

一种用于计算机模拟的神经元模型

汪德亮

(中国科学院计算技术研究所)

许卓群

(北京大学)

摘 要

本文提出了一种单个神经元的模型,它能较好地解决计算机模拟语言所要求的通用性和精确性之间的关系问题。通过引入S型曲线来描述突触上的记忆值,能给短时记忆和长时记忆一个统一的刻画,并在突触水平上模拟了习惯化、敏感化、条件化和容易化等四种基本学习形式。

一、绪 论

自 McCulloch 和 Pitts 提出第一个神经元的数学模型以来,对单个神经元的控制论方面的研究已有了很大的进展。这些工作可粗略地分为两类:对单个神经元的研究和对神经网络的研究。

对单个神经元的模拟,着重于用数学形式描述神经元的生物学性质,特别是电生理学性质。对神经网络研究的目的是表现网络的整体性质,但模拟神经网络也必须要模拟单个神经元。这决定了所设计的神经元模型往往对神经元的某些性质作比较精确的刻画,而对其它与整体性质关系不大的性质予以忽略。较为典型的有用于感知机的神经元模型^[1],感知机是一种通过学习学会分类图形的装置;用于认知机的神经元模型,认知机完成一定的模式识别和联想的任务^[2];Arbib 等所设计的两栖类动物的神经元模型,基于此模型的神经网络能有效地模仿两栖类动物的捕食行为和逃避行为等^[3]。

本文提出一种新的神经元模型,目的是为一个通用神经网络模拟语言 SLONN 提供一个较精细的基本神经元模型。SLONN 是一个能够描述神经网络结构并能在计算机上模拟网络动态行为的系统。为了适应神经模拟的多方面的实验研究,这一神经元模型应具有相当的精确性和通用性。我们解决这一问题的办法有两点,一是在不引入过分的复杂性的前提下,尽可能使所形成的模型能反映神经生物学已发现的结果。二是引入若干可由使用者调节的神经元参数,以适应多种要求。这是我们这个模型的主要特点。

二、数学模型

图 1 为神经元模型的图形表示。 S_1, \dots, S_m 是与神经元 N 相连接的 m 个突触； $x_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 为突触 S_i 在时刻 t 的输入，取值为 0 或 1。 0 表示无脉冲，1 表示有脉冲；用 W_i 表示突触 S_i 的连接强度， $-1 \leq W_i \leq 1$ 。 当 $W_i > 0$ 时，表示 S_i 为兴奋性突触；当 $W_i < 0$ 时， S_i 为抑制性突触；当 $W_i = 0$ 时，表示 S_i 不起作用。

突触 S_i^* 位于突触 S_i 之上 ($1 \leq i \leq m$)，这种连接方式称为突触前连接，且称 S_i^* 为 S_i 的突触前突触； $x_i^*(t)$ 为 S_i^* 在时刻 t 的输入，取值 0 或 1。 W_i^* 表示突触 S_i^* 的连接强度，其取值范围是 $-1 \leq W_i^* \leq 0$ 或 $W_i^* = 1$ 。

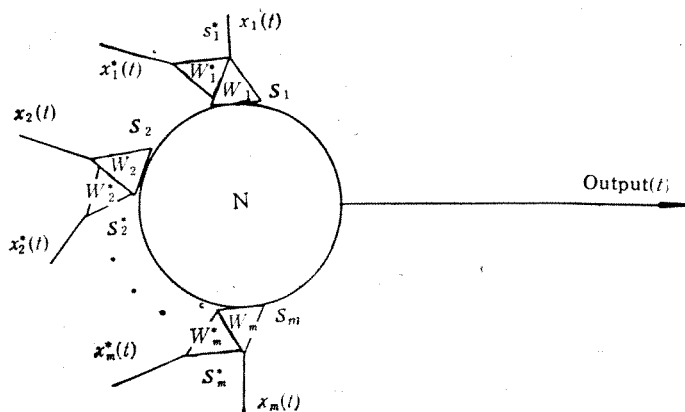


图 1 神经元模型图

$Output(t)$ 为神经元 N 在 t 时刻的输出，它也是取值为 0, 1 的二值函数。 0 表示 N 不产生脉冲，1 表示 N 产生脉冲。

神经元的数学模型包括一组神经元参数 N_c 和一组系统函数 N_i 。 N_c 中的参数一般由用户给出，而系统函数由 SLONN 系统实现，其中某些参数能由 SLONN 管理员调节。

$$N = \{N_c, N_i\}, \quad (2.1)$$

$$N_c = \{\theta, E, h_e, h_i, \vec{lat}, \vec{W}, \vec{W}^*, \vec{ltype}\}, \quad (2.2)$$

$$N_i = \{pr, f_E(s), f_i(s), \vec{M}(t), \vec{L}(t)\}. \quad (2.3)$$

其中 θ 表示神经元 N 的发放阈值； E 为神经元 N 的静息电位； h_e, h_i 分别为到达突触的单个脉冲所产生的兴奋性突触后电位 EPSP 或抑制性突触后电位 IPSP 的高度值。 h_e, h_i 对 N 的所有突触都一样。 向量 \vec{lat} 的各分量分别表示各突触在响应突触前脉冲时的延搁时间 lat ； \vec{W} 由分量 W_1, \dots, W_m 组成， \vec{W}^* 由 W_1^*, \dots, W_m^* 组成； \vec{ltype} 表示 N 的各记忆突触的学习类型。 \vec{W}, \vec{W}^* 和 \vec{ltype} 必须由用户给出，(2.2) 式中的其它参数用户可以不给，而由系统赋以缺省值。

在解释 N_i 之前，引入神经元的统一时钟间隔时间 τ 。 用 τ 代表神经元的节律时间，

对应于轴突上两个连续脉冲的间隔时间。假定 τ 对所有神经元都相同。令 EPSP 和 IPSP 的持续时间同为 pt 。

描述 EPSP 及 IPSP 的时间响应函数分别用 $f_E(s)$ 和 $f_I(s)$ 表示, 自变量为时间 s 。

$$f_E(s) = \begin{cases} \frac{he}{\tau} (s - lat), & lat \leq s \leq lat + \tau, \\ he \cdot e^{-\lambda_1(s - lat - \tau)}, & lat + \tau \leq s < lat + c\tau, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases} \quad (2.4)$$

$$f_I(s) = \begin{cases} -\frac{hi}{\tau} (s - lat), & lat \leq s < lat + \tau, \\ -hi \cdot e^{-\lambda_2(s - lat - \tau)}, & lat + \tau \leq s < lat + c\tau, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases} \quad (2.5)$$

其中, $c = pt/\tau$; λ_1, λ_2 分别为 EPSP 和 IPSP 的衰减因子。神经元 N 的输出由下式给出:

$$\text{Output}(t) = H_\theta \left(\sum_{i=1}^m \sum_{r=1}^c u_i^r(t) + E \right). \quad (2.6)$$

其中, E 为静息电位, H_θ 为阈值函数

$$H_\theta(x) = \begin{cases} 1, & \text{当 } x > \theta, \\ 0, & \text{当 } x \leq \theta. \end{cases}$$

$u_i^r(t)$ 为突触 S_i 在 r 节拍前 (相对于时刻 t) 的输入 $x_i(t - r\tau)$ 对突触后电位的贡献。 $u_i^r(t)$ 的表达分两种情形, 普通突触和记忆突触。所谓普通突触是指其突触强度 W_i 不改变, 反之, 称为记忆突触, 记其强度为 $W_i^*(t)$ 。

1) 对于普通突触

$$u_i^r(t) = \begin{cases} W_i \cdot x_i(t - r\tau) \cdot f_E(r\tau), & \text{对 } W_i \geq 0, W_i^* = 0, \\ -W_i \cdot x_i(t - r\tau) \cdot f_I(r\tau), & \text{对 } W_i < 0, W_i^* = 0, \\ \text{Max}(W_i \cdot x_i(t - r\tau) \cdot f_E(r\tau) \\ + W_i^* \cdot x_i^*(t - r\tau) \cdot f_I(r\tau), 0) & \text{对 } W_i > 0, W_i^* < 0, \\ \text{无意义,} & \text{其它情形.} \end{cases}$$

在 $u_i^r(t)$ 的式中, 前两种情况为无突触前连接的情况 ($W_i^* = 0$), 对于兴奋性突触, 输入 $x_i(t - r\tau)$ 形成一 EPSP, 该 EPSP 在时刻 t 的值为 $f_E(r\tau)$; 对于抑制性突触, 输入 $x_i(t - r\tau)$ 形成一 IPSP, 在时刻 t 的值为 $f_I(r\tau)$ 。第三种情况, 即 $W_i > 0, W_i^* < 0$, 模拟了生物神经系统中的突触前抑制, 就是说, 突触前输入 $x_i^*(t - r\tau)$ 抑制(减小)了输入 $x_i(t - r\tau)$ 对神经元发放的贡献。其它情况无任何生物学依据, 在本模型中不作模拟。

2) 对于记忆突触

$$u_i^r(t) = \begin{cases} W_i(t - r\tau) \cdot x_i(t - r\tau) \cdot f_E(r\tau), & \text{对 } W > 0, \\ \text{无意义,} & \text{其它情形.} \end{cases}$$

其中, $W = W_i(0)$, 即初始突触强度。

$W_i(t)$ 的变化规则。取一记忆突触 (S_i, S_i^*) (参见图 1)。记忆表现为突触 S_i 的连接强度 $W_i(t)$ 的变化, 此时 S_i^* 的作用是对记忆过程起调节作用, 即 $W_i^* = 1$ 为常数。记对 S_i 的记忆输入为 $z_i(t)$, $z_i(t)$ 的产生与 $x_i(t)$, $x_i^*(t)$ 以及学习类型有关。

为描述 $W_i(t)$, 引入记忆函数 $M(t)$ (为式(2.3)中 $\bar{M}(t)$ 的分量)。一串连续的记忆输入 $z_i(t)$ 会使 $M(t)$ 增加; 否则 $M(t)$ 将衰减。衰减分两种, 分别对应于短时记忆和长时记忆的两种遗忘机制。为此, 对记忆突触引入状态变量 $L(t)$ (为式(2.3)中 $\bar{L}(t)$ 的分量)。 $L(t) = 0$ 表示突触处于“训练态”(或称短时记忆态), 而当 $L(t) = 1$ 时则称为“学会态”(或称长时记忆态)。

为了较精确地模拟神经生物学对突触记忆的研究结果和所提出的假说, 我们将记忆分成四类:

1) 对于习惯化学习 ($ltype = habit$), 令:

$$W_i(t) = \text{Max}(W - M(t), 0), \quad z_i(t) = x_i(t). \quad (2.7)$$

从上述描述可知, 习惯化学习取决于对 S_i 的输入 $x_i(t)$ (此时 $x_i^*(t)$ 对记忆值无贡献)。持续的刺激 $x_i(t)$ 将使 $M(t)$ 增加, 使 $W_i(t)$ 的值下降, 因而使该突触对随后的刺激敏感性下降。

2) 对于敏感化学习 ($ltype = sensi$), 令:

$$W_i(t) = \text{Min}(W + M(t), 1), \quad z_i(t) = x_i^*(t). \quad (2.8)$$

这类学习只取决于对 S_i^* 的输入 $x_i^*(t)$ 。某种破坏性刺激 $x_i^*(t)$ 的到来会使 $W_i(t)$ 上升, 即加强了对 S_i 的刺激结果。

3) 对于条件化学习 ($ltype = condi$), 令:

$$W_i(t) = \text{Min}(W + M(t), 1), \quad z_i(t) = x_i(t) \cdot x_i^*(t). \quad (2.9)$$

仅当对 S_i 的刺激 $x_i(t)$ 与对 S_i^* 的刺激 $x_i^*(t)$ 同时出现时, 才产生这种学习。此时 $W_i(t)$ 上升, 即加强了随后的 $x_i(t)$ 对 S_i 的刺激效果。

4) 对于容易化学习 ($ltype = facil$), 令:

$$W_i(t) = \text{Min}(W + M(t), 1), \quad z_i(t) = x_i(t) \cdot \text{Output}(t). \quad (2.10)$$

如果 S_i 上的刺激能使整个神经元发放, 即 $\text{Output}(t) = 1$, 则加强了该突触对后来刺激的反应效果 ($W_i(t)$ 上升)。

下面给出 $M(t)$, $L(t)$ 的数学形式。我们的任务是在已知 $M(t)$, $L(t)$ 时, 给出求 $M(t + \tau)$ 和 $L(t + \tau)$ 的规则。约定初值 $M(0) = 0$, $L(0) = 0$ 。为此先引入三个

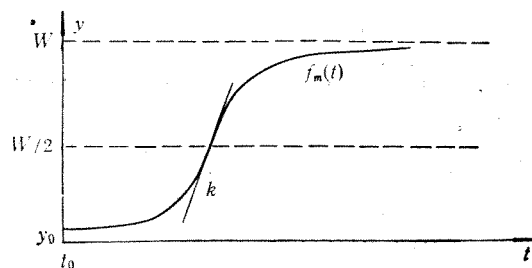


图 2 S型曲线 $f_m(t)$ 的示意图

特殊函数 f_m, f_i, f_s :

$f_m(t)$ 为满足微分方程(2.11)式的 S 型曲线,如图 2 所示. 其中, k 及初值(即 $t = t_0$ 时, $y = y_0$) 可根据具体应用背景选定, W 为初始突触强度. f_i 和 f_s 为指数衰减曲线,具体形式略去.

$$dy/dt = \frac{4k}{W} \cdot y - \frac{4k}{W^2} y^2 \quad (2.11)$$

三条曲线分别用于描述 $M(t)$ 的增长规律及在短时记忆下和在长时记忆下的衰减规律.

至此,我们可以给出,

$$M(t + \tau) = \begin{cases} h_m(M(t)), & \text{若 } z_i(t) = 1, \\ h_i(M(t)), & \text{若 } z_i(t) = 0, L(t) = 1, \\ h_s(M(t)), & \text{若 } z_i(t) = 0, L(t) = 0, \end{cases} \quad (2.12)$$

$$L(t + \tau) = \begin{cases} 0, & \text{若 } L(t) = 0, M(t + \tau) \leq \frac{W}{2}, \\ 1, & \text{其它.} \end{cases} \quad (2.13)$$

其中

$$h_m(y) = f_m(f_m^{-1}(y) + \tau), \quad (2.14)$$

$$h_i(y) = f_i(f_i^{-1}(y) + \tau), \quad (2.15)$$

$$h_s(y) = f_s(f_s^{-1}(y) + \tau). \quad (2.16)$$

自变量 y 表示记忆突触上的记忆值.

$L(t)$ 受 $M(t)$ 值的影响. 当 $M(t)$ 超过 $W/2$ (f_m 的拐点)后, $L(t)$ 被赋为 1, 即变成学会态. 由上式可见, $L(t)$ 一旦变成学会态后, 就不再回复到训练态了.

三、模型分析和说明

分析式(2.6)可见: 1) 内层的求和, 即 $\sum_{r=1}^c$ 是对突触上时间总和的模拟; 外层求和, 即 $\sum_{i=1}^m$ 则是对 N 的所有突触求空间总和. 2) 引入 $f_E(t)$ 和 $f_I(t)$ 使每一个到达神经元突触上的脉冲可根据突触类型产生一突触后电位. 3) 用户可预先置定神经元的静息电位 E . 如果置 E 在阈值附近, 则可模拟神经系统中的自发放电现象. 4) 通过置定突触延搁 \vec{lat} , 决定了 N 各突触的延搁时间的长短. \vec{lat} 还可用来表示脉冲从一个神经元沿轴突传导到另一神经元耗费的时间.

突触前连接是神经系统中的普遍现象. 由于考虑了这一情况, 使得本模型更接近生物神经元. 同时, 由于我们将突触前连接看成是对记忆突触的学习类型的控制, 因而能在突触水平上表达了突触可塑性及习惯化、敏感化、条件化和容易化等四种学习形式, 使得该神经元模型能反映多种学习过程. Kandel 的实验资料^[7]支持了这一模型.

对突触可塑性的描述基本上可分成两类, 一类是线性方式的, 即记忆值按线性方式增

长或衰减,见文献[17]。另一类是按指数方式的,如文献[2.10]所述。本模型引入 S 型曲线表示记忆值的增长,具有下列两个优点:

1) 将长时记忆和短时记忆看成是一个统一的过程,与在小神经系统中所获得的实验结果^[7]以及心理学对短时记忆的现代看法相一致^[16]。

2) 如何用统一的形式将短时记忆和长时记忆这两个过程结合起来? S 型曲线解决了这一问题。由于 S 型曲线有两种变化过程且有一特殊的转折点——拐点,从而能在一条曲线上自然地表示这两种记忆过程。

四、实现情况

上面的神经元模型作为 SLONN 语言的一部分已实现于 FORTUNE 32:06 系统上(详见另文)。为了确定模型的参数,我们将参数选定分成两级:

1) 用户。用户通过所编写的 SLONN 程序与系统通讯。在程序中,用户可自己选定式(2.2)中 N_e 的各参数值。其中突触强度、记忆突触的学习类型必须由用户说明。

2) 系统程序员。系统程序员有权指定式(2.2)中各神经元参数的缺省值。此外,还可以确定本模型引入的各曲线的具体形状,如式(2.11)中的 k 。表1和表2给出了一个典型实验模型选用的值。

表1 神经元参数的缺省值

θ	E	h_e	h_i	$\overrightarrow{I_{ai}}$
30mV	0mV	50mV	-5mV	0

表2 各系统曲线的参数值(式(2.4)(2.5)(2.11))

λ_1	λ_2	τ	c	t_0	y_0	k
0.25	0.167	2ms	7	10	$\frac{W}{2}$	$\frac{W^2}{8}$

在系统的具体实现中,有几点需特别指出:

1) 整个系统是离散系统,即取离散时间值。每一节拍的长短等于 τ 。

2) 原则上说,记忆突触在每个节拍均要按(2.12)式改变记忆值。实际上,每个脉冲对突触上记忆值的影响是微不足道的。在实现中,每7个节拍进行一次记忆值的计算,即记忆节拍长为 7τ 。同理,每100个记忆节拍进行一次长时记忆的遗忘计算。

参 考 文 献

- [1] Arbib, M. A., Lara, R., A Neural Model of the Interaction of Tectal Columns in Prey-Catching Behavior, *Biological Cybernetics*, 44(1982), 185—196.
- [2] Barto, A. G. et al., Neuron-like Adaptive Elements That Can Solve Difficult Learning Control Problems, *IEEE Trans. System. Man. Cybernetics*, SMC-13(5) (1983), 835—846.
- [3] Cervantes, F., Lara, R. and Arbib, M. A., A Neural Model of Interactions Subserving Prey-predator Dis-

- crimination and Size Preference in Anuran Amphibia, *Journal of Theoretical Biology*, **113**(1985), 117—152.
- [4] Fukushima, K., Neocognitron: A Self-Organizing Neural Network Model for a Mechanizm of Pattern Recognition Unaffected by Shift in Position, *Biological Cybernetics*, **36**(1980), 193—202.
- [5] Fukushima, K., A Hierarchical Neural Network Model for Associative Memory, *Biological Cybernetics*, **50**(1984), 105—113.
- [6] Hebf, D. O., *The Organization of Behavior*, Wiley Press, 1949.
- [7] Kandel, E. R., Small System of Neurons, *Scientific American*, **241**(3), (1979), 67—76.
- [8] Loral, R. et al., Mathematical Models of Synaptic Plasticity, *Journal of Neurology Research*, **2**(1980), 1—18.
- [9] Lara, R., Arbib, M. A., A Neural Model of Interaction Between Pretectum and Tectum in Prey Selection, *Cognition and Brain Theory*, **5**(2) (1982), 149—171.
- [10] Lara, R., Arbib, M. A., A Model of the Neural Mechanizms Responsible for Pattern Recognition and Stimulus Specific Habitnation in Toads, *Biological Cybernetics*, **51**(1985), 223—237.
- [11] McCulloch, W. S. et al., A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Neurons Activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, **5**(1943), 115—133.
- [12] Parlov, I. P., *Lectures on Conditional Reflexes*, International Publishers, 1982.
- [13] Peterson, L. R. et al., Short-term Retention of Individual Verbal Items, *Journal of Experimental Psychology*, **58**(1959), 193—198.
- [14] Rosenblatt, F., The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain, *Psychological Review*, **65**(1958), 386—407.
- [15] Stein, R. B., A Theoretical Analysis of Neuronal Variability, *Biophysical Journal*, **5**(1965), 173—194.
- [16] Wingfield, A., Byrnes, D. L., *The Psychology of Human Memory*, Academic Inc., 1981.
- [17] Barto, A. G. et al., Associative Search Network: A Reinforcement Learning Associative Memory, *Biological Cybernetics*, **40**(1981), 201—211.

A NEURON MODEL FOR COMPUTER SIMULATION OF NEURAL NETS

WANG DELIANG

(*Institute of Computing Technology, Academia Sinica*)

HSU CHOCHUN

(*Beijing University*)

ABSTRACT

In this paper, we propose a mathematical model of a single neuron, which possesses qualities of both generality and accuracy required by a computer simulation language. By introducing S-shape curve to describe the memory process of a memory synapse, long-term memory and short-term memory can be handled consistently, and four basic learning forms, i.e., habituation, sensitization, conditioning and facilitation, can be modeled at the level of synapse.