

基于脉冲神经网络的白血病骨髓图像边缘检测

林璇 李晖 蔡坚勇 吴庆祥

(福建师范大学物理与光电信息科技学院, 医学光电科学与技术教育部重点实验室, 福建省光子技术重点实验室,
福建 福州 350007)

摘要 根据模拟生物大脑视觉皮层神经网络的活动而建立的第三代人工脉冲神经网络(SNN), 讨论了基于电导率的 IF 神经元模型(integrate-and-fire neuron model), 并将该神经网络应用于白血病骨髓图像的边缘检测。实验结果表明, 基于 SNN 的边缘检测可以实现对白血病骨髓图像的有效分割。设置的开火阈值越小, 能显示出越多的细节信息。

关键词 图像处理; 边缘检测; 脉冲神经网络; 白血病骨髓图像; 图像分割

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL200936s2.0346

Edge Detection of Leucocythemia Marrow Images Based on Spiking Neural Network

Lin Xuan Li Hui Cai Jianyong Wu Qingxiang

(Key Laboratory of Optoelectronic Science and Technology for Medicine, Ministry of Education, Fujian Provincial Key Laboratory of Photonic Technology, School of Physics and Opto-Electronics Technology, Fujian Normal University, Fuzhou, Fujian 350007, China)

Abstract The structure of spiking neural network (SNN) is presented, which is regarded as the third generation of artificial neural networks (ANNs) and established based on the simulation of network model for biological visual cortex. The conductance based on integrate-and-fire spiking neuron model is given, and then the neural network is applied to edge detection of leucocythemia marrow images. The experimental results show that SNN can be applied in leucocythemia marrow image segmentation. The lower the firing threshold is, the more details will be displayed.

Key words image processing; edge detection; spiking neural network; leucocythemia marrow image; image segmentation

1 引言

边缘检测是图像处理、图像分析和模式识别中的重要课题, 是基于在区域边缘上的像素灰度值的变化往往比较剧烈, 试图通过检测不同区域间的边缘来解决图像分割问题。传统的边缘检测算子如 Sobel, Prewitt, Roberts, Laplace 和 Canny 等^[1], 由于对噪声敏感, 在处理实际图像时的效果并不理想。

20 世纪 40 年代发展起来的人工神经网络(ANN)^[2]是由大量处理单元(神经元)广泛互连而成的网络, 对人脑的抽象、简化和模拟, 反应人脑的

基本特征, 模拟人脑信息处理的功能。人工神经网络因其具有并行处理和非线性的特点, 而得到越来越广泛的关注和应用。1997 年, Maass^[3]提出根据网络所使用的计算单元可将人工神经网络分为三代。其中第三代神经网络是指将脉冲神经元作为计算单元, 利用神经元的开火时间进行信息编码和处理^[4,5]。这种模型更接近于真实的生物神经元, 提高了由阈值或 S 形计算单元组成的神经网络的计算能力。Meftah 等^[6]运用脉冲神经网络, 进行了不同参数条件下的图像分割。

基金项目: 教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-04-0615)和教育部博士点基金(200803940001)资助课题。

作者简介: 林璇(1985—), 女, 硕士研究生, 主要从事生物医学光子技术方面的研究。E-mail: linxuan021@126.com

导师简介: 李晖(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事生物医学光子技术及其应用等方面的研究。

E-mail: hli@fjnu.edu.cn(通信联系人)

本文通过模拟生物大脑视觉皮层神经网络的活动而建立了第三代人工脉冲神经网络(SNN),给出了基于电导率的 IF 神经元模型(integrate-and-fire neuron model),并将该神经网络应用于白血病骨髓图像的边缘检测。

2 用于图像边缘检测的脉冲神经网络模型

人工神经元可以通过各种各样的理论神经元模型模拟,其中以 Hodgkin 等^[7,8]的工作作为现代的开端。基于不同的感受野和 Hodgkin-Huxley 神经元模型,文献^[9]提出了用于图像边缘检测的脉冲神经网络模型,如图 1 所示。输入层相当于光接收器,每一个光接收器和待分割图像中的一个像素对应起来。中间层由 4 种分别与 4 个不同的感受野相对应的神经元组成。突触连接中的‘X’表示一个兴奋性突触,‘△’表示一个抑制性突触。输出层中的每一个神经元整合来自中间层神经元的 4 个相应输出。输出层根据输入图像形成一个对应的开火速率图。

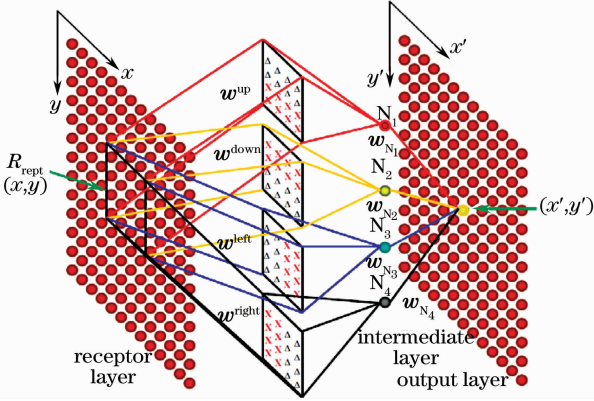


图 1 用于图像边缘检测的脉冲神经网络模型
Fig. 1 Spiking neural network model for image edge detection

在中间层中有 4 个并列的神经元阵列,每一个具有相同的大小。把这些阵列标记为 N_1, N_2, N_3 和 N_4 ,并且为了简单起见在图 1 中每一个阵列只画出了一个神经元。每一层分别执行上、下、左、右边缘处理,且通过不同的权重矩阵和接收层连接起来。这些权重矩阵具有可改变的大小来表示所考虑的感受野的大小。

3 脉冲神经元模型

将基于电导率的 IF 神经元模型运用于以上网络。 $G_{x,y}$ 表示 $(x,y) \in R_{\text{rept}}$ 处的像素灰度值, $q_{x,y}^{\text{ex}}$ 表示由来自 (x,y) 处接收器的兴奋性电流引起的峰值

电导率, $q_{x,y}^{\text{ih}}$ 表示由来自 (x,y) 处接收器的抑制性电流引起的峰值电导率。为简单起见,假设输入层的每一个接收器可通过表达式

$$q_{x,y}^{\text{ex}} = \alpha G_{x,y}, \quad q_{x,y}^{\text{ih}} = \beta G_{x,y} \quad (1)$$

把一个像素灰度值转换为峰值电导率。式中 α 和 β 为常数。基于电导率的 IF 神经元模型^[10],神经元 N_1 可由方程控制

$$\frac{g_{x,y}^{\text{ex}}(t)}{dt} = -\frac{1}{\tau_{\text{ex}}} g_{x,y}^{\text{ex}}(t) + \alpha G_{x,y}, \quad (2)$$

$$\frac{g_{x,y}^{\text{ih}}(t)}{dt} = -\frac{1}{\tau_{\text{ih}}} g_{x,y}^{\text{ih}}(t) + \beta G_{x,y}, \quad (3)$$

$$c_m \frac{dv_{N_1}(t)}{dt} = g_1 [E_1 - v_{N_1}(t)] + \sum_{(x,y) \in R_{\text{rept}}} \frac{\omega_{x,y}^{\text{up-ex}} g_{x,y}^{\text{ex}}(t)}{A_{\text{ex}}} [E_{\text{ex}} - v_{N_1}(t)] + \sum_{(x,y) \in R_{\text{rept}}} \frac{\omega_{x,y}^{\text{up-ih}} g_{x,y}^{\text{ih}}(t)}{A_{\text{ih}}} [E_{\text{ih}} - v_{N_1}(t)], \quad (4)$$

式中 $g_{x,y}^{\text{ex}}(t)$ 和 $g_{x,y}^{\text{ih}}(t)$ 分别是兴奋性和抑制性突触的电导率, τ_{ex} 和 τ_{ih} 分别是兴奋性和抑制性突触的时间常数, $v_{N_1}(t)$ 是神经元 N_1 的膜电位, E_{ex} 和 E_{ih} 分别是兴奋性和抑制性突触的反转电位, c_m 表示膜电容, g_1 表示膜电导率,ex 是兴奋性的简写,ih 是抑制性的简写, $\omega_{x,y}^{\text{up-ex}}$ 表示兴奋性突触的权重, $\omega_{x,y}^{\text{up-ih}}$ 表示抑制性突触的权重, A_{ex} 是和 一个兴奋性突触相连的膜表面面积, A_{ih} 是和 一个抑制性突触相连的膜表面面积。根据生物感受野的描述, $\omega_{x,y}^{\text{up-ex}}$ 和 $\omega_{x,y}^{\text{up-ih}}$ 的值可表示为

$$\omega_{x,y}^{\text{up-ex}} = \begin{cases} 0 & (y - y_c) \leq 0 \\ \omega_{\text{e max}} \exp \left[-\frac{(x - x_c)^2}{\delta_x^2} - \frac{(y - y_c)^2}{\delta_y^2} \right] & (y - y_c) > 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$\omega_{x,y}^{\text{up-ih}} = \begin{cases} 0 & (y - y_c) > 0 \\ \omega_{\text{i max}} \exp \left[-\frac{(x - x_c)^2}{\delta_x^2} - \frac{(y - y_c)^2}{\delta_y^2} \right] & (y - y_c) \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中 (x_c, y_c) 是感受野 R_{rept} 的中心位置, $(x,y) \in R_{\text{rept}}$, δ_x 和 δ_y 是常数, $\omega_{\text{e max}}$ 和 $\omega_{\text{i max}}$ 分别是兴奋性突触和抑制性突触权重的最大值。

以此类推,神经元 N_2, N_3 和 N_4 受与神经元 N_1 相似的一系列方程控制。当膜电位达到开火阈值 v_{th} 时,神经元产生一个脉冲,然后进入一个长为 τ_{ref} 的不起反应期,在这期间神经元不接收脉冲输入。

在不起反应期 τ_{ref} 之后,神经元又可以整合输入,以产生其他脉冲。用 $S_{N_1}(t)$ 表示由神经元 N_1 产生的一个脉冲串,则

$$S_{N_1}(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } N_1 \text{ fires at time } t \\ 0 & \text{if } N_1 \text{ doesn't fire at time } t \end{cases} \quad (7)$$

同理, $S_{N_2}(t)$, $S_{N_3}(t)$ 和 $S_{N_4}(t)$ 分别表示神经元 N_2 , N_3 和 N_4 产生的脉冲串。输出层中的神经元 $N_{x',y'}$ 受方程控制:

$$\frac{g_{x',y'}^{\text{ex}}(t)}{dt} = -\frac{1}{\tau_{\text{ex}}} g_{x',y'}^{\text{ex}}(t) + [\omega_{N_1} S_{N_1}(t) + \omega_{N_2} S_{N_2}(t) + \omega_{N_3} S_{N_3}(t) + \omega_{N_4} S_{N_4}(t)], \quad (8)$$

$$c_m \frac{dv_{x',y'}(t)}{dt} = g_1 [E_1 - v_{x',y'}(t)] +$$

$$\frac{g_{x',y'}^{\text{ex}}(t)}{A_{\text{ex}}} [E_{\text{ex}} - v_{x',y'}(t)], \quad (9)$$

其中假设输出层神经元 $N_{x',y'}$ 只通过兴奋性突触和中间层神经元连接起来。 $S_{x',y'}(t)$ 表示由输出层神经元 $N_{x',y'}$ 产生的脉冲串。神经元 $N_{x',y'}$ 的开火速率可通过表达式计算为

$$r_{x',y'} = \frac{1}{T} \sum_t^{t+T} S_{x',y'}(t). \quad (10)$$

通过把这个开火速率绘制成一个图像,就可以得到输入图像的边缘图像。

4 模拟结果

通过 Matlab 建模来执行这个网络模型,网络所使用的一系列参数和生物神经元保持一致^[7],具体参数为: $v_{\text{reset}} = -70$ mV, $E_{\text{ex}} = 0$ mV, $E_{\text{th}} = -75$ mV, $E_1 = -70$ mV, $g_1 = 1.0$ $\mu\text{S}/\text{mm}^2$, $c_m = 10$ nF/ mm^2 , $\tau_{\text{ex}} = 4$ ms, $\tau_{\text{th}} = 10$ ms, $\tau_{\text{ref}} = 6$ ms, $A_{\text{th}} = 0.028953$ mm^2 , $A_{\text{ex}} = 0.014103$ mm^2 。

突触权重受 $\omega_{e_{\text{max}}}$ 和 $\omega_{i_{\text{max}}}$ 的控制。可通过调节 $\omega_{e_{\text{max}}}$ 和 $\omega_{i_{\text{max}}}$ 间的比例以确保神经元在它的感受野内对一幅没有变化的图像不开火。在本文中, $\omega_{e_{\text{max}}}$ 被设置为 0.7093, $\omega_{i_{\text{max}}}$ 被设置为 0.3455。 α 和 β 被设置为 $1/G_{x,y}$ 的最大值,即输入图像的灰度值被归一化为 0~1 范围内的实数值。感受野 R_{rept} 的大小可以设置为 2×2 到 6×6 之间。参数 δ_x 和 δ_y 可用来控制边缘的灵敏度。进行了不同的 R_{rept} 大小, δ_x 和 δ_y 值下的实验。结果显示 R_{rept} , δ_x , δ_y 的值越大,探测器对噪声越不敏感,但边缘会变得越模糊,因而其值的选择需要折中。对于突触权重分布矩阵 w^{up} 和 w^{down} , δ_x 的值应该被设置为 $\delta_x > \delta_y$, 以得到一个和生物系统中的感受野相一致的水平形状。本文所使

用的 R_{rept} 大小为 5×5 , $\delta_x = 6$, $\delta_y = 2$ 。根据(5)式和(6)式可知,此时:

$$w_{x',y'}^{\text{up-ex}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.31 & 0.34 & 0.35 & 0.34 & 0.31 \\ 0.11 & 0.12 & 0.13 & 0.12 & 0.11 \end{bmatrix},$$

$$w_{x',y'}^{\text{up-ih}} = \begin{bmatrix} 0.11 & 0.12 & 0.13 & 0.12 & 0.11 \\ 0.31 & 0.34 & 0.35 & 0.34 & 0.31 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (11)$$

实验中所使用的白血病骨髓图像是由血涂片经瑞氏染色后,在研究级显微镜 Olympus BX51 下以 100 倍的放大倍率得到的,该显微镜结合了 Olympus 扩展至无限远的校正光学系统 (UIS2-universal infinity system) 和先进的荧光及微分干涉差 (DIC) 技术。并通过 Olympus 数码相机 DP71 存储为 $4080 \text{ pixel} \times 3072 \text{ pixel}$ 的 JPEG 真彩色图像。将如图 2(a) 所示的白血病骨髓图像输入到脉冲神经网络,在不同的开火阈值 v_{th} 条件下得到的开火速率图如图 2(b)~(d) 所示,反映了输入图像的边缘。

图 3(a) 为图 2(a) 经过预处理,去除了骨髓图像中的红细胞及背景后的白细胞图像。将图 3(a) 所示的白细胞图像输入到脉冲神经网络,在不同的开火阈值 v_{th} 条件下得到的开火速率图如图 3(b)~

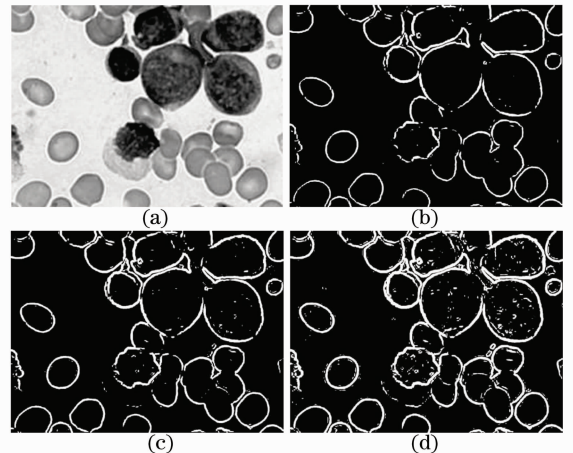


图 2 基于 SNN 的图像边缘检测结果。(a) 白血病骨髓图像; (b) $v_{\text{th}} = -60$ mV; (c) $v_{\text{th}} = -62$ mV; (d) $v_{\text{th}} = -64$ mV

Fig. 2 Results of image edge detection based on SNN. (a) leucocythemia marrow image; (b) $v_{\text{th}} = -60$ mV; (c) $v_{\text{th}} = -62$ mV; (d) $v_{\text{th}} = -64$ mV

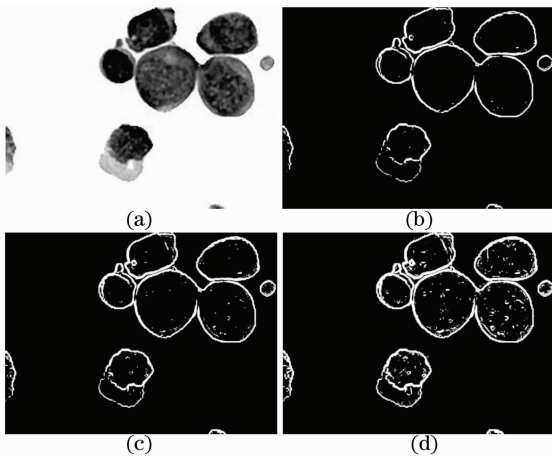


图3 基于SNN的图像边缘检测结果。(a)白细胞图像;
(b) $v_{th} = -60$ mV; (c) $v_{th} = -62$ mV; (d) $v_{th} = -64$ mV

Fig. 3 Results of image edge detection based on SNN.

(a) leucocyte image; (b) $v_{th} = -60$ mV; (c) $v_{th} = -62$ mV; (d) $v_{th} = -64$ mV

(d)所示。

模拟结果表明,基于SNN的边缘检测可以实现对图像的有效分割。设置的开火阈值越小,能显示出越多的细节信息。

5 讨 论

白血病是一种骨髓及造血组织异常增生性疾病,是我国十大高发肿瘤疾病之一。正确的诊断及分型对指导白血病的治疗至关重要。目前常用的白血病诊断方式主要有骨髓涂片检测和流式细胞术两种。其中骨髓涂片检测是将骨髓液制成涂片,经瑞氏染色后置于光学显微镜下,通过肉眼观察血细胞形态的变化和血细胞计数等手段进行检测,是目前白血病诊断的主要手段。这种传统的检测方法,人工分析的强度大,主观性强,且对于一个经验不是很丰富的病理医生来说,异常细胞的识别则存在较大的困难。而基于流式细胞术的白血病诊断方法,其缺点是难以识别所有的骨髓细胞。

随着计算机技术的快速发展,计算机技术在医学中的应用也越来越广泛,其中的一个重要应用就是对显微镜下血细胞图像的自动识别^[11,12]。本文研究了基于脉冲神经网络的白血病骨髓图像边缘检测新方法,进一步从骨髓图像中提取白细胞及其细胞核轮廓,可为实现白血病的自动识别提供必要的准备。作为一种模拟生物大脑视觉皮层神经网络的

活动而建立的网络模型,SNN方法在图像处理各方面具有广阔的应用前景。该脉冲神经网络是由分层结构组成,这个分层结构是由具有各种各样的感受野和可塑性突触的神经元构成。脉冲神经元模型提供了强大的整合输入,产生脉冲输出的功能,使一个脉冲神经网络可以执行非常复杂的计算、学习任务和人类大脑的智能行为。如果这个网络模型在一个并行硬件上执行,则可以在100 ms的时间内完成边缘检测,这个时间间隔是和生物视觉系统相一致的。因此,这个模型可被用于人工智能系统。

参 考 文 献

- 1 R. C. Gonzalez, R. E. Woods. Digital Image Processing (Second Edition)[M]. Ruan Qiuqi, Ruan Yuzhi *et al.*. Transl. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007. 463~474
冈萨雷斯, 伍 兹. 数字图像处理(第2版)[M]. 阮秋琦, 阮宇智等译. 北京: 电子工业出版社, 2007. 463~474
- 2 Gao Juan. Artificial Neural Network Theory and Simulation Examples[M]. Beijing: China Machine Press, 2003. 1~20
高 隽. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003. 1~20
- 3 W. Maass. Networks of spiking neurons: the third generation of neural network models[J]. *Neural Networks*, 1997, **10**(9): 1659~1671
- 4 S. M. Bohte. Spiking Neural Networks[D]. Leiden: Leiden University, 2003
- 5 J. Vreeken. Spiking Neural Networks, An Introduction[R]. Institute for Information and Computing Sciences, Utrecht University, 2002, Tech. Rep. UU-CS-2003-008
- 6 B. Meftah, A. Benyettou, O. Lezoray *et al.*. Image clustering with spiking neuron network[C]. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 2008, 681~685
- 7 A. L. Hodgkin, A. F. Huxley. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve[J]. *J. Physiol.*, 1952, **117**(4): 500~544
- 8 W. Gerstner, W. M. Kistler. Spiking Neuron Models. Single Neurons, Populations, Plasticity[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2002
- 9 Q. X. Wu, T. M. McGinnity, L. P. Maguire *et al.*. Edge detection based on spiking neural network model[C]. *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 2007, **4682**: 26~34
- 10 Q. X. Wu, T. M. McGinnity, L. P. Maguire *et al.*. Learning mechanism in networks of spiking neurons[J]. *Studies in Computational Intelligence*, 2006, **35**: 171~197
- 11 Huang Xiaowei, Li Hui, Qiu Yishen *et al.*. Image processing technology in leukemia diagnosis[J]. *Laser and Optoelectronics Progress*, 2006, **43**(10): 42~46
黄晓伟, 李 晖, 邱怡申等. 图像处理技术在白血病诊断中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2006, **43**(10): 42~46
- 12 Jiang Ying, Li Hui, Huang Xiaowei. Image segmentation of leucocythemia and its application[J]. *Acta Laser Biology Sinica*, 2007, **16**(6): 741~748
蒋 英, 李 晖, 黄晓伟. 白血病图像分割方法的适应性分析与改进算法[J]. 激光生物学报, 2007, **16**(6): 741~748