

具有非线性突触联接和适应性的人工 神经元电路模型*

冯大政

(西安电子科技大学电子工程研究所 西安 710071)

摘要 基于匹配神经细胞突触、胞体和轴突的电神经生理特性,本文提出了一种接近真实神经细胞输入-输出关系和强度-时间曲线的,且具有非线性突触联接和适应性的非线性压控电阻电路模型,并分析了它的一些基本特性.结果表明,该模型比现存的神经网络更接近真实神经计算原理.由这一模型组成的胜者为王(WTA——Winner-Takes-All)网络能够比模拟网络更有效地检测出最大输出,并引入了强度竞争和时间竞争两个新概念.

关键词 人工神经元,非线性突触联接,适应性,特性分析,竞争

1 引言

自然神经细胞,尤其是高级神经系统的神经细胞,大多为时空整合模拟式的^[1,2];神经细胞之间的信息通信是数字式的(脉冲频率调制方式).连续人工神经元^[3-7],还缺少这种基本的信息处理过程,它们仅能近似模拟真实神经细胞的稳态特性.脉冲发放人工神经元^[8-13],采用与自然神经细胞相同的信息处理过程.脉冲发放人工神经元由于其独特的信息处理过程和潜在的巨大应用价值,正受到越来越广泛的重视.如 Beer 用 78 个脉冲人工神经元和 156 个突触联接构成了机器虫的“神经系统”^[14].

已有的脉冲发放人工神经元大多数都近似地模拟了轴突再生性神经脉冲触发过程,对突触真实的非线性联接作用考虑较少^[8-12].早期引入的各种脉冲发放神经元在细节上虽有不同,但它们都属于脉冲积分调制系统^[8-10].从突触联接来看,这些神经元属于叠加模型(Additive Model).80年代后期提出的脉冲发放神经元大多数也是属于叠加模型^[11,12].Mahowald 等^[12]提出的硅神经元比较详细地模拟了轴突的功能,但还没有涉及真实突触的功能.Meador 等^[13]提出的可编程脉冲神经元,其活动方程包括有叠加项和分流项,是综合连续 Hopfield 神经元,分流神经元和自适应共振神经元的结果.根据著名生理学家 Eccles 等^[15]对突触的电生理实验结果表明,真实突触可由分流模型(Shunting Model)加以描述.为了模型的简便性,目前大多数都采用较简单的轴突模型.若不考虑适应性,较简单的轴突模型已能得到接近真实神经元的输入-输出关系^[13,16].本文直

1992-10-09 收到,1993-09-28 定稿

* 国家自然科学基金和国防科学预研基金资助课题

冯大政 男,1959年生,讲师,博士生,主要从事雷达信号处理、神经网络理论及其应用、神经信息系统原理的工程应用和非线性系统理论等方面的研究工作.

接从 Eccles 等和 Hodgkin 等所取得的成果出发,提出了一种分流脉冲发放神经元。该神经元具有更真实的突触联接关系,并考虑了适应性。该神经元组成的 WTA 网络存在时间和强度两种竞争。

2 新的人工神经元电路模型

单元的电导模型如图 1 所示。其中 $G_{ij}, G_i^e, G_{ij}^i, G_i^i, G_i, G_{Na}$ 和 G_K 都是线性压控电导,且与各个电导的控制电压成正比。 G_{ij}^e 和 G_{ij}^i 与相应的受脉冲电压控制的开关一起组成非线性压控电导有源支路,模拟突触联接关系。受输出脉冲控制的电导 G_{Na} 和 G_K ,较之其它电导大得多,能够形成近似的动作电位,并且建立“活动-动作-恢复-活动……”

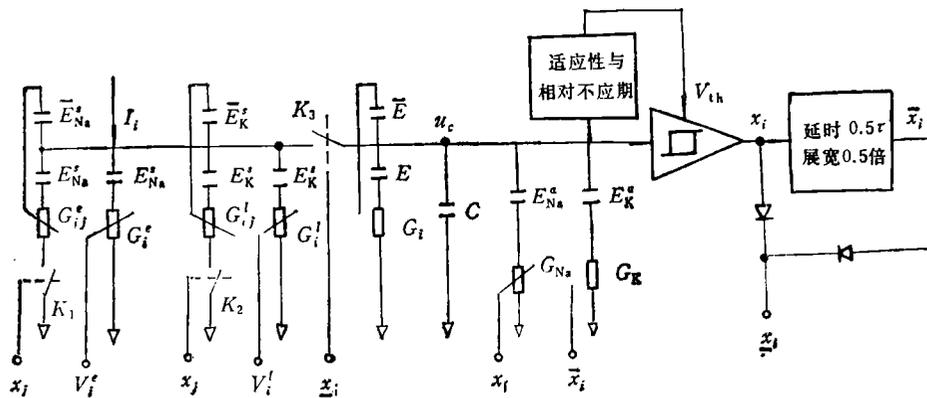


图 1 电路模型

这一基本动作过程。

在工程上,图 1 中各个并联支路的电势($E_{Na}^e, E_K^e, E_{Na}^a, E_K^a$ 和 E)可称为驱动电势。 E_{Na}^e 、 E_K^e 和 E 统称为偏移电压。 C_i 为总和电容。 u_c 为活动电位, x_i 是第 i 个神经元的输出。 V_j^e 和 V_j^i 分别是兴奋性和抑制性外加刺激(相当于声、光、压力等刺激), I_i 为外加电流刺激。 K_1 和 K_2 为高电平闭合,低电平断开, K_3 则正好相反。

在电路中,阈值电压 V_{th} 将随活动电压变化,其规律是

$$V_{th} = \alpha u_d + \beta u_r + \theta. \tag{1}$$

u_d 和 u_r 由以下二式支配:

$$\frac{du_d}{dt} = (u_c - u_d)/\tau_d, \tag{2}$$

$$\begin{cases} \frac{du_r}{dt} = (u_c - u_d)/\tau_r, & x_i \neq 0; \end{cases} \tag{3a}$$

$$\begin{cases} \frac{du_r}{dt} = -u_r/\tau_r, & x_i = 0. \end{cases} \tag{3b}$$

这里 α, β 和 θ 取常数, τ_d 为适应过程时间常数, τ_r 是相对不应期阈值衰减常数。

依据基尔霍夫定律容易得到描述模型的动态方程。

(1) 当未动作时,活动电压 $u_c(t)$ 由一阶微分方程表示:

$$\begin{aligned} \frac{du_c}{dt} = & -K_i(u_c + E)(u_c + \bar{E}) \\ & - (u_c - E_{N_s}^i) \left[\sum_{j=1}^{N_s} (u_c + \bar{E}_{N_s}^i) W_{ij}^s x_j(t - \text{lat}_{ij}^s) + B_i V_i^s \right] \\ & - (u_c + E_K^i) \left[\sum_{j=1}^{N_i} (u_c + \bar{E}_K^i) W_{ij}^i x_j(t - \text{lat}_{ij}^i) + B_i V_i^i \right] + \frac{I_i}{C_i}, \end{aligned} \quad (4)$$

其中 K_i 是常数。 W_{ij}^s 和 W_{ij}^i 分别是兴奋性和抑制性联接权, 且 $W_{ij}^s, W_{ij}^i \geq 0$ 。 lat_{ij}^s 和 lat_{ij}^i 分别是兴奋性和抑制性突触延时。 N_s 和 N_i 分别是兴奋性和抑制性联接数。

(2) 当 $u_c(t_0) = V_{th}$ 时, 电路开始触发脉冲, 此时, 支配 $u_c(t)$ 的微分方程如下:

$$\frac{du_c}{dt} = -K_i(u_c + E)(u_c + \bar{E}) - B_{N_s}(u_c - E_{N_s}^i) - B_K(u_c + E_K^i), \quad (5)$$

其中 B_{N_s} 和 B_K 取常数。 此时输出由下式表示:

$$x_i(t) = AG_r(t - t_0), \quad (6)$$

其中 A 为正常数, $G_r(t)$ 是宽度为 τ 的门函数。

(3) 当模型动作之后, 且无新的信号输入时, $u_c(t)$ 将从正后峰电压衰减到平衡电压 ($-E$), 这时 u_c 服从如下规律:

$$\frac{du_c}{dt} = -K_i(u_c + E)(u_c + \bar{E}). \quad (7)$$

该式有两个平衡点, 其中电位高的平衡点是稳定的, 电位低的平衡点是不稳定的。

3 电路特性的定量计算

为了匹配 Coombs 等关于兴奋性突触后电位 (EPSP) 和抑制性突触后电位 (IPSP) 方面的实验结果和模拟 H-H 方程的基本活动过程^[15,17], 现分为三种特殊情况来讨论, 各个参数的取值见表 1。

表 1

参数	$E_{N_s}^i$ (mV)	$\bar{E}_{N_s}^i$ (mV)	E_K^i (mV)	\bar{E}_K^i (mV)	E (mV)	\bar{E} (mV)	$E_{N_s}^s$ (mV)	E_K^s (mV)	α	β
取值	178.9	167.2	93.11	103.11	70.00	202.00	60.00	80.00	0.934	1
参数	θ (mV)	τ_r (ms)	τ_d (ms)	τ (ms)	$\bar{\tau}$ (ms)	K_i (mV · s) ⁻¹	A_{N_s} (μs)	A_K (μs)	A (V)	C_i (μF)
取值	3	0.2	50	0.4	4.7	1.622	0.9787	2.5332	1.00	1.00

3.1 取 $\text{lat}_{ij}^s = \text{lat}_{ij}^i = 0, W_{ij}^s = 0, V_i^s = V_i^i = 0$ 和 $I_i = 0$, 且 $\sum_{i=1}^{N_s} W_{ij}^s = 0.811, x_i(t) =$

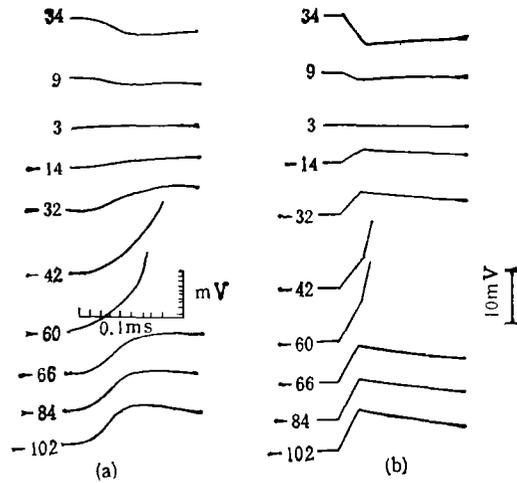


图 2 (a)在猫运动神经元中膜电位对于 EPSP 大小的影响^[13]

左侧数字表示平衡电位(mV),从微电极通入电流使膜电位稳定在各个平衡电位上,在-42和-60mV处的曲线可以看到引起的动作电位.

(b) 改变 E 使 u_e 稳定在各个平衡电位上,其它类似于 (a)

$AG_r(t)$. 采用电压固定技术使 $u_e(t)$ 从不同初值起始,然后又衰减到初始值. 解(4)式可以得图 2(b)所示结果. 这与生理结果(图 2(a))接近.

3.2 取 $lat'_{ij} = lat'_{ji} = 0, W'_{ij} = 0, V'_i = V_i = 0$ 且 $\sum_{j=1}^{N_i} W'_{ij} = 6.533, x_i(t) = AG_r(t)$.

同样地可得 IPSP 与初值之间的关系如图 3(b)所示,这也接近生理学结果(图 3.3 (a)).

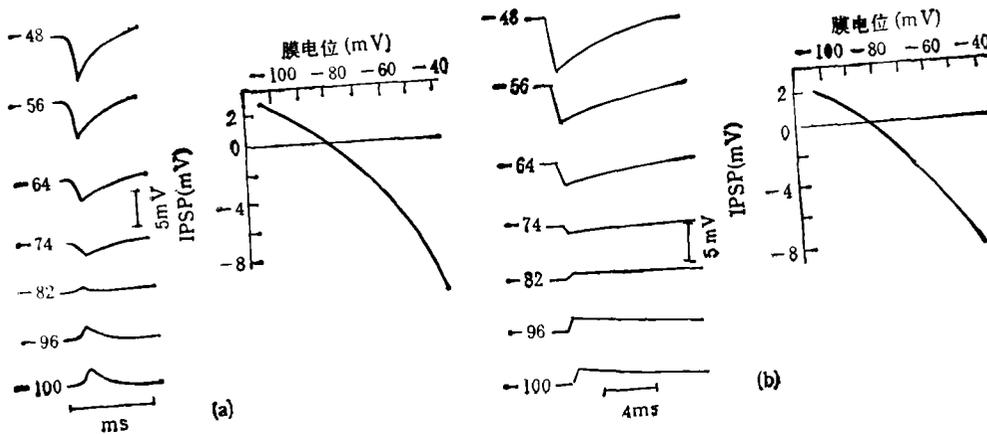


图 3 (a)猫运动神经元膜电位对 IPSP 振幅的影响^[13]

左图表示在不同的平衡电位上记录到的一系列 IPSP,右图表示 IPSP 振幅与平衡电位之间的关系. 左侧数字的单位是 mV.

(b) 改变人工神经元的 E 使 u_e 稳定在对应的平衡电位上,其它类似于 (a)

3.3 取 $W'_{ij} = W'_{ji} = 0, V'_i = V_i = 0$, 且 $I_i > 0$, 解(4)~(7)式可得输入的对数

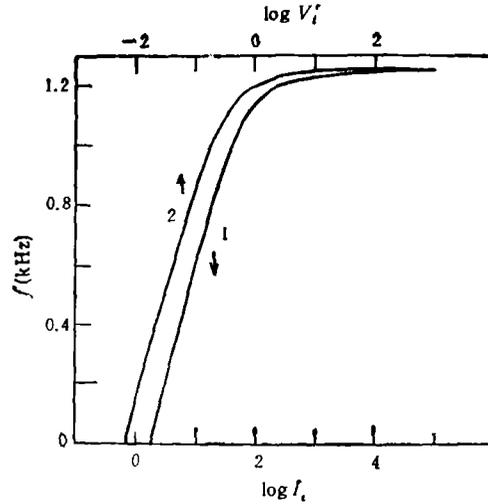


图 4 曲线 1 表示在 $t = 0$ 时刻 f 与 $\log I_i$ 之间的关系。曲线 2 表示在 $t = 0$ 时刻 f 与 $\log V_i$ 之间的关系。 I_i 和 V_i 为相对值。

与输出频率之间的关系如图 4 的曲线 1 所示。同理,可以得到输入 V_i 的对数与输出频率之间的关系,如图 4 的曲线 2 所示。这里定义信号输入到第一个输出脉冲起始这段时间叫做反应时间,记为 t_i 。适应性将引起输出频率随时间不断下降。在输入较大时,本文所得结果比文献[12]中的更接近生物原形,但在输入较小时,结果比文献[12]中的稍差一些(见图 5)。这部分与未考虑生物神经元的自激振荡有关。

4 脉冲 WTA 网络

由脉冲神经元组成的 WTA 网络如图 6 所示。第三层为竞争层,其联接关系与模拟 WTA 网络相同。第一层为变换层,取 $I_1 > I_2$, 显然单元 O_1 的反应时间 (t_1^i) 比单元 O_2 短,所以单元 O_1 开始输出脉冲时间比单元 O_2 早。第二层叫隐层。调节第一和第二层之间的联接关系,使得满足条件:

$$t_1^i > t_2^i > t_3^i, \quad (8)$$

$$f_1^i > f_2^i > f_3^i, \quad (9)$$

其中 t_i^i 和 f_i^i 表示单元 O_i^i 的反应时间和输出频率。当第三层阈值依次取 -52.5mV 和 -52.0mV 时,竞争结果示于图 7(a)和图 7(b)中。从图 7(a)可知,这种网络的竞争胜利者不一定是具有最强输入者,因为最早有脉冲输入单元可以凭借先到的优势战胜脉冲到达较晚但频率更高的单元。这体现了一种快、慢之间的竞争,可以称之为时间竞争。具有相同输入信号频率的两个单元,可通过时间竞争分出高低。从图 7(b)可知,后到者可以凭借它的强度更强而战胜先到者。这体现了一种强、弱之间的竞争,称之为强度竞争。最终的胜者决定先到者的强度、后到者的强度以及先、后到达者的时间差等。仿真研究还发现,如果某单元的输入脉冲在某一段时间内密度特别高,则该单元可以获得短时的胜利。

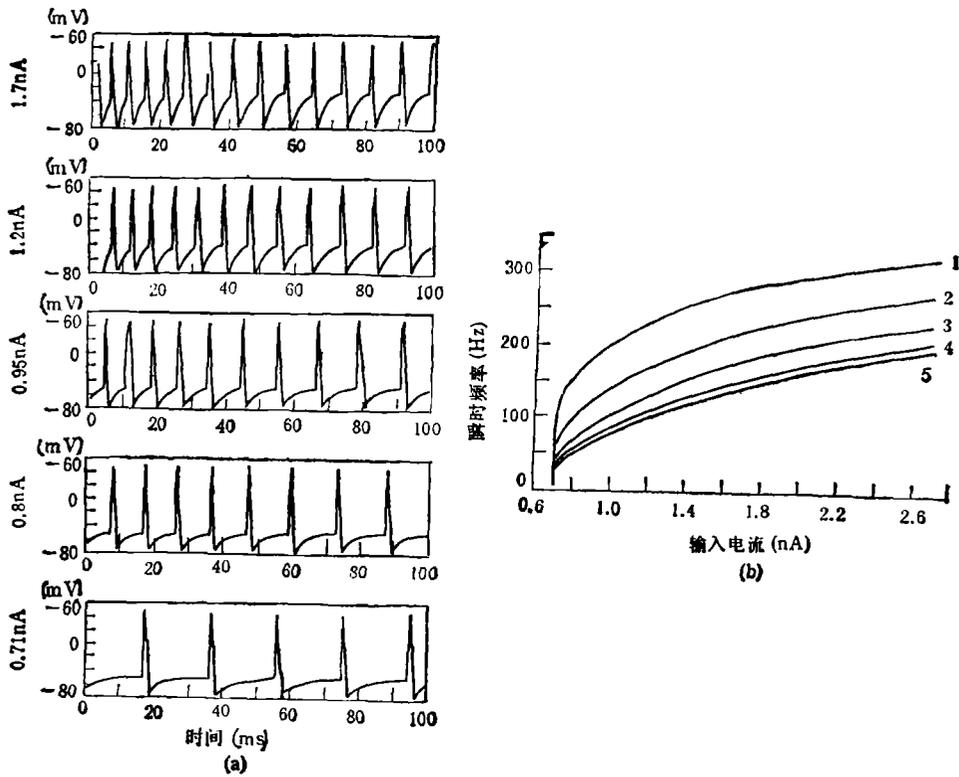


图 5 (a)表示在不同输入电流下的输出脉冲序列随时间变化的曲线 (b) 曲线 1~5 分别表示前 5 个脉冲间隔的瞬时频率与输入电流之间的关系, 其中 τ 取 2 ms

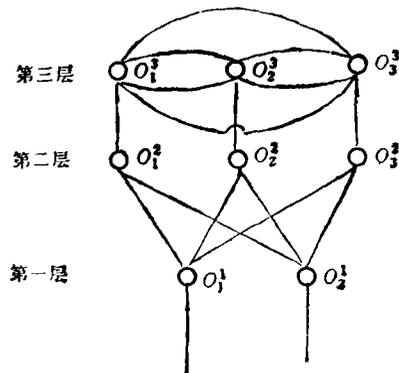


图 6 WTA (Winner Takes All) 网络。

以上这些情况很象社会现象中的王朝更迭现象。从计算角度来看, 脉冲神经网络具有串、并行双重处理特性。如果第一、二层为模拟网络, 第三层是脉冲网络, 这时的 WTA 网络在一个输出脉冲范围内即可完成分类^[10], 不必象模拟 WTA 网络那样要经过若干次迭代才能找到最大值。

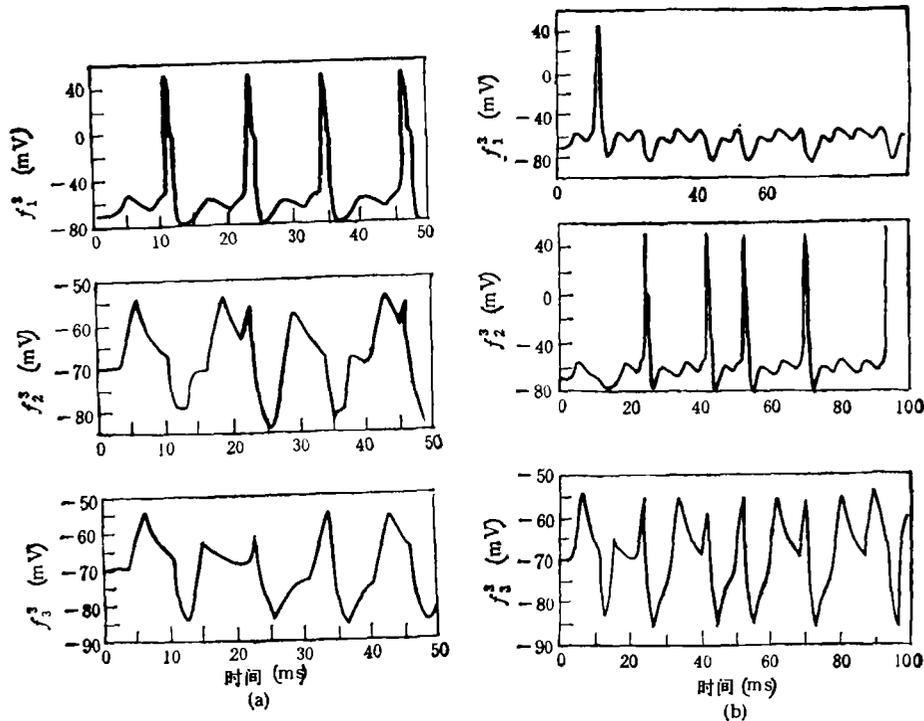


图7 (a)从上到下依次为在 $V_{th} = -52.5\text{mV}$ 下, 单元 O_1^3 , O_2^3 和 O_3^3 的输出脉冲序列 (b)从上到下依次为在 $V_{th} = -52.0\text{mV}$ 下, 单元 O_1^3 , O_2^3 和 O_3^3 的输出脉冲序列, 其中无尖脉冲的曲线表示该单元仅存在阈下活动过程

5 结 束 语

本文提出一种分流脉冲发放神经元, 它的突触联接关系接近真实突触, 并且考虑了生物神经元的适应性。它的联接权被分为兴奋性的或抑制性的, 并且权都取正值, 这为把神经元功能化为兴奋性或抑制性神经元打下了基础。由该神经元组成的 WTA 能够更有效地完成分类, 且存在时间和强度两种竞争。因此这类网络具有串、并行双重信息处理能力。

参 考 文 献

- [1] Eccles J C. *The Physiology of Synapses*. Berlin: Springer-Verlag, 1964, 1-150.
- [2] [英] Aidley D J 著, 周培爱等译. 可兴奋细胞的生理学, 北京: 北京大学出版社, 1983, 36-185.
- [3] McCulloch W S, Pitts W A. *Bull. Math. Biophys.*, 1943, 5: 115-137.
- [4] Hopfield J J, Tank D W. *Science*, 1986, 233(8): 625-633.
- [5] Lippman R P. *IEEE ASSP Magazine*, 1987, 4(2): 4-22.
- [6] Nabet B, Darling R B, Pinter R B. *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 1. Los Altos, CA: Morgan Kaufman, 1980, 695-701.
- [7] Grossberg S. *Neural Networks*, 1988, 1(1): 17-61.
- [8] Harmon L D, Lewis E R. *Physiol. Rev.*, 1966, 46(3): 513-591.

- [9] Lewis E R. Proc. IEEE, 1968, 56(6): 931—949.
- [10] Sanderson A. IEEE Trans. on Biomed. Eng., 1980, BME-27(1): 120—131.
- [11] Bernade Linare-Barrance, *et al.* IEEE Trans. On CAS, 1989, CAS-36(5): 756—761.
- [12] Mahowald M, Douglas R. Nature, 1991, 354(19): 515—518.
- [13] Meador J L, *et al.* IEEE Trans. on NN 1991, NN-2(1): 101—109.
- [14] Beer R D, Chiel H J, Sterling L S. American Scientist, 1991, 79(9/10): 444—452.
- [15] Coombs J S, Eccles J C, Fatt P. J. Physiol., 1955, Lond-130(2): 291—395.
- [16] 冯大政. 通信学报, 1992, 13(5): 43—48.
- [17] Hodgkin A L, Huxley A F. J. Physiol., 1952, Lond-117(2): 500—544.
- [18] Thorpe S J, Bernard Q S. Spike Arrival Times: A Highly Efficient Coding Scheme for Neural Networks, Ecbmiller R, *et al.*, eds. Parallel Processing in Neural Systems and Computers, North-Holland: Elsevier Science Publishers, 1990, 91—94.

A MODEL OF NEURAL CIRCUIT WITH ADAPTION AND NONLINEAR CONNECTION

Feng Dazheng

(Electronic Engineering Institute, Xidian University, Xi'an 710071)

Abstract Based on physiological properties of synapse, soma and axon, this paper presents and analyses a model of neural circuit which can approximately simulate input-output relation, strength-duration curve, adaption and nonlinear connection of real neuron. The obtained result: show that the model approximates to realistic principles of neural computation better than the available neural network. The impulse-coded WTA (Winner takes all) network constructed with the above model finds the winner more effectively than the analog WTA. Finally, the two important concepts: time competition and strength competition are introduced, which illustrate that the model has abilities to perform series and parallel information processing.

Key words Artificial neural net, Nonlinear connection, Adaption, Property analysis, Competition