

# 关于视觉注意力选择的神经编码\*

屈景怡<sup>1†</sup> 王如彬<sup>2</sup>

(1. 中国民航大学天津市智能信号与图像处理重点实验室, 天津 300300) (2. 华东理工大学理学院认知神经动力学研究所, 上海 200237)

**摘要** 本文提出了一种改进的注意力选择模型, 在这个模型中, 周边神经元代表初级视觉皮层的神经元, 中心神经元代表更高级视觉皮层中的神经元. 生理实验发现方向选择性是初级视觉皮层神经元的重要特性之一, 所以模型除了考虑外部刺激的强度, 也考虑了初级视觉皮层中的神经元的方向选择性. 仿真结果显示改进后的模型能够选择具有不同方向选择性的目标, 并且能从一个目标转移到另一个目标. 和原模型相比, 改进后的模型更符合生理背景. 该模型的动力学分析结果, 对于理解视觉神经系统的编码有一定的帮助.

**关键词** 方向选择性, 注意力选择模型, 神经网络, 非线性动力学

## 引言

视觉注意力选择是计算机视觉和机器人领域中的一个传统问题. 一些研究人员认为注意力是一个分步的、自发的系统<sup>[1]</sup>. 也有些研究人员相信存在一个控制中心来控制注意力系统<sup>[2]</sup>. 最近的研究表明, 控制中心由分布式的网络构成, 包括外侧皮质、眼窝前额皮质、内侧前额叶皮质<sup>[3]</sup>. 除了大脑皮质之外, 海马也在中央执行功能中起到重要的作用<sup>[4]</sup>.

在生理实验的基础上, 科学家们提出了很多模型, 用来阐明大脑如何来完成目标选择和目标分割的功能<sup>[5,6,7,8,9]</sup>. Niebur 和 Koch 根据从大脑皮层纹状体得到的实验数据创建了一个模型<sup>[8]</sup>. Wang 和 Terma 提出了一个带有抑制性中央单元的 LEGION 网络模型, 该模型主要用于图像的分割和连续的目标选择<sup>[5,6]</sup>. 在模型<sup>[5,6]</sup>的基础上, Wang 等又提出了更好的模型, 和以往的图像处理模型相比具有更好的效果, 但是复杂度很高, 而且没有生理实验的支持<sup>[7]</sup>. 在此基础上, Chik 等提出了一个模型, 主要集中在注意力选择的高级皮层以及高级和低级大脑皮层之间的相互作用上, 该模型可以完成两个及两个以上的目标的选择<sup>[9]</sup>.

论文[9]中的模型包含多个周边神经元和两个中心神经元. 周边神经元模拟初级视觉皮层中的神经元, 用来编码目标的特征; 中心神经元用来模

拟高级视觉皮层中的神经元. 仿真结果显示具有高发放率的周边神经元更容易被选中, 这和生理实验的结果是一致的<sup>[10,11]</sup>. 在论文[9]的基础上, 本文提出了一种改进的注意力选择模型, 不仅考虑到外部刺激的强度, 而且考虑到了初级视觉皮层的方向选择性. 生理实验结果已经证明方向选择性是初级视觉皮层中的重要特性之一. 初级视觉皮层是视觉通路中的第一个视觉皮层, 它对刺激的方向性有很强的选择性<sup>[12,13,14]</sup>.

## 1 一种改进的视觉注意力选择模型

模型的连接结构图如图 1 所示. PN1, PN2, PN3, ..., PNn 是周边神经元, 用来编码外部刺激的特性. CN1 和 CN2 是控制注意力焦点的两个中心神经元. 图中兴奋性连接用箭头表示, 抑制性连接用黑色实心圆圈表示. 该模型旨在解释一个神经网络的动力学系统如何完成注意力选择, 尤其是如何通过神经网络中各个神经元的兴奋和抑制相互作用的来完成注意力选择. 在这个模型中, 周边神经元(peripheral neurons, PNs) 表示初级视觉皮层中的神经元, 它们接受来自于外部的刺激. 此外, 模型还包含两个中心神经元 CN1 和 CN2. CN1 的作用是使周边神经元 PNs 的某一个子集形成部分同步. CN2 则控制部分同步从一个周边神经元子集向另外一个周边神经元子集转移. CN1 接受来自

2012-04-22 收到第 1 稿, 2012-06-13 收到修改稿.

\* 中国民航大学科研启动基金项目资助, 中央高校基本科研业务费中国民航大学专项资助(ZXH2012C004), 国家科技支撑计划重大项目资助(2011BAH24B12)

† 通讯作者 E-mail: sceneryququ@sina.com

于周边神经元 PNs 的兴奋性输入. CN1 和 CN2 都向 PNs 输出抑制性信号. CN1 和 PNs 之间的连接强度是常量. CN1 和 CN2 之间没有相互连接<sup>[9]</sup>.

注意力选择模型中的每一神经元用 Hodgkin - Huxley 模型来表示. 假设神经网络有  $N$  个周边神经元和两个中心神经元, 那么, 总共有  $N + 2$  个神经元.

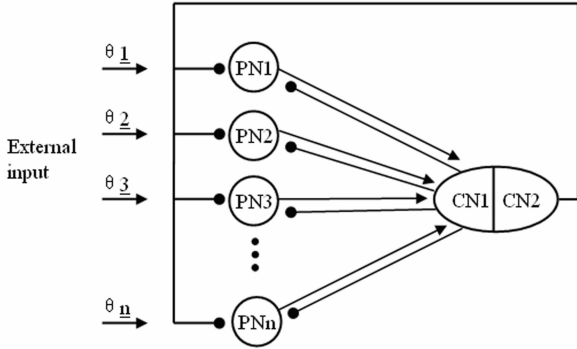


图1 注意力选择模型的连接结构图

Fig.1 Example Connection architecture of the attention model

$$\frac{dV_i}{dt} = -I_{ion,i} + I_{ext,i} - i_{syn,i} \quad (1)$$

其中,  $i = 1, 2, \dots, N$  用来表示  $N$  个 PNs,  $i = N + 1$  表示 CN1,  $i = N + 2$  表示 CN2.  $I_{ion,i}(i)$  表示神经元离子电流, 它是钾电流、钠电流和漏电流之和;  $I_{ext,i}$  是外部电流;  $I_{syn,i}$  是神经元接受到的突触电流.

### 1.1 离子电流

第  $i$  个神经元的离子电流表示如下:

$$I_{ion,i} = g_{Na} m_i^3 h_i (V_i - V_{Na}) + g_K n_i^4 (V_i - V_K) + g_L (V_i - V_L) \quad (2)$$

$$\frac{dX_i}{dt} = A_X(V_i)(1 - X_i) - B_X(V_i)X_i, \quad (3)$$

$$X_i \in \{m_i, h_i, n_i\} \quad (3)$$

$$A_m(V_i) = \frac{(2.5 - 0.1(V_i - V_{rest}))}{(\exp(2.5 - 0.1(V_i - V_{rest})) - 1)} \quad (4)$$

$$A_h(V_i) = 0.07 \exp(- (V_i - V_{rest})/20) \quad (5)$$

$$A_n(V_i) = \frac{(0.1 - 0.01(V_i - V_{rest}))}{(\exp(1 - 0.1(V_i - V_{rest})) - 1)} \quad (6)$$

$$B_m(V_i) = 4 \exp(- (V_i - V_{rest})/18) \quad (7)$$

$$B_h(V_i) = \frac{1}{(\exp(3 - 0.1(V_i - V_{rest})) + 1)} \quad (8)$$

$$B_n(V_i) = 0.125 \exp(- (V_i - V_{rest})/80) \quad (9)$$

其中,  $i = 1, 2, \dots, N + 2$ ;  $V_{Na}$  是钠电流的反向电压 ( $= 50mV$ );  $V_K$  是钾电流的反向电压 ( $= -77mV$ );  $V_L$  漏电流 ( $= -54.4mV$ );  $V_{rest}$  是静息电压 ( $= -$

$65mV$ );  $g_{Na}$  是钠电流的最大电导;  $g_K$  是钾电流的最大电导;  $g_L$  是漏电流的最大电导;  $\eta$  是  $[-1, 1]$  的平均分布;  $V_i(t)$  是第  $i$  个神经元的膜电压;  $m_i(t)$  是钠电导通道的活化变量;  $h_i(t)$  是钠电导通道的非活化变量;  $n_i(t)$  是钾电导通道的活化变量.

### 1.2 外部电流

在文章[9]中, 周边神经元仅仅考虑了不同强度的外部刺激. 仿真结果表明和发放率低的周边神经元相比, 发放率高的周边神经元更容易成为注意力焦点, 这与生理实验的结果一致. 生理实验已经证实最显著的刺激具有成为注意力焦点的优先权<sup>[10, 11]</sup>. 我们用下面的公式来表示 PNs 接受到的外部电流.

$$I_{ext,i}(t) = I_0(1 + 0.01\xi_i(t)) \quad (10)$$

其中,  $I_0$  表示外部刺激的强度, 引起每一个外部神经元的放电行为;  $\xi_i(t)$  是无时间相关的随机过程, 随机变量独立均匀分布在  $[-1, 1]$ .

然而, 生理实验证明方向选择性是初级视觉皮层中的重要特性之一. 具有不同选择性的初级视觉皮层神经元按风车形状分布<sup>[12, 13, 14]</sup>. 所以, 除了外部刺激强度, 方向选择性也应该被充分考虑. 在本文的注意力选择模型中, 充分考虑了初级视觉皮层的方向选择性.

$$I_{ext,i}(t) = I_0[1 + \varepsilon \sin(\omega_0 \theta + \varphi_0)](1 + 0.01\xi_i(t)) \quad (11)$$

其中,  $\theta \in [0, 2\pi]$  表示方向选择角度, 不同的外部刺激的特征可以用不同的方向选择角度  $\theta$  进行编码;  $\varphi_0$  是空间相位;  $\omega_0$  是时间频率;  $\varepsilon_0$  是调节外部刺激强度和方向选择性比重的系数;  $I_0$  和  $\xi_i(t)$  和上式中相同.

对于 CN1, 不需要外部电流输入来产生动作电位, 只要 CN1 接受到来自于 PNs 的兴奋性输入足够多, 就能够产生动作电位. 然而, CN2 必需有外部电流的输入, 否则, 就不能产生放电行为.

$$I_{ext,N+1} = I_{CN1} \quad (12)$$

$$I_{ext,N+2} = I_{CN2} \quad (13)$$

其中,  $I_{CN1}$  是 CN1 接受到的外部电流, 等于  $5mA$ ;  $I_{CN2}$  是 CN2 接受到的外部电流, 等于  $30mA$ .

### 1.3 突触电流

模型中, 神经元之间的作用用突触电流来表示. CN1 接受来自于所有 PNs 的兴奋性突触连接, 但是, CN2 没有接受到任何的突触输入. PNs 接受

到来自于  $CN1$  和  $CN2$  的抑制性突触连接.

中心神经元接受到的突触电流可以用下面的方程式表示:

$$I_{syn,N+1} = \omega_1 (V_{N+1} - V_{syn,exc}) \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{M_j} \alpha_{exc}(t - T_{j,k}) \quad (14)$$

$$I_{syn,N+2} = 0 \quad (15)$$

其中  $V_{N+1}$  是  $CN1$  的膜电压;  $N$  是  $PNs$  的个数;  $\omega_1$  表示从周边神经元到  $CN1$  的连接强度, 连接强度是常数并且是唯一的;  $V_{syn,exc}$  是兴奋性连接的突触反转电压;  $\alpha_{exc}$  表示兴奋性突触电导, 当  $t < 0$  时, 值为 0, 当  $t \geq 0$  时,  $\alpha_{exc}(t) = a \exp(-bt)$ , 参数  $a$  和  $b$  控制着  $\alpha$ -function 的形状, 在仿真中,  $a = 2ms^{-1}$ ,  $b = 0.1ms^{-1}$ ;  $T_{j,k}$  是第  $j$  个周边神经元产生的第  $k$  次放电时刻. 第一次求和是第  $j$  个神经元的所有放电时间之和,  $M_j$  是第  $j$  个神经元产生的放电的总次数, 第二次求和表示所有  $PNs$  的突触输入.

周边神经元接受到的抑制突触连接可以用下式表示:

$$I_{syn,i} = \omega_2 (V_i - V_{syn,inh}) \sum_{k=1}^{M_2} \alpha_{inh}(t - T_k) + \omega_{3,i}(t) (V_i - V_{syn,inh}) \sum_{k=1}^{M_3} \alpha_{inh}(t - S_k), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (16)$$

$$\frac{d\omega_{3,j}}{dt} = f(\omega_{3,i}) (1 + \tanh(q_1(V_i(t) - v))) \times (1 + \tanh(q_2(V_i(t) - v))) \quad (17)$$

其中,  $V_i$  是第  $i$  个  $PN$  的膜电压;  $M_2$  是  $CN1$  的放电总数;  $M_3$  是  $CN2$  的放电总数;  $T_k$  是  $CN1$  产生的第  $k$  次放电的时间;  $S_k$  是  $CN2$  产生的第  $k$  次放电的时间;  $\alpha_{inh}$  表示抑制性突触电导, 当  $t < 0$  时, 值为 0, 当  $t \geq 0$  时,  $\alpha_{inh}(t) = a \exp(-bt)$ , 参数  $a$  和  $b$  控制着  $\alpha$ -function 的形状, 在仿真中,  $a = 0.6ms^{-1}$ ,  $b = 0.03ms^{-1}$ ;  $V_{syn,inh} = -80mV$  是抑制性突触连接的反向电压;  $\omega_2$  表示  $CN1$  到周边神经元  $PN$  的连接强度;  $\omega_{3,j}(t)$  表示  $CN2$  到周边神经元  $PN$  的连接强度.  $f(\omega_{3,i}) = c(\omega - \omega^2)$  达到饱和当  $\omega_{3,j} = 1$ .  $c$  表示学习率 ( $= 0.225$ ). 其它参数设置如下:  $v = -10mV$ ,  $q_1 = q_2 = 0.01$ .

## 2 视觉注意力选择模型的神经动力学研究

第一个仿真实验是选取 10 个  $PNs$ , 将它们分为两组 ( $A$  和  $B$ ), 如果给两组神经元设置不同的输入强度值 ( $I_A > I_B$ ) 和相同的方向选择性 ( $\theta_A = \theta_B$ ), 论

文[9]中的仿真结果可以完全出现. 而且, 在本文中, 两组神经元设置了不同的方向选择 ( $\theta_A > \theta_B$ ) 和相同的输入强度 ( $I_A = I_B$ ).  $CN1$  接受的外部刺激为  $5mA$ , 方向选择角为  $0^\circ$  而  $CN2$  对于注意力的选择不是必要的, 它的作用主要在于在不同的目标之间转移.

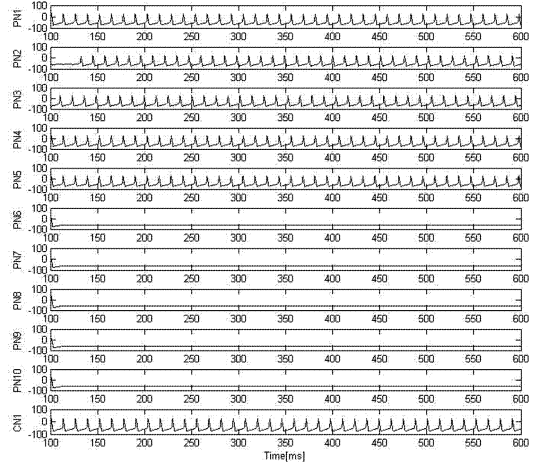


图2 部分同步. 参数设置为  $I_A = I_B = 10mA$ ,  $\theta_A = 320^\circ$ ,

$$\theta_B = 90^\circ, I_{CN1} = 5mA, \theta_{CN1} = 0^\circ, \omega_1 = 0.2, \omega_2 = 0.3,$$

$$\omega_3 = 0, \varepsilon_0 = 2.0, \varphi_0 = 0^\circ, \omega_0 = 1/4$$

Fig. 2 Partial synchronization. The parameters are set as

$$I_A = I_B = 10mA, \theta_A = 320^\circ, \theta_B = 90^\circ, I_{CN1} = 5mA, \theta_{CN1} = 0^\circ,$$

$$\omega_1 = 0.2, \omega_2 = 0.3, \omega_3 = 0, \varepsilon_0 = 2.0, \varphi_0 = 0^\circ, \omega_0 = 1/4$$

在这个模型中, 注意力的焦点是由周边神经元和  $CN1$  同步放电形成的. 因此, 对该模型的动力学特性是有必要的. 通过设置不同的参数, 可以产生 5 种不同的状态: 异步状态、全局同步、部分同步、转移状态和静息状态. 如果所有的神经元相互都不连接, 那么每个神经元都是独立放电, 此状态叫做异步状态.  $CN1$  在此时不会放电, 因为它没有接受到来自于  $PNs$  的兴奋性输入. 在全局同步状态中, 组  $A$  和组  $B$  中的所有的神经元同时放电. 因为  $CN1$  接受到来自于  $PNs$  的兴奋性输入, 所以也会同步放电. 在部分同步中 (图 2), 组  $A$  中的神经元和  $CN1$  同步放电, 而组  $B$  中的神经元均不放电. 当  $CN1$  对  $PNs$  的抑制影响不太强的时候就会产生部分同步. 我们将这种状态解释为注意力集中在组  $A$  中的神经元, 所以, 部分同步用来代表注意力选择. 从全部同步到部分同步, 存在着中间转移状态. 这种状态即不是全局同步状态, 也不是部分同步状态. 在静息状态中, 所有神经元的放电均被抑制. 当  $CN1$  对  $PNs$  的抑制性耦合连接很强的时候, 就会产生静息状态.

图 3 给出了随着  $\theta_A$  和  $\theta_B$  变化时的不同动力

学状态的区域图. 纵坐标和横坐标分别是  $\theta_A$  和  $\theta_B$ . 存在四种动力学特性, 分别是部分同步、完全同步、转移状态和静息状态. 参数设置为,  $I_A = I_B = 10\text{mA}$ ,  $I_{\text{CN1}} = 5\text{mA}$ ,  $\theta_{\text{CN1}} = 0^\circ$ ,  $\omega_1 = 0.2$ ,  $\omega_2 = 0.3$ ,  $\omega_3 = 0$ ,  $\varepsilon_0 = 2.0$ ,  $\varphi_0 = 0^\circ$ ,  $\omega_0 = 1/4$ . 其中,  $\theta_A$  和  $\theta_B$  分别定义组 A 和组 B 的方向选择性.  $\theta_A$  和  $\theta_B$  的范围都是从  $0^\circ$  到  $360^\circ$ . 组 A 和组 B 的外部刺激的强度是一样的 ( $I_A = I_B = 10\text{mA}$ ). CN1 的输入强度是  $5\text{mA}$ , 方向选择性是  $0^\circ$ . 从图中可以看出, 当  $\theta_A$  和  $\theta_B$  的值足够大时, 外部神经元处于完全同步状态, 而当  $\theta_A$  和  $\theta_B$  的值很小时, 外部神经元处于静息状态. 随着  $\theta_A$  和  $\theta_B$  的逐渐减小, 神经元动力学状态会从完全同步状态、转移状态、部分同步状态到静息状态.

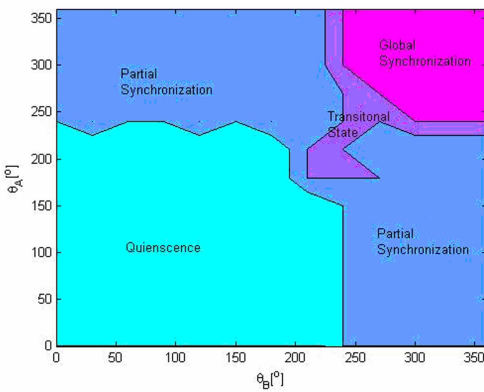


图3 随着  $\theta_A$  和  $\theta_B$  变化时的不同动力学状态的区域图

Fig. 3 Dynamic profile of the system with two groups of PNs

如果我们固定参数值  $\theta_A = 320^\circ$ , 逐渐增加  $\theta_B$  的值, 从  $0$  到  $360^\circ$ , 会出现三个动力学状态: (1). 当  $\theta_B \subseteq [0^\circ, 225^\circ]$ , 组 B 中的神经元和组 A 中的神经元处于部分同步状态; (2). 当  $\theta_B \subseteq [225^\circ, 240^\circ]$ , 组 B 中的神经元和组 A 中的神经元处于转移状态; (3). 当  $\theta_B \subseteq [240^\circ, 360^\circ]$ , 组 B 中的神经元和组 A 中的神经元处于全局同步状态.

为了证明模型是如何选择一系列目标的, 考虑一个具有 80 个神经元的模型, 每个神经元都有从  $[0^\circ, 360^\circ]$  的不同的输入方向角. 外部神经元的外部输入电流是  $10\text{mA}$ , CN1 的外部输入电流是  $5\text{mA}$ , CN2 的外部输入电流是  $30\text{mA}$ . 图 4 显示了相互连接的外部神经元的放电情况. 纵坐标代表周边神经元的编号, 每一个黑点代表神经元的一次放电. CN1 和 CN2 的输入电流强度分别为  $5\text{mA}$  和  $30\text{mA}$ . 输入周边神经元的电流强度  $10\text{mA}$ . 周边神经元方向选择性在  $[0, 360^\circ]$  之间. 神经元之间的连

接强度为  $\omega_1 = 0.2$ ,  $\omega_2 = 9$ ,  $\omega_3 = 5$ , 其它参数设置为  $\varepsilon_0 = 4.0$ ,  $\varphi_0 = 0^\circ$ ,  $\omega_0 = 1/4$ ,  $C = 0.225$ ,  $q_1 = q_2 = 0.01$ . 随着时间的增加, PNs 会被分为 5 组, 每组依次和 CN1 同步, 从低编号的神经元到高编号的神经元. 在第一个时间间隔中, 和第一组周边神经元产生部分同步, 在第二个时间间隔中, 和第二组周边神经元产生部分同步, 以此类推. 根据 Hebbian 学习方法, 由于 CN2 到选定的子集中的 PNs 的抑制性连接逐渐增加, 最终, 选定子集的神经元放电行为被停止, 然后, 注意力焦点转移到下一个子集中.

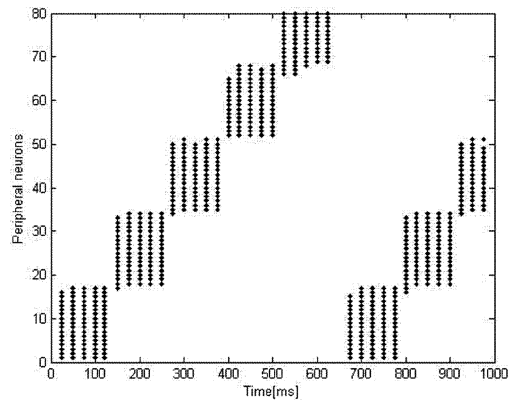


图4 80 个相互连接的神经元随时间的放电序列图

Fig. 4 Spikes of 80 PNs versus time

### 3 结论

在本文中, 我们提出了一个改进的注意力选择模型, 和论文<sup>[9]</sup>中的模型相比, 该模型既考虑了外部输入强度对级视觉皮层神经元的影响, 又考虑了初级视觉皮层神经元的方向选择特性. 仿真结果证明该模型能够选择具有不同方向选择性的目标, 并且能从一个目标转移到另一个目标.

改进后的模型的仿真结果和生理实验的结果相符, 主要表现在两点. (1). 仿真结果显示具有高发放率的周边神经元有更大的机会成为注意力的焦点. 生理实验结果显示, 最强烈的刺激有被选中的优先权<sup>[10,11]</sup>. (2). 另一个仿真结果显示具有不同方向选择性的周边神经元会顺次放电并分为不同的组. 生理实验结果表明方向选择性是初级视觉皮层的重要特性之一, 具有不同选择性的神经元按风车形状分布<sup>[12,13,14]</sup>.

### 参 考 文 献

- tion. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1997,9:75 ~ 91
- 2 Baddeley A. Exploring the central executive. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 1996,49A: 5 ~ 28
  - 3 Andres P. Frontal cortex as the central executive: time to revise our view. *Cortex*, 2003, 39: 871 ~ 895
  - 4 Herrmann C S, Knight R T. Mechanisms of human attention: event related potentials and oscillations. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 2001,25:465 ~ 476
  - 5 Wang D L, Terman D. Locally excitatory globally inhibitory oscillator network. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1995,6:283 ~ 286
  - 6 Wang D L, Terman D. Image segmentation based on oscillatory correlation. *Neural Computation*, 1997,9:805 ~ 836
  - 7 Wang D L. Object selection based on oscillatory correlation. *Neural Networks*, 1999,12:579 ~ 592
  - 8 Niebur E, Koch C. A model for the neuronal implementation of selective visual attention based on temporal correlation among neurons. *Journal of Computational Neuroscience*, 1994,1:141 ~ 158
  - 9 Chik D, Borisyuk R, Kazanovich Y. Selective attention model with spiking elements. *Neural Networks*, 22: 890 ~ 900
  - 10 Allman L, Miezin F, McGuinness E. Stimulus specific responses from beyond the classical receptive field: neurophysiological mechanisms for local global comparisons in visual neurons. *Annual Review of Neuroscience*, 1985,8: 407 ~ 430
  - 11 Morris J S, Friston K J, Dolan R J. Neural responses to salient visual stimuli. *Proceedings of Royal Society*, 1997, 264:769 ~ 775
  - 12 Tao L, Shelley M, McLaughlin D, Shapley R. An egalitarian network model for the emergence of simple and complex cells in visual cortex. *Proceedings of the National Academy of Science of the United States of America*, 2004,101:366 ~ 371
  - 13 Tao L, Cai D, McLaughlin D, Shelley M, Shapley R. Orientation selectivity in visual cortex by fluctuation controlled criticality. *Proceedings of the National Academy of Science of the United States of America*, 2006,103:12911 ~ 12916
  - 14 Zhu W, Shelley M, Shapley R. A neuronal network model of primary visual cortex explains spatial frequency selectivity. *Journal of Computational Neuroscience*, DOI:10.1007/s10827-008-0110-x

## NEURON ENCODING OF SELECTIVE ATTENTION\*

Qu Jingyi<sup>1†</sup> Wang Rubin<sup>2</sup>

(1. Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University, Tianjin 300300, China )

(2. Institute for Cognitive Neurodynamics, School of Science, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

**Abstract** This paper proposed an improved selective attention model, which was designed as a network of spiking neurons of Hodgkin-Huxley type with star-like connections between the central units and peripheral neurons. In this model, peripheral neurons represent the neurons located in the primary visual cortex. Since orientation preference is an important property of neurons in primary visual cortex, it should be considered except for external stimuli intensity. Simulation results show that the improved model can sequentially select objects with different orientation preferences and have a reliable shift of attention from one object to another, which are consistent with the experimental results that the neurons with different orientation preferences are laid out in pinwheel patterns.

**Key words** orientation preference, selective attention model, neural network, nonlinear dynamics