

# 基于神经元突触可塑性机制图像边缘检测方法

方 芳 范影乐 廖进文 张梦楠

(杭州电子科技大学智能控制与机器人研究所, 浙江 杭州 310018)

**摘要** 针对图像边缘信息的有效提取问题,提出了基于脉冲时间相关突触可塑性(STDP)机制的边缘检测新方法.首先通过亮度和色度编码实现颜色拮抗特性;利用 Log-Gabor 滤波器提取符合人类视觉特性的特定方向图像信息;接着建立了一种具有突触 STDP 特性的神经网络模型,利用神经元之间非同步放电与视觉轮廓的关联性强化边缘信息;最后通过首次放电时间解码获取边缘信息.以微生物显微图像为例进行实验研究,结果表明:所提方法获取的图像边缘信息清晰完整,并且保留了更多的微弱细节;为突触可塑性机制在图像处理中的应用提供新思路.

**关键词** 图像处理; 边缘检测; 检测方法; 突触可塑性; 神经网络模型

**中图分类号** TP391.4 **文献标志码** A **文章编号** 1671-4512(2015)S1-0200-03

## Image edge detection method based on synaptic plasticity mechanism

Fang Fang Fan Yingle Liao Jinwen Zhang Mengnan

(Institute of Intelligent Control and Robotics, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract** To extract the image edge information effectively, a new method of image edge detection based on spike time dependent plasticity (STDP) and other visual mechanism was proposed. Firstly, the color opponent-process characteristic was realized by image intensity and chromaticity coding mechanism. Secondly, Log-Gabor filter was adopted to realize the orientation selectivity of visual system. Then, a neuronal population network with the characteristic of STDP was proposed, which used the relevance of the asynchronous pulse spiking between neurons and visual contour to strengthen the edge information. Finally, spiking times were recorded for the first spiking time decoding to obtain the edge information. Taking the micrograph for example, the result shows the new method is effective in extracting edge information distinctly and completely and can retain more small details, which proposes a new way for synaptic plasticity to be applied into image processing.

**Key words** image processing; edge detection; detection method; synaptic plasticity; neuronal population network

边缘信息在后续图像特征提取和目标识别等高级视觉感知中起着关键的作用.以 Canny 算法为代表的传统边缘检测方法主要基于局部邻域的梯度运算<sup>[1]</sup>,通过分析阶跃响应来定位图像的边缘点,简化了图像边缘所具有的空间结构<sup>[1]</sup>,从而影响弱边缘检测效果.而视觉神经系统在轮廓感知中具有非凡的性能,可以迅速有效地从感兴趣

区域检测出目标边缘.随着人们对视觉机制的逐步了解,视觉神经生理实验和神经计算模型的研究成果被陆续应用到图像的边缘检测中<sup>[2-3]</sup>.例如有的研究从神经元脉冲发放的电生理基础入手,构建脉冲耦合神经网络(PCNN),利用网络模型的非线性计算能力检测图像边缘<sup>[3]</sup>.尽管 PCNN 利用了视觉神经部分响应或生理特性,但忽视了

收稿日期 2015-06-30.

作者简介 方 芳(1991-),女,硕士研究生;范影乐(通信作者),教授,E-mail: fan@hdu.edu.cn.

基金项目 国家自然科学基金资助项目(60872090);浙江省大学生科技创新计划资助项目(2014R407013).

突触连接在视觉感知中的显著作用. 而本文引入了视皮层颜色拮抗以及方向选择等视觉机制, 提出一种基于脉冲时间相关突触可塑性(STDP)的神经网络模型, 并将其应用于图像边缘检测.

## 1 基本原理

本文考虑了颜色拮抗特性对于色度信息的处理, 根据神经元方向选择特性, 利用 Log-Gabor 滤波器提取符合人类视觉特性的特定方向图像信息; 对突触作用窗口内神经元的脉冲序列输出进

行首次放电信息解码, 通过 STDP 实现突触的自适应学习过程, 完成突触作用窗口内的信息交互, 并利用突触互连卷积模板的移动将这种影响逐步波动到整个神经网络; 最后融合不同亮度和色度分量的检测结果, 得到最终边缘图像. 本文以微生物显微图为例, 将颜色拮抗、方向选择以及突触 STDP 等视觉机制应用到图像边缘检测中. 算法原理如图 1 所示, 图中  $t_I, t_U$  和  $t_V$  分别表示  $I, U$  和  $V$  三分量处理过程中神经元的首次放电时间,  $I$  分量为亮度信息,  $U$  和  $V$  为红绿、蓝黄拮抗感受野的输出.

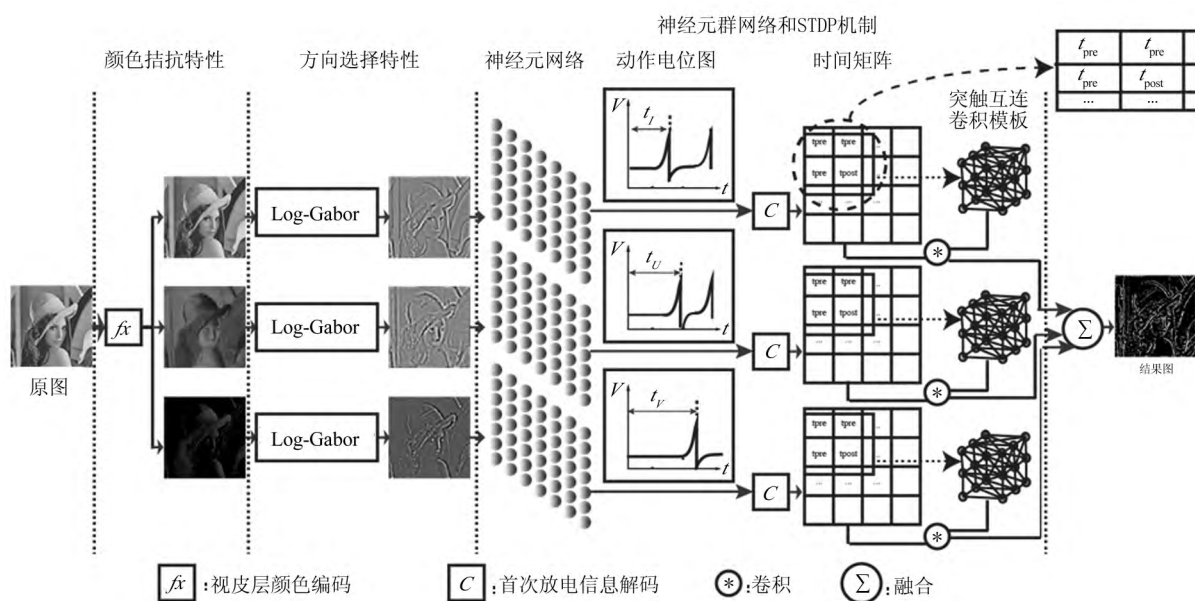


图 1 算法原理图

### 1.1 颜色拮抗特性

视觉神经实验表明: 初级视皮层存在红绿和蓝黄两类颜色拮抗感受野, 这种结构对于维持颜色感知恒定具有重要的作用, 也是轮廓感知过程中的重要前期处理环节<sup>[4]</sup>. 本文引入色度信息来表征颜色拮抗特性感受野的输出, 即:

$$\begin{cases} I = 0.3R + 0.58G + 0.12B; \\ U = R - G; \\ V = B - (R + G)/2, \end{cases} \quad (1)$$

式中  $R, G$  和  $B$  分别为彩图的红、绿、蓝颜色分量.

### 1.2 视觉方向选择特性

视觉神经系统具有显著的方向选择性<sup>[5]</sup>, 本文利用 Log-Gabor 滤波器对前述颜色拮抗特性感受野的输出信息进行方向选择操作, 滤波器函数的频域表达式为

$$G(f, \theta) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln(f/f_0)}{\ln(\sigma_f/f_0)}\right)^2\right] \times \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\theta - \theta_0}{\sigma_\theta}\right)^2\right], \quad (2)$$

式中:  $f$  和  $\theta$  为滤波频率和方向;  $f_0$  和  $\theta_0$  分别为中心频率和方向;  $\sigma_f$  和  $\sigma_\theta$  分别为频率和方向带宽<sup>[5]</sup>.

### 1.3 神经网络及 STDP 机制

在构建神经网络时, 选择 Izhikevich 神经元作为基本结构<sup>[6]</sup>, 即

$$\begin{cases} dv/dt = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I_{\text{ext}}; \\ du/dt = a(bv - u), \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $v$  为细胞膜电位,  $u$  为细胞膜恢复量; 当  $v \geq v_{\text{thresh}}$  时,  $v \leftarrow c, u \leftarrow u + d; I_{\text{ext}}$  为输入电流;  $v_{\text{thresh}}$  为神经元兴奋阈值, 通常设置  $a = 0.02, b = 0.2, c = -65, d = 6, v_{\text{thresh}} = 30$ <sup>[6]</sup>.

神经元之间存在错综复杂的突触连接, 而这种连接具有脉冲时间相关的可塑性, 即 STDP 特性<sup>[7]</sup>. 本文基于突触 STDP 特性提出一种动态突触连接构建方法, 利用神经元放电顺序的先后与连接强度之间的关系来强化边缘信息, 在边缘区将产生非同步性放电, 从而抑制非边缘信息, 并通过卷积运算描述图像的空间特性, 以提高边缘检

测的准确性和完整性。

考虑到突触连接是一种空间和时间的演化结果,因此本文首先给出基于距离的突触连接强度初始值,然后根据突触前后神经元的脉冲先后顺序来调整突触连接强度.引入边长  $L$  (奇数) 的方形窗口作为突触作用窗口,定义空间距离  $d(k, l)$  用来计算周围神经元  $(k, l)$  的到中心神经元  $(m, n)$  的欧氏距离.为构造具有非线性特性的神经网络,对  $d(k, l)$  进行幂指数转换,即

$$d_{\text{linear}}(k, l) = \ln \frac{d_{\text{max}}}{d(k, l)}, d(k, l) \neq 0, \quad (4)$$

式中  $d_{\text{max}}$  为  $d(k, l)$  的最大值.对  $d_{\text{linear}}(k, l)$  进行归一化处理获得突触初始连接强度  $\text{synapse}(k, l)$ .在突触作用窗口中,将周围神经元作为突触前神经元,中心神经元作为突触后神经元接收周围神经元的刺激,首次放电时间分别记为  $t_{\text{pre}}(k, l)$  和  $t_{\text{post}}(m, n)$ .

STDP 机制包括长时程增强 (long-term potentiation, LTP) 和长时程抑制 (long-term depression, LTD) 两种类型.其中 LTP 是指突触前后神经元放电先后顺序为大概率意义上的正向时,此突触连接将不断被加强;而 LTD 与之相反,对应于突触连接不断减弱的情况.基于图像处理的考虑,将 STDP 机制引入到突触作用窗口中,数学表达式为

$$\begin{cases} P(k, l) = 1 + \text{synapse}(k, l) \times e^{-|t_{\text{pre}}(k, l) - t_{\text{post}}(m, n)|}; \\ D(k, l) = 1 - \text{synapse}(k, l) \times e^{-|t_{\text{pre}}(k, l) - t_{\text{post}}(m, n)|}; \\ J(m, n) = t_{\text{post}}(m, n) \times P(k, l) \\ \quad (t_{\text{pre}}(k, l) < t_{\text{post}}(m, n)); \\ J(m, n) = t_{\text{post}}(m, n) \times D(k, l) \quad (\text{否则}), \end{cases} \quad (5)$$

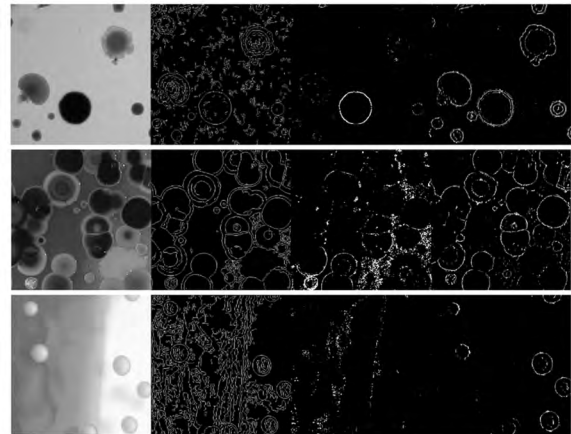
$$(6)$$

式中:  $P(k, l)$  为增强作用系数;  $D(k, l)$  为抑制作用系数;  $J(m, n)$  为经过突触 STDP 机制作用后的边缘解码信息.将突触作用窗口作为卷积模板,经过卷积处理后,对  $J(m, n)$  进行灰度映射.对  $I, U$  和  $V$  分别进行上述处理后,融合得到边缘信息.

## 2 实验结果

以具有多层次边缘信息的微生物显微图为例,将本文方法与 Canny 和 PCNN 算法进行了边缘检测对比试验,结果如图 2 所示.对于图 2(a) 一系列的具有较多颜色层次的 3 个原图, Canny 算法在轮廓内部检测出较多虚假边缘, PCNN 算法

在复杂背景下检测效果较差.



(a) 原图 (b) Canny 算法 (c) PCNN 算法 (d) 本文算法

图 2 原图以及边缘检测结果图

相对而言,本文方法获取的边缘更为清晰和连贯.可能在于 Canny 算法仅通过局部邻域的梯度运算来定位图像边缘点,简化了图像边缘的空间特性,易造成对边缘点的误判. PCNN 只是对神经元放电过程以及网络结构的简单模拟,忽视了突触连接和颜色拮抗特性等视觉机制的作用,对复杂图形的轮廓感知无法取得理想效果.本文利用突触的自适应学习过程强化了边缘信息,并且通过卷积运算充分考虑了图像的空间特性,因此增强了边缘点的真伪判断能力,更好检测出弱边缘信息,表现出更好的准确性和连贯性.

除图 2(a) 中的 3 幅原图之外,另外对 12 幅微生物显微图进行了基于 ROC 评价的曲线下面积值 ( $A_{\text{AUC}}$ )<sup>[8]</sup> 和信息熵<sup>[9]</sup> 的定量统计分析,结果如表 1 所示.本文方法的  $A_{\text{AUC}}$  值和信息熵平均值分别为 0.7 和 0.32,均高于其他方法,与主观评价一致,表明本文方法包含更多有效信息.另外,对 12 幅图检测的  $A_{\text{AUC}}$  值和信息熵进行  $t$  检验,结果表明本文方法与其他方法的  $A_{\text{AUC}}$  值存在显著差异 (相伴概率  $P < 0.05$ ),而在信息熵指标上并不存在显著差异,原因可能是信息熵指标仅关注局部区域的边缘点信息波动性,而忽视了边缘具有的整体结构性.

表 1 12 幅边缘图像的  $A_{\text{AUC}}$  值和信息熵统计结果

算法	评价指标	
	$A_{\text{AUC}}$	信息熵
Canny	0.644 9±0.041 3	0.248 7±0.067 1
PCNN	0.654 2±0.089 5	0.301 0±0.152 6
本文	0.708 4±0.035 3	0.320 1±0.163 0

在模拟视通路颜色拮抗特性和方向选择特性基础上,构建神经网络实现 (下转第 206 页)

明,本文方法对弱对比度轮廓具有较好的检测性能.后续研究可以考虑将动态化学突触应用于图像理解中,充分发挥突触对图像时空特性的凸显,实现对图像特征的提取作用,进一步发挥生物视觉机制在图像处理领域的应用优势.

## 参 考 文 献

- [1] Liu S, Niu Z, Sun G, et al. Gabor filter-based edge detection: a note[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(15): 4120-4123.
- [2] Wei S, Hong Q, Hou M. Automatic image segmentation based on PCNN with adaptive threshold time constant[J]. Neurocomputing, 2011, 74(9): 1485-1491.
- [3] Yang N, Chen H, Li Y, et al. Coupled Parameter Optimization of PCNN Model and Vehicle Image Segmentation[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2012, 12(1): 48-54.
- [4] Monica Subashini M, Sahoo S K. Pulse coupled neural networks and its applications[J]. Expert Systems

with Applications, 2014, 41(8): 3965-3974.

- [5] Farajidavar A, Saeb S, Behbehani K. Incorporating synaptic time-dependent plasticity and dynamic synapse into a computational model of wind-up[J]. Neural Networks, 2008, 21(2-3): 241-249.
- [6] Rolfs M. Microsaccades: small steps on a long way [J]. Vision research, 2009, 49(20): 2415-2441
- [7] Storck J, Jäkel F, Deco G. Temporal clustering with spiking neurons and dynamic synapses: towards technological applications[J]. Neural Networks, 2001, 14(3): 275-285.
- [8] Kerr D, McGinnity T M, Coleman S, et al. A biologically inspired spiking model of visual processing for image feature detection[J]. Neurocomputing, 2015, 158: 268-280.
- [9] 王培珍,毛雪芹,毛雪菲,等. 基于均值偏移和边缘置信度的焦炭显微图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2010, 10(15): 1478-1484.
- [10] Govindarajani B, Panetta K A, Agaian S. Image reconstruction for quality assessment of edge detectors [C]//Proc of IEEE International Conference on Systems. Singapore: IEEE, 2008: 691-696.

(上接第 202 页)了神经元互连的突触 STDP 机制,利用神经元脉冲发放时空序列的耦合来强化视觉感知中的边缘信息.微生物显微图像的边缘检测结果表明:与 Canny 和 PCNN 算法相比,本文方法对于复杂背景下的弱边缘检测具有一定优势.该方法将为神经元突触可塑性机制在视觉信息处理中的应用提供一种新思路.

## 参 考 文 献

- [1] Shrivakshan G T, Chandrasekar C. A Comparison of various Edge Detection Techniques used in Image Processing [J]. International Journal of Computer Science Issues, 2012, 9(5): 269-276.
- [2] Yang N, Chen H, Li Y, et al. Coupled Parameter Optimization of PCNN Model and Vehicle Image Segmentation[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2012, 12(1): 48-54.
- [3] Monica Subashini M, Sahoo S K. Pulse coupled neural networks and its applications[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(8): 3965-3974.
- [4] Yang Kaifu, Gao Shaobing, Li Chaoyi, et al. Effi-

cient color boundary detection with color-opponent mechanisms[C]//Proc of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Portland, OR: IEEE, 2013: 2810-2817.

- [5] Hammal Z. Log-Normal and Log-Gabor descriptors for expressive events detection and facial features segmentation[J]. Information Sciences, 2014, 288: 462-480.
- [6] Izhikevich E M. Which model to use for cortical spiking neurons? [J]. Neural Networks, IEEE Transactions on, 2004, 15(5): 1063-1070.
- [7] Beyeler M, Dutt N D, Krichmar J L. Categorization and decision-making in a neurobiologically plausible spiking network using a STDP-like learning rule[J]. Neural Networks, 2013, 48: 109-124.
- [8] Ji Q, Haralick R M. Efficient facet edge detection and quantitative performance evaluation[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(3): 689-700.
- [9] Phillips S J, Anderson R P, Schapire R E. Maximum entropy modeling of species geographic distributions [J]. Ecological Modelling, 2006, 190(3-4): 231-259.