

PCNN 模型的改进及其在医学图像处理中的应用

于江波 陈后金

(北京交通大学电子信息工程学院 北京 100044)

摘 要: 该文结合脉冲耦合神经网络(PCNN)和非线性各向异性扩散(NAD)模型,提出了改进的 ADPCNN 模型,并对新模型进行了理论分析。新模型对 NAD 模型的扩散次数问题和 PCNN 模型对像素的修改策略问题提出了解决方法,在医学眼底图像处理中取得了较好的效果。

关键词: 脉冲耦合神经网络; 非线性各向异性扩散; 图像处理; 边缘提取

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)10-2316-05

Improvement of PCNN Model and Its Application to Medical Image Processing

Yu Jiang-bo Chen Hou-jin

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: Based on the model of Pulse Coupled Neural Network (PCNN) and the model of Nonlinear Anisotropic Diffusion (NAD), an improved model named ADPCNN is proposed and analyzed in theory. The new model resolves the problems of diffusion number of NAD model and the modification rule of pixel gray value of PCNN model. The application to medical image processing shows the good effect of the new model.

Key words: Pulse coupled neural network ; Nonlinear anisotropic diffusion; Image processing; Edge detection

1 引言

随着生物神经学的发展,作为第三代神经网络的一个重要分支,一种被称为脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)的人工神经网络的研究正在逐渐升温^[1-3]。PCNN 有它的生物学依据,与传统的人工神经网络相比有很多的不同点,是对高级哺乳动物的视觉的仿生,但目前对它的研究还停留在应用探讨的阶段,还缺少一种理论的指导。在图像处理中的应用中,PCNN 取得了初步的成果^[4-13],其中涉及到图像平滑^[4]、图像融合^[5]、图像分割^[6-8]、图像增强^[9],还可应用于图像目标识别^[10-12]等方面。PCNN 应用于医学图像处理时有其优势,这是与其生物学背景相一致的。同时作为生物视觉这一复杂系统的仿生,单独的 PCNN 很难满足图像处理的各种不同需要,还需要结合其他相关模型以达到更大的应用。

Perona 和 Malik 提出了非线性各向异性扩散模型(Nonlinear Anisotropic Diffusion, NAD)^[13],并提出了 P-M 方程,模型基于偏微分方程(PDE)的扩散原理,通过引入合适的扩散通量函数来控制扩散方向。传统的方法在去噪的同时模糊了边缘并损失了大量重要信息,基于偏微分方程演变的图像扩散增强方法有效克服这些缺陷,能够将图像的先验

信息融入模型中,取得较好的效果。在图像处理的应用中,非线性各向异性扩散模型得到了很大的发展,其高质量的处理结果也得到了人们的肯定^[14-16]。

本文结合目前的 PCNN 模型和 NAD 模型,提出了改进的模型——ADPCNN,并在医学眼底图像处理中达到满意的结果。文章第 2 节简单介绍现有 PCNN 模型;第 3 节简单介绍 NAD 模型;第 4 节提出并分析了 ADPCNN 模型,同时分析了各主要参数选择的原则;第 5 节将本文提出的 ADPCNN 模型在医学眼底图像处理中应用,并与其他传统方法进行了对比。

2 脉冲耦合神经网络(PCNN)

20 世纪 90 年代, Eckhorn 等对猫的视皮层神经元脉冲同步振荡现象的研究取得了巨大的进展,得到了哺乳动物的视神经元脉冲发放现象^[1],并提出了连接模型及其改进模型^[2,3]。其提出的 PCNN 神经元结构如图 1。

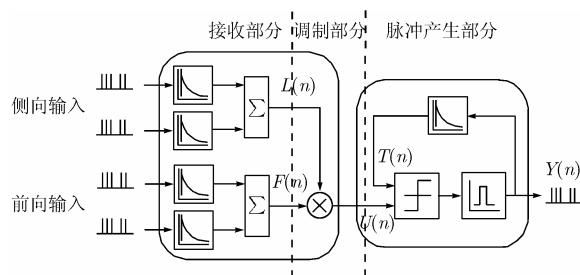


图 1 PCNN 神经元模型

2006-11-20 收到, 2007-04-23 改回

教育部“新世纪优秀人才支持计划”、教育部科学技术研究重点项目(NO106030)资助课题

PCNN 神经元很好地模拟了生物神经元的特点, 图 1 左边的实心框相当于树突, 右边的实心框相当于神经元对输入的处理以及判断自身是否被激活。在具体分析过程中, 可以按照图示的虚线分为 3 个部分: 接收部分、调制部分和脉冲产生部分。神经元的接收部分接收来自其它神经元与外部的输入。接收部分接收到输入信号后, 将其通过两条通道传输: 一通道称为 F 通道, 另一通道称为 L 通道, 其中 F 通道的脉冲响应函数随时间的变化比 L 通道慢。 \mathbf{Y} 为神经元的输出, 同时也是其他神经元的输入, \mathbf{S} 表示来自外界输入。其迭代公式如下:

$$\mathbf{F}_{ij}[n] = e^{-\alpha_F} \mathbf{F}_{ij}[n-1] + \mathbf{V}_F \sum_{kl} m_{ijkl} \mathbf{Y}_{kl}[n-1] + \mathbf{S}_{ij} \quad (1)$$

$$\mathbf{L}_{ij}[n] = e^{-\alpha_L} \mathbf{L}_{ij}[n-1] + \mathbf{V}_L \sum_{kl} w_{ijkl} \mathbf{Y}_{kl}[n-1] \quad (2)$$

$$\mathbf{U}_{ij}[n] = \mathbf{F}_{ij}[n](1 + \beta \mathbf{L}_{ij}[n-1]) \quad (3)$$

$$\mathbf{T}_{ij}[n] = e^{-\alpha_T} \mathbf{T}_{ij}[n-1] + \mathbf{V}_T \sum_{kl} \mathbf{Y}_{kl}[n-1] \quad (4)$$

$$\mathbf{Y}_{ij}[n] = \text{step}(\mathbf{U}_{ij}[n] - \mathbf{T}_{ij}[n-1]) = \begin{cases} 1, & \mathbf{U}_{ij}[n] > \mathbf{T}_{ij}[n-1] \\ 0, & \mathbf{U}_{ij}[n] \leq \mathbf{T}_{ij}[n-1] \end{cases} \quad (5)$$

其中 \mathbf{F} 为神经元输入矩阵, \mathbf{L} 为 L 通道输出矩阵, \mathbf{U} 为调制输出矩阵, \mathbf{T} 为神经元振荡阈值矩阵, \mathbf{Y} 为神经元输出矩阵。调制部分将来自 L 通道的信号 \mathbf{L}_{ij} 加上一个正的偏移量后与来自 F 通道的信号 \mathbf{F}_{ij} 进行相乘调制, 得到内部状态信号, 见式(3)。模型中偏移量归整为 1, β 为联结强度。由于信号 \mathbf{F}_{ij} 的变化比信号 \mathbf{L}_{ij} 慢, 在短时内, 相乘调制得到的内部状态信号就近似为一快速变化的信号叠加在一近似常量的信号上。接着, \mathbf{U}_{ij} 输入到脉冲产生部分。

脉冲产生部分由阈值可变的比较器与脉冲产生器组成。当脉冲产生器打开时, 其发放脉冲的频率是衡定的。当神经元输出一个脉冲, 神经元的阈值 \mathbf{T}_{ij} 就通过反馈迅速得到提高, 见式(4)。当神经元的阈值 \mathbf{T}_{ij} 超过 \mathbf{U}_{ij} 时, 脉冲产生器就被关掉, 停止发放脉冲, 紧接着, 阈值就开始指数下降, 当阈值低于 \mathbf{U}_{ij} 时, 脉冲产生器被打开, 神经元点火, 即处于激活状态, 输出一个脉冲或脉冲序列, 见式(5)。

3 非线性各项异性扩散(NAD)模型

Perona 和 Malik 提出了非线性各项异性扩散模型^[15], 为与 PCNN 模型统一起见, 将图像矩阵 \mathbf{I} 改为 \mathbf{F} , 其数学表达式如下所示:

$$\frac{\partial}{\partial t} \mathbf{F}(x, y, t) = \nabla \cdot (c(x, y, t) \nabla \mathbf{F}(x, y, t)) \quad (6)$$

定义通量方程如下:

$$\phi(x, y, t) = c(x, y, t) \cdot \nabla \mathbf{F}(x, y, t) \quad (7)$$

这样式(6)可写成如下形式:

$$\frac{\partial}{\partial t} \mathbf{F}(x, y, t) = \nabla \cdot (\phi(x, y, t)) \quad (8)$$

在此, $\mathbf{F}(x, y, t)$ 代表图像。 x, y 代表图像坐标; t 代表迭

代次数; $c(x, y, t)$ 代表扩散方程, $c(x, y, t)$ 为达到强化边缘细节和平滑噪声的效果, 需要实现局部自适应权值, 为此选择如下形式数学表达式:

$$c(x, y, t) = \exp \left\{ - \left(\frac{|\nabla \mathbf{F}(x, y, t)|^2}{\kappa} \right) \right\} \quad (9)$$

4 ADPCNN 模型

Eckhorn 提出的 PCNN 模型通过各神经元全局的振荡以使神经元点火, 通过对点火神经元的像素值进行修改以达到去噪的效果, 但点火神经元的像素值如何修改没有一种策略指导; 而非线性各向异性扩散模型通过扩散方程提取了周边像素的信息, 为像素的修改提供了策略指导, 因此将两者结合将使两者的长处得到发挥。为此, 本文将 PCNN 与非线性各向异性扩散模型结合, 提出 ADPCNN 模型。其矩阵表示形式如下所示:

$$\mathbf{F}[n] = \mathbf{F}[n-1] + \mathbf{M} \otimes (\nabla \mathbf{F}[n-1] \otimes \mathbf{Y}[n-1]) \quad (10)$$

$$\phi[n] = e^{-\left(\frac{|\nabla \mathbf{F}[n-1]|^2}{\kappa}\right)} \cdot \nabla \mathbf{F}[n-1] \quad (11)$$

$$\nabla \mathbf{F}[n] = \phi_e[n] + \phi_w[n] + \phi_s[n] + \phi_n[n] \quad (12)$$

$$\mathbf{L}[n] = e^{-\alpha_L} \mathbf{L}[n-1] + \mathbf{W} \otimes \mathbf{Y}[n-1] \quad (13)$$

$$\mathbf{U}[n] = \mathbf{F}[n](1 + \mathbf{L}[n-1]) \quad (14)$$

$$\mathbf{T}[n] = e^{-\alpha_T} \mathbf{T}[n-1] + \mathbf{K} \otimes \mathbf{Y}[n-1] \quad (15)$$

$$\mathbf{Y}[n] = \text{step}(\mathbf{U}[n] - \mathbf{T}[n]) = \begin{cases} 1, & \mathbf{U}[n] > \mathbf{T}[n] \\ 0, & \mathbf{U}[n] \leq \mathbf{T}[n] \end{cases} \quad (16)$$

此模型的工作过程: 首先对各变量进行初始化, 输入矩阵 \mathbf{F} 代表图像像素值, 由此可以确定 ϕ 和 $\nabla \mathbf{F}$ 的初始值; 输出矩阵 \mathbf{Y} 的初始值为 0, 代表各神经元都处于未点火状态; 通道变量矩阵 \mathbf{L} 代表周边神经元对当前神经元点火状态的贡献, 初始化为 0; 这样当第一次进入循环时, 因调制输出 \mathbf{U} 大于阈值 \mathbf{T} , 导致所有的神经元点火一次。接着对阈值 \mathbf{T} 进行调整, 神经元按照 PCNN 的特性振荡, 此过程因 L 通道即周边神经元的影响而使得网络局部神经元群发生集体点火, 这在一定程度可以实现图像的分割和去除部分噪声。同时因非线性各向异性扩散方程式(12)的影响, 在神经元点火的过程中, 通过判断中心神经元与周边神经元的点火顺序是否一致而达到了对原始图像平滑的效果。当整个网络对像素值的调整使网络中神经元的点火频率不再发生变化的时候, 这时候网络处于一种稳定的状态, 通过对 \mathbf{Y} 矩阵每次神经元点火的顺序进行记录, 可以对图像进行分割, 同时也得到了最后的平滑后的图像 \mathbf{F} 。

图 2 以 3×3 邻域模板对其工作原理进行分析。浅色的神经元代表点火神经元, 深色的神经元代表未点火神经元, 神经元的点火状态通过网络的全局振荡确定, 只有点火神经

元对中心神经元的像素值进行修改,神经元点火的次数决定了对像素值修改的次数,每次修改的值由矩阵 \mathbf{M} 和扩散通量 ϕ 决定。

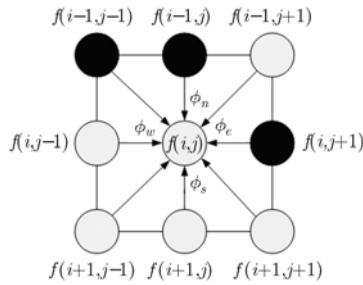


图2 本文 ADPCNN 模型 3×3 模板

当周边神经元同时点火,此时若选择加权系数矩阵 \mathbf{M} 中心元素为常数,则式(10)可表示如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}[n] &= \mathbf{F}[n-1] + \nabla \mathbf{F}[n-1] = \mathbf{F}[n-1] + \phi_w[n-1] \\ &+ \phi_w[n-1] + \phi_s[n-1] + \phi_n[n-1] \end{aligned} \quad (17)$$

由式(17)可以看出,此时 ADPCNN 模型退化为非线性各向异性扩散模型,若各方向的非线性通量 ϕ 的取值相等,则模型再次退化为 3×3 平滑模板。由此可见,当周边大多数神经元点火时代表对中心神经元进行平滑,当周边神经元部分点火则代表边缘的增强。

参数 α_L , α_T , \mathbf{W} , \mathbf{K} 的选择要符合网络的振荡特性,按照 Eckhorn 对生物学实验得到的结论可知,当调制输出 U 大于阈值 T 时,神经元将产生脉冲输出,在神经元无脉冲输出的情况下 $\mathbf{Y} = 0$, L , U , T 表达式可写为: $L[n] = e^{-\alpha_L} \cdot L[n-1]$, $U[n] = \mathbf{F}[n](1 + L[n-1])$, $T[n] = e^{-\alpha_T} T[n-1]$ 。

此时, U , T 均为单调递减函数,其递减特性与 α_L , α_T 密切相关, α_L , α_T 取值越大,则神经元振荡的越快。其中 α_T 的影响尤为明显,而 α_L 因为式(14)的调制使得其对 U 的变化影响很小,从而对神经元振荡频率的影响不明显。当 $U > T$ 时神经元点火,赋予 T 一个较大的值,即 K 取一个大的常数,随后的下一次迭代中神经元将转为未点火状态,此时便实现了 Eckhorn 的神经元模型的特性, L , U , T 的特性输出曲线如图3所示。对于参数 α_L , α_T 的选取,为简化分析过程,本文从单个神经元进行分析,其对应参数以 l_n , t_n , u_n , f 代替,下标 n 代表其迭代次数,同时设 l , t 初始值为 l_0 , t_0 。从图3可以看出,为使神经元发生周期振荡需要使得 U , T 曲线存在交点,此时交点处满足如下方程式:

$$f(1 + l_n) = t_n, \text{ 即 } f \cdot (l_0 e^{-\alpha_L n} + 1) = t_0 e^{-\alpha_T n} \quad (18)$$

对式(18)变换可得如下等式:

$$(l_0 e^{-\alpha_L n} + 1) / e^{-\alpha_T n} = t_0 / f \quad (19)$$

因 α_L , l_0 , f , t_0 为正常数,因此 $1 < l_0 e^{-\alpha_L n} + 1 < l_0 + 1$, 故

$$\frac{\ln t_0 - \ln f \cdot (l_0 + 1)}{n} < \alpha_T < \frac{\ln t_0 - \ln f}{n} \quad (20)$$

当参数 α_T 通过式(20)确定后,参数 α_L 通过式(19)也可得到确认。此为本文 PCNN 神经元参数的选择原则。

通过分析通量表达式 ϕ 的示意图(如图4所示),由图可知当 $|\nabla \mathbf{F}| \approx \kappa$ 时通量达到最大值,这说明如果选择 κ 值等于由图像噪声所产生的梯度值,扩散方程能对 $|\nabla \mathbf{F}| \ll \kappa$ 的同类像素区域和 $|\nabla \mathbf{F}| \gg \kappa$ 的边界区域进行了较好的保持,而对噪声区域达到去噪的效果。

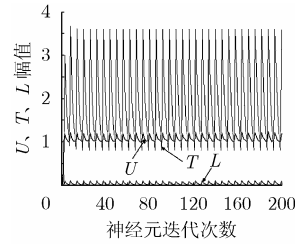


图3 神经元震荡特性曲线

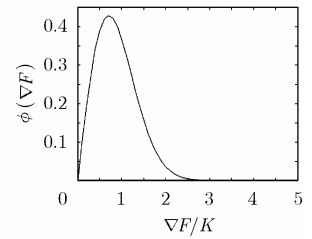


图4 通量 ϕ 的示意图

5 实验

针对不同的眼底图像进行了多组实验,并对本文提出的模型和单独的非线性各向异性扩散结果提取边缘的方法进行了比较,得到如下实验结果:

通过同仁医院提供的眼底原始图像分析可知,图像中含有大量的眼球组织形成的阴影,严重影响血管的提取,图5(a)是其原始图像局部放大图,图6(a)是其水平方向对像素的取样值,图7(a)是对其直接使用 canny 算子提取边缘的结果,图8(a)是其局部放大图,从实验结果可以看出,眼球组织所形成的噪声严重影响了血管的提取。采用传统 5×5 平滑模板和单独采用非线性各向异性扩散对图像进行平滑后再提取边缘起到了一定的效果,去除了图像边缘区域的大部分噪声,但靠近中心亮点区域的噪声没有得到有效抑制,这将对后续的血管管径测量等其他工作造成很大影响。

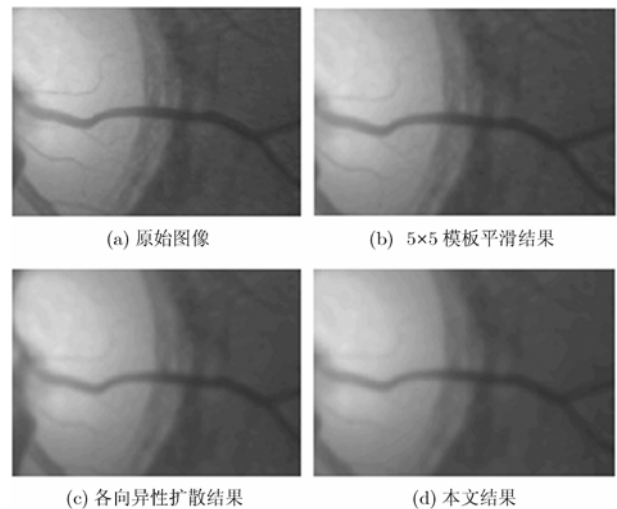


图5 去噪效果局部放大图

从图 6 对水平方向对像素的取样值结果来看, 5×5 模板平滑结果和各向异性扩散结果能够对图像进行平滑, 但对眼底图像血液组织所形成的特殊噪声平滑效果不明显, 平滑的同时也丢失了很多边缘的细节。改进的 ADPCNN 模型通过对各像素的灰度值修改和各对神经元群的点火顺序的记录实现了图像的分割结果, 最大程度的去除了血液组织所形成的噪声, 为后续的边缘提取做好了准备。

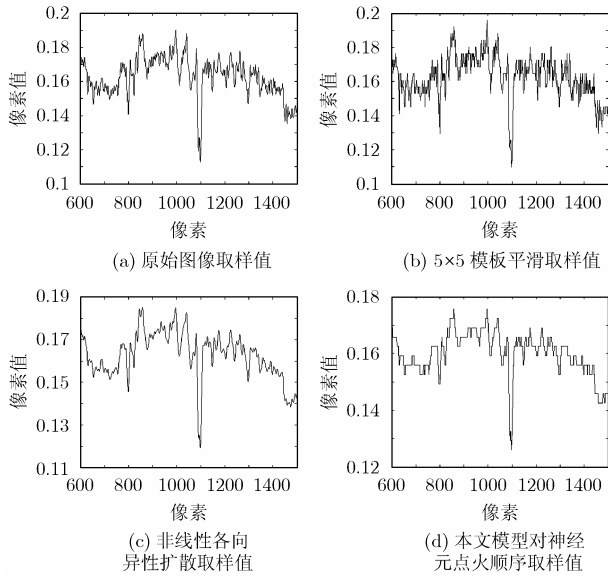


图 6 水平方向对像素的取样值

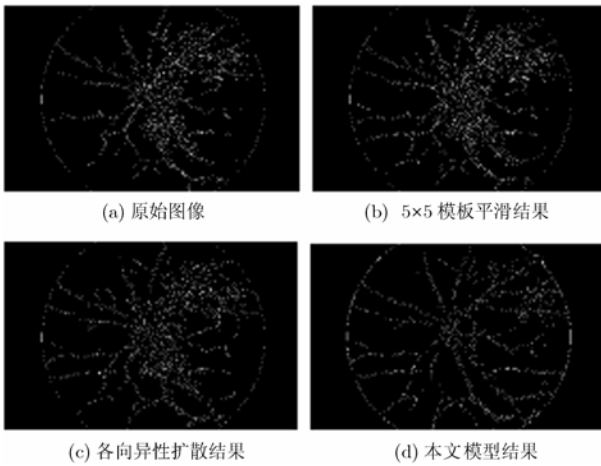


图 7 边缘提取结果

由图 8(d)可以看出本文提出的 ADPCNN 模型在对噪声的去除过程中很好的保留了血管的细节。从原理上分析, 模型在边缘提取过程中实际上是对图像的分割, 是通过非线性各向异性扩散对像素值进行迭代修改, 同时通过 PCNN 神经元振荡来判断周边像素与中心像素的机制进行的分割。通过对大量眼底图像的分析 and 仿真可以看到, 本文提出的 ADPCNN 模型能更好地去除血液组织产生的噪声, 很好地

解决了噪声去除和血管边缘提取问题, 更大程度的保留眼底图像血管的信息。

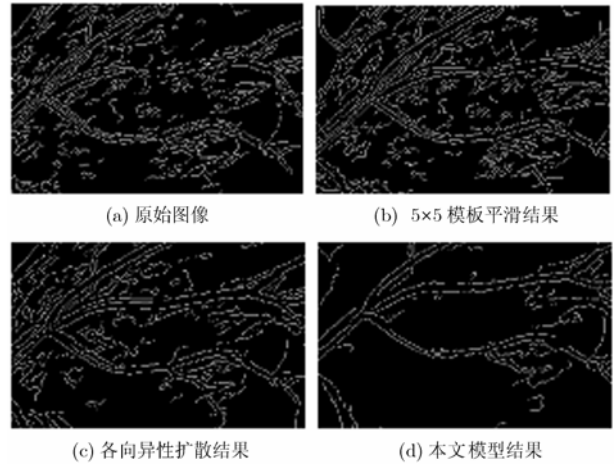


图 8 边缘提取结果局部放大图

实验中选择的主要参数如下: $\kappa = 0.05, \alpha_L = 0.07, \alpha_T = 0.03$, $M = \begin{bmatrix} 0.02 & 0.02 & 0.02 \\ 0.02 & -0.16 & 0.02 \\ 0.02 & 0.02 & 0.02 \end{bmatrix}$, $W = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 1 & 1/\sqrt{2} \\ 1 & 0 & 1 \\ 1/\sqrt{2} & 1 & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix}$, $K = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ 。其中 κ, α_T 参数的选择对结果的影响很

大, 参数 κ 选取的原则应等于由图像噪声所产生的梯度值, 参数 α_T 由式(20)确定其范围, 从而可以通过式(19)确定 α_L , 本文确定参数时选取的迭代次数为 100, 实际运行时的迭代次数大约在 104 次左右。

6 结束语

本文结合目前 PCNN 和非线性各向异性扩散模型, 提出了 ADPCNN 模型, 并对新模型进行了理论上的分析。新模型对非线性各向异性扩散模型的扩散次数问题和 PCNN 模型对像素的修改策略问题提出了解决方法, 在医学眼底图像处理实际应用中取得了较好的效果。尽管目前 PCNN 模型在模拟人类视觉方面所取得的成果得到了肯定, 但是, 大部分研究的都是 PCNN 的应用, 关于 PCNN 理论方面的研究还很少, 对 PCNN 模型的约束参数的选择缺少理论支持。因此, 对 PCNN 理论方面的研究应该是将来工作的重点。

参考文献

[1] Eckhorn R, *et al.* A neural network for feature linking via synchronous activity: results from cat visual cortex and from simulations. Cotterill R M J, Ed. Models of Brain Function, Cambridge, UK: Cambridge Univ. Press. 1989: 255-272.
 [2] Eckhorn R and Reitboeck H J, *et al.* Feature linking via

- stimulus-evoked oscillations: experimental results from cat visual cortex and functional implications from a network model. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1989, 1: 723-730.
- [3] Eckhorn R and Gail A M, *et al.*. Different types of signal coupling in the visual cortex related to neural mechanisms of associative processing and perception. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 2004, 15(5): 1039-1052.
- [4] Johnson J L and Padgett M L. PCNN models and applications. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 480-498.
- [5] Broussard R P and Rogers S K. Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse coupled neural network. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 554-563.
- [6] Kuntimad G and Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 591-598.
- [7] Gu Xiaodong, Yu Daoheng, and Zhang Liming. Image shadow removal using pulse coupled neural network. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 2005, 16(3): 692-698.
- [8] 张军英, 樊秀菊, 董继扬, 石美红. 一种改进型脉冲耦合神经网络及其图像分割. *电子学报*, 2004, 32(7): 1223-1227.
- Zhang Junying, *et al.*. Image segmentation based on a modified pulse-coupled neural network. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(7): 1223-1227.
- [9] Kinser J M and Lindblad T. Implementation of pulse-coupled neural networks in a CNAPS environment. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 584-590.
- [10] Kinser J M. Foveation by a pulse-coupled neural network. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 621-625.
- [11] Ranganath H S and Kuntimad G. Object detection using pulse coupled neural networks. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10 (3): 615-620.
- [12] Rhouma M B H and Frigui H. Self-organization of pulse-coupled oscillators with application to clustering. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(2): 180-195.
- [13] Perona P and Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629-639.
- [14] Gerig G and Kübler O, *et al.*. Nonlinear anisotropic filtering of MRI data. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 1992, 11(2): 221-232.
- [15] Shih A C, Liao H M, and Lu C S. A new iterated two band diffusion equation: theory and its application. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2003, 12(4): 466-476.
- [16] Pollak I, Willsky A S, and Krim H. Image segmentation and edge enhancement with stabilized inverse diffusion equations. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2000, 9(2): 256-266.
- 于江波: 男, 1979 年出生, 博士生, 研究方向为图像处理、计算机视觉感知.
- 陈后金: 男, 1965 年出生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为信号和信息处理、生物神经网络.