 (PSNR), 对抗噪性能进行综合分析, 其中峰值信噪比定义为

$$\text{PSNR} = 20 \times \lg \left( \frac{255}{\text{MSE}} \right), \quad (22)$$

其中,

$$\text{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (x_{i,j} - y_{i,j})^2}, \quad (23)$$

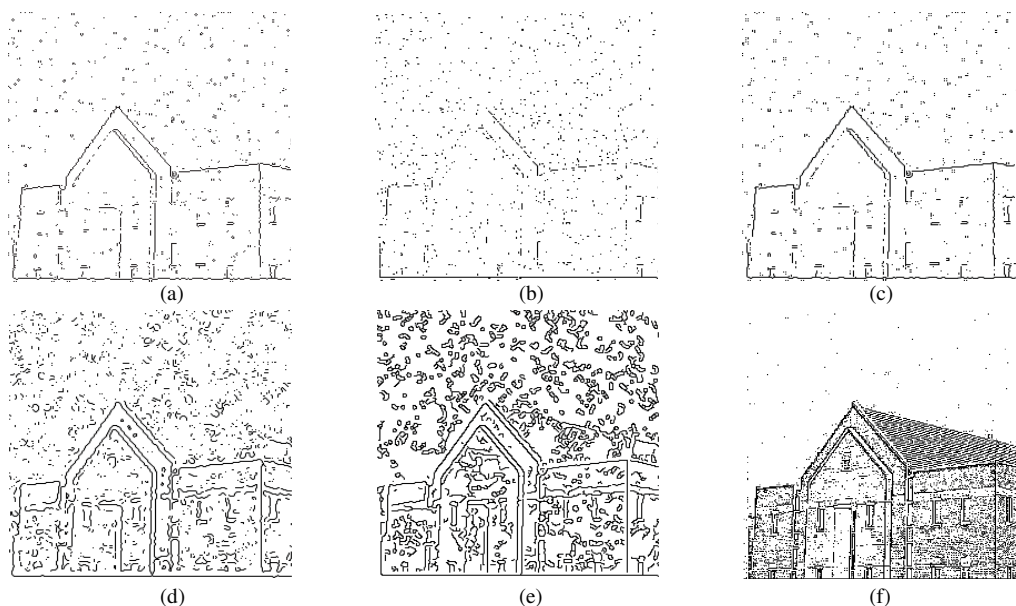


图 10 添加 Gauss 噪声 House 图像边缘提取

Figure 10 The noise polluted figure of House’s edge extraction. (a) Sobel; (b) Robert; (c) Prewitt; (d) Log; (e) Canny; (f) color image edge extraction base on self-adaptive threshold (with space factor)

表 3 不同方法边缘提取后的峰值信噪比 PNSR 比较

Table 3 A comparison of PNSR among all kinds of edge detection algorithms

Test image	Sobel (dB)	Robert (dB)	Prewitt (dB)	Log (dB)	Canny (dB)	Self-adaptive (dB)
Lena	13.6739	13.6466	13.6772	10.0051	8.5541	22.5676
House	14.2789	14.9443	14.4847	9.7481	7.2392	24.3161

$x, y$  分别为原始图像和降噪图像,  $N^2$  为图像大小. 从表 3 中可以看出, 相比其他传统的边缘提取方法, 采用本文所提出的方法得到的 PSNR 值是最高的. 相比于 Log 算子和 Canny 算子, 抗噪效果有明显的优势; 与 Sobel 算子、Robert 算子以及 Prewitt 算子相比, 本文方法获得的 PSNR 值有较大的提高, 平均提高在 8.2 dB 以上. 综上所述, 基于空间分布的阈值自适应彩色图像边缘提取在准确进行边缘提取的同时, 对噪声的污染具有较好的鲁棒性.

#### 4 总结

本文对彩色图像边缘提取的算法进行了研究, 细胞神经网络在图像处理问题中有着高速的处理能力, 因此本文针对传统细胞神经网络边缘提取的算法进行改进, 在模板的设计上不但根据人眼的识别特性加入环境亮度以及色度对图像边缘提取的影响, 并且对像素与像素空间距离的影响进行考量, 设计出一种全新的彩色图像边缘提取算法. 该算法消除了传统彩色图像处理算法采用固定模板的劣势, 显著提升了细胞神经网络在彩色图像边缘提取的自适应能力. 通过数值仿真结果可以看出, 本文提出的算法对彩色图像进行处理得到的边缘更清晰准确, 通过对图像的 FOM 值和 PNSR 值进行客观分析进一步证实了算法的优越性以及良好的抗噪性.

本文从数值分析和与细胞神经网络的结合两个角度对忆阻器进行仿真, 为复杂算法的物理电路

的研究和应用提供了直观模型. 将自旋忆阻器与细胞神经网络相结合, 打破神经网络电路设计受传统 CMOS 工艺尺寸限制的僵局, 利用忆阻器实现细胞神经网络互联权值<sup>[34]</sup>, 细胞与细胞之间联系更加紧密, 从而改善细胞神经网络的集成密度和性能, 使复杂图像处理算法在硬件实现上成为可能. 基于忆阻细胞神经网络的空间分布的阈值自适应彩色图像处理, 融合了人眼识别特性使得识别结果更贴近人眼识别效果, 为彩色图像处理提供了一种全新的处理方法, 其网络的高速处理能力和模板设计的自适应特征, 不仅可以高效地实现复杂图像的处理, 硬件设计上也得到进一步简化, 电路尺寸大幅缩减, 有望用于复杂图像处理、模式识别等领域.

## 参考文献

- 1 Appia V, Yezzi A. Active geodesics: region-based active contour segmentation with a global edge-based constraint. In: Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Washington: IEEE Computer Society, 2011. 1975–1980
- 2 Ren J, Jiang J, Wang D, et al. Fusion of intensity and inter-component chromatic difference for effective and robust colour edge detection. IET Image Process, 2010, 4: 294–301
- 3 Chu J, Miao J, Zhang G M, et al. Edge and corner detection by color invariants. Optics Laser Tech, 2013, 45: 756–762
- 4 Trahanias P W, Venetsanopoulos A N. Color edge detection using vector order statistics. IEEE Trans Image Process, 1993, 2: 259–264
- 5 Scott K, Alan L Y, James M C. Statistical edge detection: learning and evaluating edge cues. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2008, 25: 57–74
- 6 Martin D R, Fowlkes C, Malik J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color and texture cue. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2004, 26: 530–549
- 7 Gao C B, Zhou J L, Hu J R, et al. Edge detection of colour image based on quaternion fractional differential. IET Image Process, 2011, 5: 261–272
- 8 Lau C, Heidrich W, Mantiuk R. Cluster-based color space optimizations. In: Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Washington: IEEE Computer Society, 2011. 1172–1179
- 9 Dinh C V, Leitner R, Paclik P. Saliency based edge detection in multispectral images. Image Vis Comput, 2011, 29: 546–556
- 10 Ortiz A, Oliver G. Analysis of colour channel coupling from a physics-based viewpoint: application to colour edge detection. Pattern Recognit, 2010, 43: 2507–2520
- 11 Bastürk A, Günay E. Efficient edge detection in digital images using a cellular neural network optimized by differential evolution algorithm. Expert Syst Appl, 2009, 36: 2645–2650
- 12 Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: theory. IEEE Trans Circ Syst, 1998, 10: 1257–1272
- 13 Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: applications. IEEE Trans Circ Syst, 1998, 10: 1273–1290
- 14 Chua L O, Roska T. Cellular Neural Networks and Visual Computing. Cambridge: Cambridge University Press, 2002. 272–275
- 15 Chua L O, Thiran P. An analytic method for designing simple cellular neural networks. IEEE Trans Circ Syst, 1991, 8: 1332–1441
- 16 Martin H, Mosehytz G S. Cellular Neural Networks: Analysis, Design and Optimization. Dordrecht: Kluwer Academic Publisher, 2000
- 17 Chandler B, Rekeezky C, Nishio Y. A CNN template optimization by adaptive simulated annealing. In: Proceedings of International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications, Kochi, 1996. 445–448
- 18 Ren L Y, Hao X S, Xie X Z. A new algorithm for CNN template design based genetic algorithm. J Shandong Univ Tech Sci, 2001, 15: 48–51 [任鲁涌, 郝相升, 谢学智. 一种基于遗传算法的细胞神经网络模板设计算法. 山东理工大学学报 (自然科学版), 2001, 15: 48–51]
- 19 Hu X F, Duan S K, Wang L D. A novel chaotic neural network using memristive synapse with applications in associative memory. Abstr Appl Anal, 2012, 2012: 405739

- 20 Chua L O, Roska T. The CNN paradigm. *IEEE Trans Circ Syst*, 1993, 40: 147–156
- 21 Deng S, Tian Y, Hu X, et al. Application of new advanced CNN structure with adaptive thresholds to color edge detection. *Commun Nonlinear Sci Numer Simulat*, 2012, 17: 1637–1648
- 22 Chua L O. Memristor-the missing circuit element. *IEEE Trans Circ Theory*, 1971, 18: 507–519
- 23 Strukov D B, Snider G S, Stewart D R, et al. The missing memristor found. *Nature*, 2008, 453: 80–83
- 24 Williams R S. How we found the missing memristor. *IEEE Spectr*, 2008, 45: 28–35
- 25 Pickett M D, Strukov D B, Borghetti J L, et al. Switching dynamics in titanium dioxide memristive devices. *Appl Phys*, 2009, 106: 074508
- 26 Kvatinsky S, Friedman E G, Kolodny A, et al. TEAM: ThrEshold adaptive memristor model. *IEEE Trans Circ Syst*, 2013, 60: 211–221
- 27 Wang L D, Li H F, Duan S K, et al. Pavlov associative memory in a memristive neural network and its circuit implementation. *Neurocomputing*, 2016, 171: 23–29
- 28 Kim H, Sah M P, Yang C, et al. Neural synaptic weighting with a pulse-based memristor circuit. *IEEE Trans Circ Syst*, 2012, 59: 148–158
- 29 Chen Y R, Wang X B. Compact modeling and corner analysis of spintronic memristor. In: *Proceedings of the IEEE/ACM International Symposium on Nanoscale Architectures*, San Francisco, 2009. 7–12
- 30 Wang X B, Chen Y R, Xi H W, et al. Spintronic memristor through spin-torque-induced magnetization motion. *IEEE Electron Device Lett*, 2009, 30: 294–297
- 31 Duan S K, Hu X, Dong Z, et al. Memristor-based cellular nonlinear neural network: design, analysis, and applications. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2015, 26: 1202–1213
- 32 Ferwerda J. A Element of early vision for computer graphics. *IEEE Comput Graph Appl*, 2001, 21: 22–33
- 33 陈书海, 傅录祥. 实用数字图像处理. 北京: 科学出版社, 2005
- 34 Yu Y H, Chang C C. A new edge detection approach based on image context analysis. *Image Vision Comput*, 2006, 24: 1090–1102

## Color image edge extraction using memristor-based CNN

Ting YANG<sup>1</sup>, Shukai DUAN<sup>1\*</sup>, Lidan WANG<sup>1</sup>, Zhekang DONG<sup>2</sup> & Xiaofang HU<sup>3</sup>

1. *School of Electronics and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715, China;*

2. *College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;*

3. *School of Computer Science and Technology, Southwest University, Chongqing 400715, China*

\* Corresponding author. E-mail: duansk@swu.edu.cn

**Abstract** Because of the locally connected lattice structure and high-speed parallel processing, cellular neural network (CNN) have been widely used in image processing. Traditional processing methods typically employ fixed templates, which impose significant limitations on practical complex image processing. However, the hardware implementation of large-scale CNNs becomes impossible due to the bottleneck of traditional CMOS technology. In this paper, a new threshold-adaptive algorithm is proposed by considering pixel space distributions based on human visual perception, which can overcome the aforementioned limitation. Then, the memristor, a two-terminal nonlinear device with unique high-speed switching, nonvolatility, and nanometer scale is used to solve the circuit realization problem. Specifically, we design a spintronic memristor-based CNN (SMCNN) to facilitate the proposed threshold-adaptive algorithm. Finally, by using the example of color image processing, the effectiveness of the proposed SMCNN is demonstrated by means of numerical simulations and comparative analysis.

**Keywords** memristor, cellular neural networks (CNN), color image processing, edge detection, adaptive threshold



**Ting YANG** was born in 1990. She received a B.S. degree in electronics from Southwest University, Chongqing in 2014. She is currently a graduate student at the School of Electronics and Information Engineering, Southwest University, Chongqing, China. Her research interests include memristors and memristive systems, artificial neural networks, and image processing.



**Shukai DUAN** was born in 1973. He received a Ph.D. degree in computer application technology from Chongqing University, Chongqing in 2006. His research interests include intelligent information processing, artificial neural networks, chaos, nonlinear circuit theory and applications, and memristors. He serves as an IEEE member, IEEE CIS member, and standing committee member of the National Information and Electronic Graduate Education Society of China.



**Lidan WANG** was born in 1976. She received a Ph.D. degree in computer software and Theory from Chongqing University, Chongqing in 2008. She is an associate professor with the School of Electronics Information Engineering, Southwest University, Chongqing. Her research interests include nonlinear systems and chaotic circuits, artificial neural networks and FPGA technology, and memristor and memristive systems. She serves as an IEEE member.



**Zhekang DONG** was born in 1989. He received B.E. and M.E. degrees in electronics and information engineering in 2012 and 2015, respectively, from Southwest University, Chongqing, China. He is currently a Ph.D. candidate at the College of Electrical Engineering in Zhejiang University, Hangzhou, China. His research interests include memristors, artificial neural networks, and the design and analysis of nonlinear systems based on memristors and computer simulations.