

Cognitive Science, No. 1, 1986.

"A neuron model based on information processing of the nervous system,"

by DeLiang Wang.

# 一个基于信息加工的神经元模型

汪德亮

(北京大学计算机系)

**〔摘要〕**本文从计算机模拟的角度提出一个新的单个神经元的数学模型。该模型能详细地模拟神经元的行为。文中引入两类S型曲线,分别表示知识的习得和遗忘,并使这两种曲线相互作用而给出全面的学习模型。本模型是神经系统的模拟语言SLONS(Simulation Language for Nervous System)的神经元机制。

## 一、概述

心理学从功能和行为的角度通过间接的方法来研究脑,而神经生物学则基于对脑的结构的认识来讨论脑是如何工作的。两方面都研究脑,但至今仍看不出有什么方式将它们的研究结果直接联系起来,这正是研究脑的主要困难之一。回顾历史,对于人脑的研究虽已取得显著进展,但脑究竟是如何工作这一问题仍然是现代科学面临的最深奥的问题之一。〔1〕正是这种状态给人工智能的研究造成了巨大的困难。

当代神经科学的趋势是:超出对单个神经元及其功能的研究,即用单个神经元来构造有一定功能的神经元集团。〔1〕由于神经元是神经系统的基本单位,因而,在计算机上构造神经系统亚单位或小神经系统之前,应有一个合适的神经元模型和基于其上的计算机语言工具。本文所提出的神经元的数学模型将作为SLONS语言的内部机制。

## 二、神经生物学依据

在计算机上模拟神经系统的目的是模仿脑的信息加工。因而本段的概述主要基于电生理学的结果,没有涉及神经元的化学性质。生物电是一种普遍现象,本文所讨论的仅局限于神经细胞。

**1、静息电位。**指神经元处于安静状态下的膜电位。由Hodgkin和Huxley首先测得。一般温血动物的静息电位在 $-55$ — $-100$ 毫伏(膜内外)之间。静息电位是神经系统中电活动的基础。

**2、动作电位。**神经细胞的任务是接受信息、传播信息、协调并整合信息。而当细胞产生这些活动时,膜电位要发生短暂的正向变化,即“动作电位”。它分为去极化、复极化、超极化和去极后电位几个时相。动作电位是神经系统活动时的一种表现,遵从“全或无”定律。动作电位的尖峰在 $+30$ 毫伏左右。

**3、神经纤维上的传导。**动作电位能在可兴奋的神经纤维上传导,传导速度依纤维类型

不同而变化于每秒1米到每秒100米之间。且动作电位的传导满足不改变冲动幅度的原理。

而局部电位（如终极电位、兴奋性突触后电位EPSP）则不能在神经纤维上传导，但却可以扩布到邻近区域，形成一定的空间分布。局部电位可影响细胞膜的兴奋性（兴奋性愈高，导致动作电位所必需的刺激就愈弱）。局部电位是形成动作电位的准备阶段。

4、突触传递。突触分化学性突触和电突触两种，只有神经细胞才有突触传递。实际上，单个突触的作用，更多地在于改变突触后成分的兴奋性，这种改变可能是增强兴奋性的或降低兴奋性的。突触传递具有单向性、突触延搁（最短为0.2毫秒）和药物敏感（如箭毒、乙酰胆碱等）等特征。

5、时间总和与空间总和（也称时间易化和空间易化）。突触后细胞容许总合和修正从单个接点上来的系列冲动的去极化效应；也容许总合和修正自多个突触前结构来的传入冲动的去极化效应。这两种现象即称为时间总和和空间总和。它们是单个神经元信息处理的反映。

6、强直后增强作用。在一系列强直性（短而快）的刺激后，EPSP的幅度将上升。强直后增强作用的幅度与持续时间和突触的情况、重复刺激的频率及刺激持续时间有密切关系。

以上总结详见〔2〕〔3〕〔4〕〔5〕。

### 三、一个神经元模型

#### 1、说明

a、为方便起见，设静息电位为0伏。

b、动作电位的发放与否用0，1来表示。

c、神经元分一般神经元和记忆神经元两类，记忆神经元同时具有一般神经元的处理能力。

d、EPSP、IPSP（指兴奋性突触后电位和抑制性突触后电位）按线性上升（下降），按指数衰减。其高度分别固定为 $h_e$ 和 $h_i$ ，在出现EPSP（IPSP）后2ms（两毫秒）时达到 $h_e$ （或 $h_i$ ），历时共14ms。

e、神经元可维持高于静息电位的、一定的心奋性。此时膜电位的高度设为 $e$ 。

#### 2、描述

下面用N来表示神经元模型。N的数学描述为：

$$N = \{ Q, e, h_e, h_i, T, L, R_t, \overset{\rightarrow}{x}_1(t), \overset{\rightarrow}{x}_2(t), \overset{\rightarrow}{w}_1, \overset{\rightarrow}{w}_2, f_E(t), f_I(t), f_M(s), f_{F1}(s), f_{F2}(s), M(s), \overset{\rightarrow}{x}(t) \} \quad (3.1)$$

其中：

Q表示神经元的发放阈值。

$h_e, h_i$ 见上面说明。

T表示神经元类型。0表示一般神经元，1表示记忆神经元。

L：表示突触延搁。此处及下面所出现的向量表示，均指多个元素的情况。如 $\overset{\rightarrow}{L}$ 表示一

个神经元的多个突触。

$Rt$ 表示不应期的长短。

$\vec{x}_1(t)$  表示对于神经元N的输入。 $w_1$ 为其输入的突触强度。

$\vec{x}_2(t)$  表示与  $\vec{x}_1(t)$  构成突触前连接,以影响  $\vec{x}_1(t)$  对神经元的贡献。 $w_2$  为其突触强度。本文假定,一个突触只接受至多一个的突触前连接。

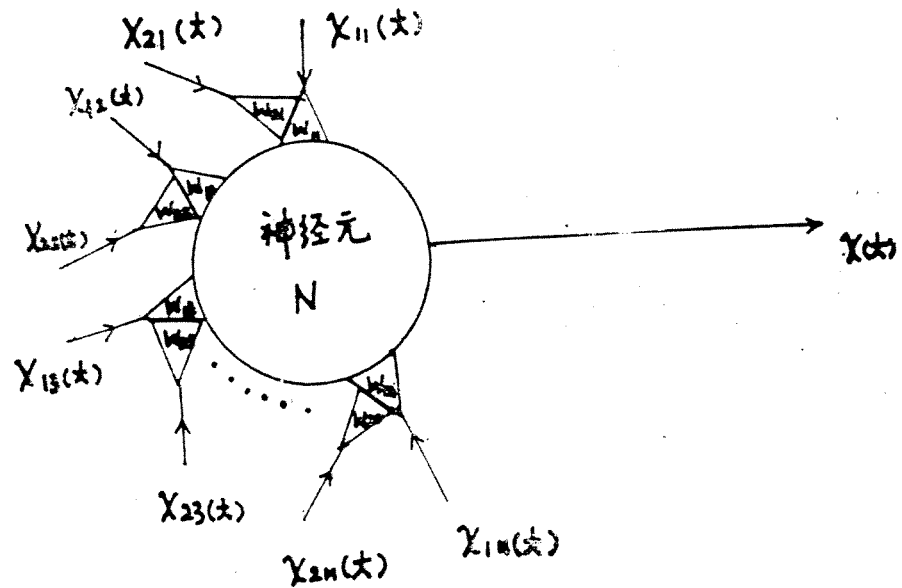
$x_2(t)$  表示神经元N的轴突输出。

$x_1(t)$ ,  $x_2(t)$ ,  $x(t)$  皆为取值为0或1的二值函数。

$e$ 表示神经元的兴奋性。

余下的部分见下面段落中的说明。

下图为神经元的模式图:



其中:

$$\vec{w}_1 = (w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1n});$$

$$\vec{w}_2 = (w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2n});$$

$$\vec{x}_1(t) = (x_{11}(t), x_{12}(t), \dots, x_{1n}(t));$$

$$\vec{x}_2(t) = (x_{21}(t), x_{22}(t), \dots, x_{2n}(t));$$

下面是对函数的说明,在此之前给出几个符号的意义。

$$1^\circ \quad 0[x] = \begin{cases} x & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

$$2^\circ \quad 1[x] = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

$$3^\circ \vec{a} \otimes \vec{b} = (a_1 b_1, a_2 b_2, \dots, a_n b_n) \quad (3.4)$$

其中:

$$\vec{a} = (a_1, \dots, a_n), \quad \vec{b} = (b_1, \dots, b_n)$$

$$4^\circ c = pt / \tau \quad (3.5)$$

$pt$  为一个 EPSP (或 IPSP) 的历时长度。  $\tau$  是计算机上的时钟间隔, 说明见后文。

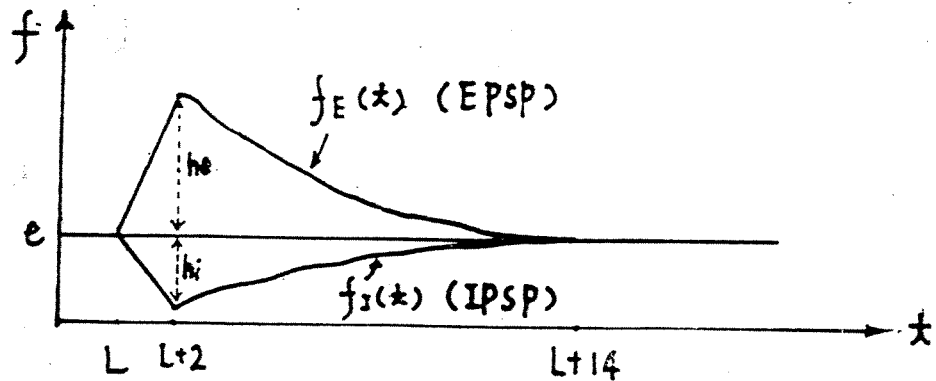
$$f_E(t) = \begin{cases} \frac{he - e}{2} (t - L) + e & L \leq t < L + 2 \\ he e^{-\lambda_1 t} & L + 2 \leq t < L + 14 \\ e & \text{其它} \end{cases} \quad (3.6)$$

$$f_I(t) = \begin{cases} \frac{hi - e}{2} (t - L) + e & L \leq t < L + 2 \\ hi (1 - e^{-\lambda_2 t}) & L + 2 \leq t < L + 14 \\ e & \text{其它} \end{cases} \quad (3.7)$$

其中  $L$  为  $L$  的分量。

$\lambda_1, \lambda_2$  为衰退因子。适当调节  $\lambda_1, \lambda_2$  可保证  $f_E(t), f_I(t)$  的连续性。

$f_E(t), f_I(t)$  分别对 EPSP 和 IPSP 给出了描述。其直观含义见下图



(1) 对一般神经元

$$x(t) = 1 \left[ + \left( \left( \sum_{r=1}^c 0 [w_1 \otimes x_1(t - r\tau) - w_2 \otimes x_2(t - r\tau)] \right) \cdot \langle f_E(t), f_I(t) \rangle \right) \right] \quad (3.8)$$

其中:

$$+ a = \sum_{i=1}^n a_i, \quad \text{若 } a = (a_1, a_2, \dots, a_n) \quad (3.9)$$

$$\langle f_E(t), f_I(t) \rangle = \begin{cases} f_E(t) & \text{若兴奋性突触} \\ f_I(t) & \text{若抑制性突触} \end{cases} \quad (3.10)$$

(2) 对记忆神经元

$$\vec{x}(t) = 1 \left[ t \left( \sum_{r=1}^c 0 [\vec{w}_1(t) \otimes \vec{x}_1(t-r\tau)] \cdot \langle f_E(t), f_I(t) \rangle \right) \right] \quad (3.11)$$

$\vec{w}_1(t)$  的修改规则随记忆的种类不同而不同。在本模型中记忆分成三类:

a. 习惯化  $\vec{w}_1(t) = 0 [\vec{w}_1(0) - f_M(s)] \quad (3.12)$

b. 突触前易化

$$\vec{w}_1(t) = \vec{w}_1(0) + f_M(s) \quad (3.13)$$

c. 条件化

$$\vec{w}_1(t) = \vec{w}_1(0) + f_M(s) \quad \text{与 (3.13) 同。}$$

这里引入了一个新变量, 即S。t为时间, 而S为记忆时。即当学习时, S增加; 遗忘时, S下降(减小); 与学习无关时, S保持不变。

(3)  $f_M(s)$  的改变

$$\square A = (1-a_1, 1-a_2, \dots, 1-a_n) \quad (3.14)$$

若  $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$

并定义运算优先级从高往低分别为:  $\square, \otimes, +$  (或  $-$ )。

下面再定义几个过渡函数:

$$h_1(s) = f_M(f_M^{-1}(f_M(s)) + \tau) \quad (3.15)$$

$$h_{00}(s) = f_{F1}(f_{F1}^{-1}(f_M(s)) + \tau) \quad (3.16)$$

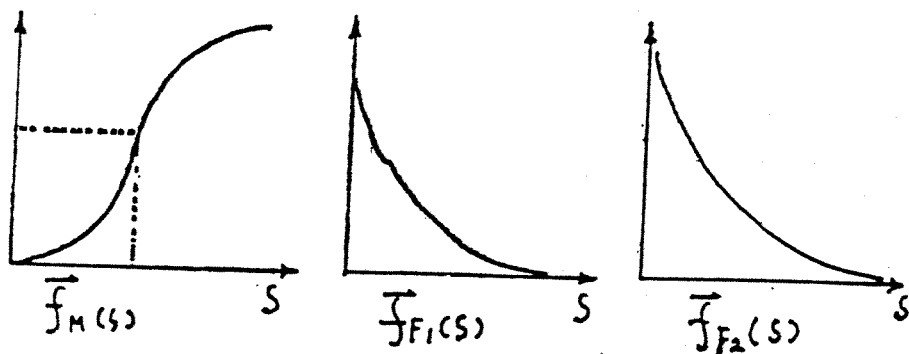
$$h_{01}(s) = f_{F2}(f_{F2}^{-1}(f_M(s)) + \tau) \quad (3.17)$$

其中,  $f_M(r)$  为习得曲线,  $f_{F1}$  为学会某种东西之前的遗忘曲线,  $f_{F2}$  为学会某种东西之后的遗忘曲线。它们各自的分量均为S型曲线, 其形式满足微分方程:

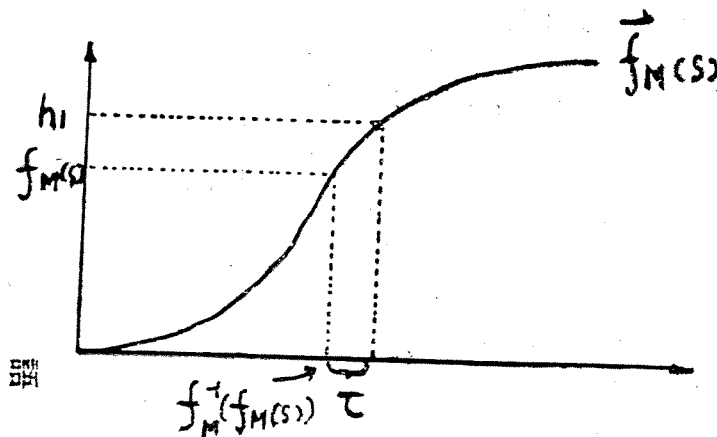
$$\frac{d(y)}{ds} = as - bs^2 \quad (3.18)$$

其各自的示意曲线见下一页。

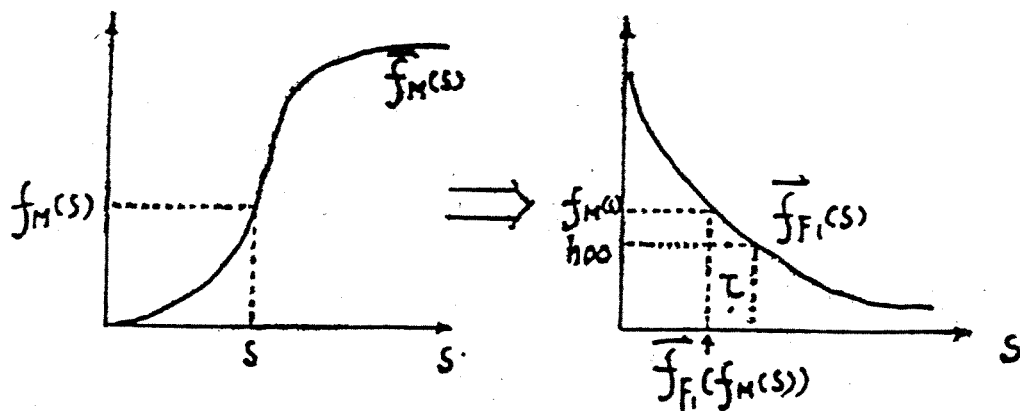
其中m点为拐点, 当S一旦大于m, 就表示神经元学会了某一内容, 以后不巩固就按  $f_{F2}(s)$  来遗忘。否则, 说明  $f_M(s)$  尚没有学会某一内容, 以后不巩固时就按  $f_{F1}(s)$  来遗忘。故m点为一关键点。



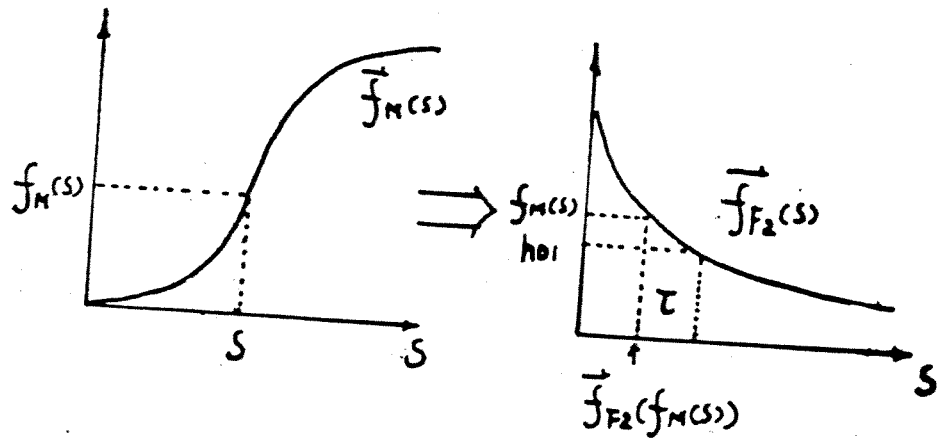
有了上述三个曲线后, 就可说明  $\vec{h}_1(s)$ ,  $\vec{h}_{00}(s)$ ,  $\vec{h}_{01}(s)$  的意义了。  
 $\vec{h}_1(s)$  的意义如图 1 所示。它表示按习得曲线的记忆增加过程。



$\vec{h}_{00}(s)$  的意义见下图, 它表示记忆按  $\vec{f}_F(s)$  遗忘曲线衰减。



$\vec{h}_{01}(s)$  的意义见下图。它表示记忆按  $\vec{f}_{F2}(s)$  遗忘曲线衰减。



由于上述说明均对单个突触而言，故没有带上向量标记。

现在可以给出  $f_M(s)$  在时钟间隔  $\tau$  之后的改变后的值。

1° 习惯化

$$\vec{f}_M(s) = (\vec{h}_1(s) \otimes \vec{x}_1(t)) + \vec{\gamma} \vec{x}_1(t) \otimes (\vec{h}_{01}(s) \otimes \vec{M}(s) + \vec{h}_{00}(s) \otimes \vec{\gamma} \vec{M}(s)) \quad (3.19)$$

2° 敏感化

$$\vec{f}_M(s) = (\vec{h}_1(s) \otimes \vec{x}_2(t)) + \vec{\gamma} \vec{x}_2(t) \otimes (\vec{h}_{01}(s) \otimes \vec{M}(s) + \vec{h}_{00}(s) \otimes \vec{\gamma} \vec{M}(s)) \quad (3.20)$$

3° 条件化

$$\vec{f}_M(s) = \vec{h}_1(s) \otimes \vec{x}(t) + \vec{\gamma} \vec{x}_2(t) \otimes (\vec{h}_{01}(s) \otimes \vec{M}(s) + \vec{h}_{00}(s) \otimes \vec{\gamma} \vec{M}(s)) \quad (3.21)$$

其中

$$\vec{x}(t) = \vec{x}_1(t) \otimes \vec{x}_2(t) \quad (3.22)$$

$$\vec{M}(s) = \begin{cases} 1 & s \text{ 曾超过 } m \text{ 点} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (3.23)$$

即  $\vec{M}(s)$  为  $\vec{f}_M(s)$  按  $\vec{f}_{F1}(s)$  或  $\vec{f}_{F2}(s)$  衰减的判断标志。

$\vec{f}_M(s)$  的上述三种表述均意味着：若有脉冲输入就按  $\vec{h}_1(s)$  增加记忆，否则按  $\vec{h}_{01}(s)$  或  $\vec{h}_{00}(s)$  遗忘。其差别在于控制条件不同。

习惯化的控制条件是对细胞体的传入，即  $\vec{x}_1(t)$ 。

敏感化的控制条件是突触前输入，即  $\vec{x}_2(t)$ 。

而条件化的控制条件要求上述两者均有输入，即  $\vec{x}(t) = \vec{x}_1(t) \otimes \vec{x}_2(t)$

关于记忆的定量模型的给出参考了Ebbinghaus和巴甫洛夫的一些研究成果〔6〕〔7〕〔8〕。

### 3、性质

在N中，如下量可由计算机用户自己选择： $\{Q, e, h_e, h_i, T, L, R_t, w_1, w_2\}$ 系统也提供省缺值。用户通过在建立神经网络时输入这些值可分别起到下列作用。

通过输入Q值，可模拟细胞发放部位——轴丘的性质。

通过调节神经元的兴奋性e，可模拟中枢神经系统高级部位的自发放电现象。

通过输入 $h_e$ 和 $h_i$ 可调节EPSP和IPSP的幅度。

T可用来指定神经元的类型。并非所有的神经元均有记忆功能。

通过输入 $w_1$ 和 $w_2$ ，置定初始突触强度。

通过 $R_t$ 来模拟神经元的不应期。各神经元可取不同值。

→

L用来置突触延搁。这可用来模拟作电位的转导速度，也可用来模仿突触延搁的可型性。

关于记忆的模拟：本模型基于生理学的事实首先给出了一个定量模型，对三种最基本的学习形式：习惯化、敏感化和条件化分别加以模拟。发现这三种记忆形式从数学上说均可用S型曲线满意地加以描述。使记忆曲线和遗忘曲线相互作用而给出了一种记忆内容的历史记载方式。

与McCulloch-Pitts〔9〕模型、Caianiello〔10〕模型和Stein〔11〕模型等经典模型相比较，本模型的主要特征是近乎严格地描述了神经生物学的发现。构造成分占次要地位。这与本模型的设计是用于计算机模拟这一目的相一致的。

### 参 考 文 献

- 〔1〕D.H.Hubel：“脑”《科学》80年1期。
- 〔2〕王伯扬（1982）：神经电生理学。
- 〔3〕R.F.施密特（1979）：神经生理学基础。
- 〔4〕M.A.B.勃雷兹尔（1977）：神经系统的电活动。
- 〔5〕J.F.Stein（1982）：An Introduction to Neurophysiology.
- 〔6〕Ebbinghaus, H.M.: An Contribution to Experimental Psychology.1913.
- 〔7〕J.P.查普林等：心理学的体系和理论。（1979, 1983）。
- 〔8〕巴甫洛夫（1951, 1958）：巴甫洛夫全集。Vol.4.
- 〔9〕W.S.McCulloch, W.Pitts: “A logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity”, Bullet.Math.Biophysics, 5, pp.115—133（1943）。
- 〔10〕E.R.Cajaniello: “Outline of a Theory of Thought—Processes and Thinking Machines”, J.Theoret.Biol., 2, PP204—235（1961）。
- 〔11〕R.B.Stein: “A Theoretical Analysis of Neuronal Variability”, Biophysical Journal Vol.5, PP173—194（1965）。