

表 3 正常细胞和恶变细胞膜及表面的结构和功能的差异

项 目	正 常 细 胞	恶 变 细 胞	核 分 裂 细 胞
唾 液 酸 含 量	较 低	较 高	较 高
电 负 性	较 低	较 高	较 高
糖 脂 质	糖链伸延	糖链短缺	糖链短缺
转 糖 酶	活 性 高	部分转糖酶活性较低	?
与植物凝集素反应	-	++	++
250 千 蛋 白	+	-	-
糖蛋白 A 峰物质	-	+	+
胚胎性抗原的表层	-	+	±?
cAMP 量	高	低	低
接触抑制或依赖于 密度生长的控制	+	-	0

毛主席教导我们：“在复杂的事物的发展过程中，有许多的矛盾存在，其中必有一种是主要的矛盾，由于它的存在和发展，规定或影响着其他矛盾的存在和发展。”目前虽然对影响肿瘤细胞的无限增殖和恶性行为现象有多种多样的结果和解释，但只要我们能在多种多样的矛盾中全力找出主要的矛盾，必对阐明肿瘤的发生、发展和其防治引起重大的突破。

主要参考资料

[1] Van Beek, W. P.: *Cancer Research*, 33(11), 2913, 1973.  
 [2] 箱守仙一郎 (Hakomori, S. I.): 代谢 (日文), 11(1), 33, 1974.  
 [3] Hakomori, S. I.: *BBA*, 417, 55, 1975.  
 [4] Kuhus and Bramson: *Bact. Proc.*, 219, 939, 1971.

[5] Burger, M. M.: *Proc. Nat. Acad. Sci.*, 62, 994, 1969.  
 [6] Inbar, M. and Sachs, L.: *Nature*, 223, 710, 1969.  
 [7] Shur, B. D. and Roth, S.: *BBA*, 415, 473, 1975.  
 [8] Roth, S. et al.: *J. Supermolecular Structure*, 2(1), 1, 1974.  
 [9] Reich, E.: *Fed. Proc.*, 32, 2174, 1973.  
 [10] Hynes, R. O.: *Cell*, 1(4), 147, 1974.  
 [11] Burger, M. M. et al.: *Nature New Biol.*, 239, 161, 1973.  
 [12] Hsie, A. W. and Puck, T. T.: *Proc. Nat. Acad. Sci.*, 68, 358, 1971.  
 [13] 横田 健: 代谢(日文), 11 (4), 39, 1974.  
 [14] Butcher, F. R. et al.: *Cancer Research*, 32, 2135, 1972.  
 [15] Greengard, P. and Robison, G. A.: “*Advances in Cyclic Nucleotide Research*”, Vol. 6, P. 301, New York.

[本文于 1977 年 5 月 10 日收到]

## 国外神经控制论发展概况 (上)

中国科学院自动化所控制论组

神经控制论是用控制论的数学和物理(技术)方法,研究神经系统功能的一门学科。这种研究有两方面的意义。一方面是利用控制论中比较成熟的方法对研究神经系统提供新的手段,这方面的研究对基础医学、生物学和临床医学等具有重要意义。另一方面是以生物或人的神经系统的控制及信息处理的原理作为借鉴,

不断改进技术系统和设计新的技术系统。

研究神经系统控制论是从研究神经元开始的。1943年 McCulloch 和 Pitts 用布尔代数写出了神经元的方程式(即所谓数学模型),这个方程式表现了神经元对输入信号的空间总和和阈作用这两个很重要的特性。以这个工作为起点,30年来发表的神经元模型多达100多种,

从各方面表现了神经细胞的时空总和、阈作用、不应期、疲劳效应和可塑性等特性。60年代以后，从单个神经元模型的研究，进而发展到对神经网络模型的研究，再进一步从固定联结的神经网络发展到对具有学习和记忆功能的自组织神经网络的研究。后者是为了制造自组织机——能够识别或学会识别图形、文字和声音的机器，如学习机、翻译机、识别机等。自组织机在工业、医学和军事技术方面有很大的用途，被认为是最有前途的一种机器。有人预言，20年后“智能机”将代替现有的刚性机器；国外还有人认为人类正面临一场新的技术革命，这次革命是伴随“人工智能机”而出现的。它比电子计算机带来的革命更伟大。当然这些议论是否正确还有待客观发展的验证。

除了神经元、神经网络的模型之外，神经控制论还包括对各种感受器，特别是光、声感受器的研究；各种感觉信号，主要是视、听的信息处理系统；还包括作为执行机构的各种效应器，特别是肌肉运动系统的研究等等。本文对近年来有关这方面的国外研究情况作一简介。

## 一、神经元模型

一个神经细胞的模式图如图1所示。它是神经系统最基本的组成单位。神经细胞兴奋时，这个兴奋波——一个波高约80毫伏、波宽

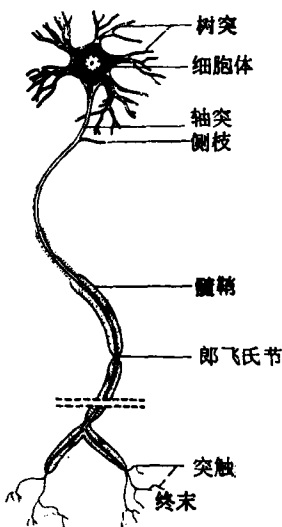


图1 神经细胞的模式图

约0.5毫秒的电脉冲就沿长长的轴突(神经纤维)传导到它的末端(突触处)。这些突触挨着另一个或几个神经细胞的胞体或树突处，把由电脉冲信号携带的信息经过某种化学递质传给另一个神经细胞。因此，树突和胞体上的突触是神经元的输入端，轴突的末端是神经元的输出端。

用数学方法表达神经细胞的作用，可分为膜的、纤维的以及突触的数学模型三个方面。这三方面的数学模型，又表现为两个不同的方向。第一种方向是尽可能按照神经细胞内部的过程和参数来进行精确的描述；第二种方向是模拟其外部功能。膜和纤维的模型，多数属于第一种，反映生理学方面的要求，突触的模型多属第二种，反映工程技术方面的要求。

关于膜的模型，首先要提的是 Hodgkin 和 Huxley (1952年) 的名为 H-H 的模型。我们知道，1902年 Bernstein 就提出了神经冲动的产生是因为神经细胞膜内外带电离子的中和而形成的。这个理论一直维持了半个世纪。到50年代，由于电生理技术上出现了“微电极”技术，使 Hodgkin 等人有可能在枪乌贼 (*Loligo*) 的巨大神经纤维上对神经冲动的过程直接进行实验观察，结果发现冲动产生时，不仅是膜内外正负电位的中和，而且发生了电位的“倒转”，即从原

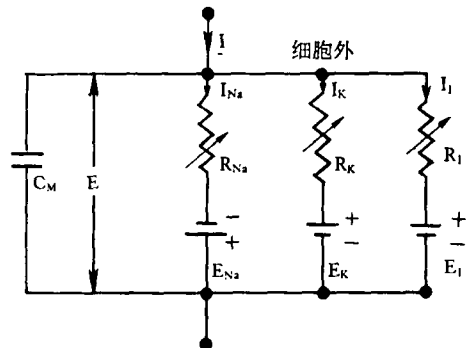


图2 细胞膜的 H-H 模型

- $C_M$ ——单位面积膜电容
- $E$ ——膜电位
- $I$ ——膜电流
- $E_{Na}$ 、 $E_K$ 、 $E_l$ ——分别为钠、钾离子、氯离子及其他离子的平衡电位
- $R_{Na}$ 、 $R_K$ 、 $R_l$ ——分别为钠、钾离子、氯离子及其他离子的通透性

来的膜“外正内负”变成“内正外负”。Hodgkin 等人在实验观察的基础上进行理论研究, 结果给出了神经细胞兴奋时, 膜电流、膜电位与钾钠离子的通透性等因素之间关系的一个二阶微分方程, 还用图 2 的模式表示了细胞膜的模型。H-H 模型给出的曲线与真实的神经细胞上测量的曲线之间有很好的符合。

H-H 模型虽能较好地描述膜的兴奋过程, 但数学处理有困难。Fitzhugh (1961 年) 用模拟计算机对 H-H 模型的二阶微分方程作了巧妙的简化, 提出了 BVP 模型 (Benhoeffer-van der Pol model), 采用相平面的方法, 把 H-H 模型的四个变量减到二个。这样就简化了求解时的数学计算。

1962 年 Kämpfmüller 与 Jenik 提出了一个电子模型 (简称 K-J 模型), 模拟哺乳类动物的运动神经元的电性质, 它是力图精确描述神经细胞某一点的兴奋性变化时细胞的内部过程。这个模型可由 18 个晶体管来实现。

日本的南雲仁一 (1962 年) 则利用隧道二极管的负阻特性, 提出了一个 TD 模型。这个模型在结构上与 H-H 模型相似, 但使用的元件更少。

关于神经冲动传导的模型, 即神经纤维的模型, 值得提到的有下面几种:

(1) H-H 模型: 用与电工学中研究长线 (电缆) 相似的数学方法, 写出神经纤维上电流电压与距离之间的二阶偏微方程。这个偏微方程在一般情况下是不能解的。然而, 在定常的传导时, 可把偏微方程化为常微方程, 于是可有数值解。Hodgkin (1952 年) 给出的这个方程的解与在枪乌贼上做的实验一致。

(2) 跳跃传导模型: 神经冲动在有鞘纤维上的传导是从一个郎飞氏节到另一个郎飞氏节跳跃式地进行的 (参看图 1)。Fitzhugh (1961 年) 的跳跃传导模型就考虑了这一点。模型由 12 个数学方程组成, 可以在计算机上求解。

(3) 南仁 (1962 年) 提出的 TD 模型, 模拟无鞘纤维。

(4) 铃木 (1965 年) 则给古典的铁线-硝酸

模型以数学描述, 用六个常微和偏微的联立方程, 可在计算机上求解。

从工程技术上来看, 更有兴趣的是突触的模型。它一般是从外部来模拟细胞的功能, 而不管其内部的实际过程。这种模型在自动机、阈逻辑线路和自组织机上都有实用价值。

上面已经提到的 McCulloch 和 Pitts (1943 年) 的模型 (M-P 模型, 图 3), 就是突触模型的最原始、最基本的型式。设信号通过突触的时间为  $\tau$ , 通过轴突的时间略去不计, 这时, 第  $i$  个神经细胞在时间  $t$  的状态  $x_i(t)$  为:

$$x_i(t) = 1 \left[ \sum_j a_{ij} x_j(t - \tau) - \theta_i \right] \quad (1)$$

式中,  $a_{ij}$  表示第  $i$  个细胞与第  $j$  个细胞联结的“结合系数”。当第  $j$  个细胞到第  $i$  个细胞的输入为兴奋性输入时,  $a_{ij}$  为 +1; 为抑制性输入时,  $a_{ij}$  为 -1。  $\theta_i$  为第  $i$  个细胞的阈值。当方括号内的值  $> 0$  时,  $x_i(t) = +1$ , 当该值  $\leq 0$  时,  $x_i(t) = -1$ 。

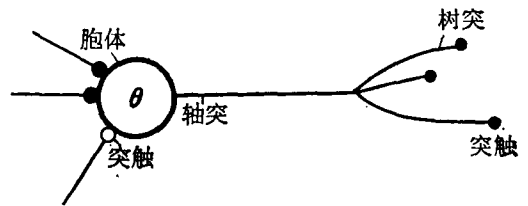


图 3 突触的 M-P 模型

—●— 兴奋性输入 +1  
—○— 抑制性输入 -1  
 $\theta$  阈值, 取 0 或正整数

在 M-P 模型中, 只考虑空间总和, 没有考虑时间总和, 即不考虑不应期和过去的状态。而由 Caianiello 1961 年给出的神经方程式, 则为考虑了时间总和的突触模型:

$$x_i(t + \tau) = 1 \left[ \sum_{j,r} a_{ij}^{(r)} x_j(t - r\tau) - \theta_i \right] \quad (2)$$

式中,  $a_{ij}^{(r)}$ ——考虑到过去状态的影响, 从  $j$  细胞到  $i$  细胞联结的结合系数 (实数)。在  $i \neq j$  时  $a_{ij}^{(r)} (r = 0, 1, 2, \dots)$  全部  $\geq 0$  (兴奋性) 或全部  $\leq 0$  (抑制性), 而  $a_{ii}^{(r)}$  表示不应期。若引入符号  $R_1$  (正整数) 表示绝对不应期 (实际上是以  $\tau$  的倍数表示不应期),  $R_2$  (正整数) 表示

相对不应期,再用一个  $f(r)$  表示一个适当的以 正的指数形式单调减少的函数,则

$$a_{ii}^{(r)} = \begin{cases} -L & 0 \leq r < R_1 \text{ (绝对不应期)} \\ -f(r) & R_1 \leq r < R_1 + R_2 \text{ (相对不应期)} \\ 0 & R_1 + R_2 \leq r \end{cases} \quad (2')$$

式中的  $L$  是一个很大的正整数,直到  $r$  经过  $R_1$  之前,细胞不能兴奋。这个方程式的解及关于记忆学习等表示式,我们在下面还要谈到。

此外,由 Reiss 1962 年建立的模型,特点是引入了“疲劳”这一概念。总共有三个状态变量:所有输入所产生的刺激量  $S$ , 阈值  $\theta$  和细胞内的位能  $E$ , 后者表示疲劳的程度。当  $S > \theta$  时,细胞发放,发放后的瞬间,  $\theta$  上升到无穷大,接着以指数形式下降,  $E$  也下降。  $E$  越低,  $\theta$  下降速度越慢,  $S$  就不容易越过  $\theta$ , 细胞就不易发放,这就是“疲劳”。

最后还要提到的,是细胞突触的概率模型。用概率论的方法来研究神经元和神经网络的活动,具有重要的意义。因为由亿万个神经元组成神经系统,本身很可能是一个概率的过程。我们在这里介绍 P. I. M. Jahannesma 1968 年提出的一个模型,如图 4。这个模型考虑了神经元的空间和时间总和,还考虑了阈值的作用。

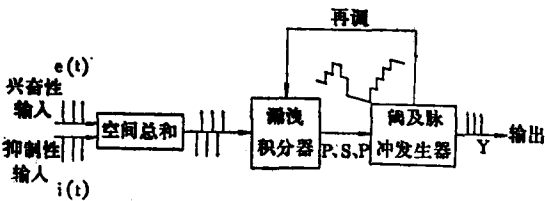


图 4 神经元的概率模型

设在时刻  $S$ , 神经元的输出为  $x$ , 在时刻  $t$ , 输出为  $y$ , 则用迁移概率  $f(y, t|x, S)$  表示当  $Y(S) = x$  时  $Y(t) = y$  的可能性。这个模型的最后形式是

$$\frac{\partial}{\partial t} f(y, t|x, S) = \left[ -\frac{\partial}{\partial y} (m - y/\tau) + \frac{1}{2} \left( \frac{\partial}{\partial y} \right)^2 \sigma^2 \right] f(y, t|x, S) \quad (3)$$

式中的  $m$  是输入的平均值 (数学期望),  $\sigma$  是输入的离散度,  $\tau$  是表示时间总和的一个参数。这样,只要知道输入量的两个统计参数,就可以通过上面这个偏微方程解出迁移概率,即在给

出上一时刻神经元在某一状态的起始条件下,神经元在下一时刻取另一状态的概率。

## 二、神经网络模型

人脑是由约 140 亿个神经细胞通过突触联结组成的一个十分复杂的神经网络系统。对于这个网络,不论是从神经生理学的角度来看,还是从神经控制论的角度来看,对它的了解都是十分肤浅的。在神经生理学方面,目前关于脑研究的最新方法是用微电极技术研究脑单细胞放电或用多管微电极(微电泳)技术研究大脑局部神经递质的变化,并用计算机处理这些结果。这些方法只能给出某些定位和定性的结果。距离基本搞清楚大脑各部分的作用机理,还有遥远的路程。从神经控制论方面来看,无论对这个巨大的系统的数学处理方法上,还是实验技术上,都没有重大的突破。目前只是提出了一些由少数几个神经元组成网络模型,来模拟脑某一方面的局部功能。工作还是很初步的。底下介绍几个有代表意义的网络模型。

在固定构造的神经网络模型中, M-P 模型是一种最简单的模型。从图 3 的模式图可以演化出如下几个构成网络的“元件”(图 5)。

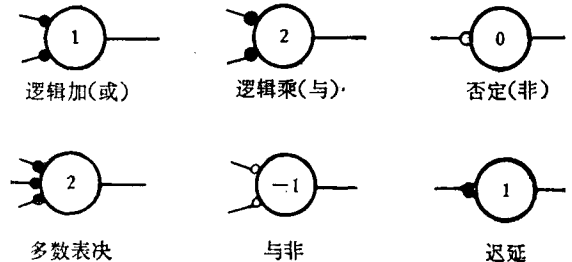


图 5 构成神经网络的几种最简单的“元件”

对  $n$  个细胞的总和,突触的 M-P 模型式 (1) 可写成为如下矢量形式:

$$X(t + \tau) = I[AX(t) - \theta] \quad (4)$$

式中  $X$  和  $\theta$  有  $n$  个分量,  $A$  为  $n \times n$  行列式。

M-P 模型在考虑信号通过突触时,只考虑到时间 $\tau$ 以前这一点的情况,而如上述, Caianiello 模型则考虑了更以前的情况。用 Caianiello 模型 [(2)和(2')] 组成神经网络,可有两种结构形式,一种称为近结合网络,即一个神经元只与其相邻的神经元有突触联结。Caianiello 1961 年给出了一个  $30 \times 30$  个神经元组成的方格状的近结合神经网络,并进行了实验。当外加刺激使得神经网络的一部分兴奋后,兴奋波从这个地方向边缘传播,到达边缘后,兴奋就消失了。因此,单个刺激不能引起持续的来回扩散与集中的兴奋波。但是,在适当的时间和适当的位置引入第二个刺激时,则可以引起持续的波,这称为迴响 (reverberation)。另一种结构形式是所谓远结合形式,即一个神经元可与相隔遥远的另一个神经元相联结。这种远结合网络,由于回激 (backfiring) 的作用,可能由一个刺激引起连续的兴奋波。这个时候,神经网络总的兴奋量随时间作周期变动。Farley 1961 年作成了  $36 \times 36$  个神经元组成的格子网络,结合是随机的,用计算机进行模拟。这个模型的兴奋模式与 Caianiello 的模型近似。值得指出的是,该模型的总兴奋量随时间的变化曲线与人脑电波的波型很相似。另外,如果把与总兴奋量波动周期成整数倍的周期刺激输入该系统,则可引起共振现象。

Wiener 与 Rosenblueth (1946 年) 的模型,则是“近结合”网络的极限,此时,神经元是连续分布的,有一维(线)和二维(面)两种。此外,如果把 Lille 的铁线-硝酸模型加以推广,即用铁线做成网,放入浓硝酸中浸泡,然后,在一个地方用锌棒作机械刺激,就能用肉眼看到兴奋波的传递运动。这种回路属于“近结合”型。如果是单一刺激,那么“兴奋”传到边缘就消失了,如果在适当的地方引入连续的刺激,即可看到连续的兴奋。

最后,介绍一种由拟神经元 (Neuristor) 组成的网络,这是 Crane 在 1962 年提出来的。从某一个神经纤维,经过突触到另一个神经纤维的信号传导,是由一个“能动线路”来代替抽象

的模型。有两种接法: T 联结与 S 联结。在 T 联结的场合,信号分成两个支路(参看图 6)。在 S 联结的场合,信号在一条纤维上通过,另一条与它相反方向的纤维上信号就不能通过(即不应期)。T 与 S 的各种组合如图 7。逻辑线路如图 8。可用这种逻辑线路构成电子计算机。S 联结的线路可用电阻、电感、电容加隧道二极管来组成。

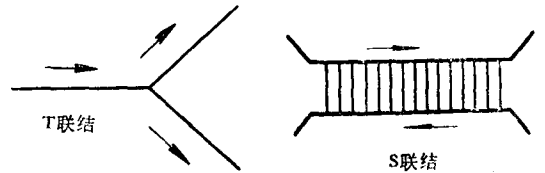
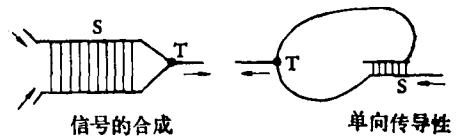


图 6 能动线路的两种联结



信号的合成 单向传导性

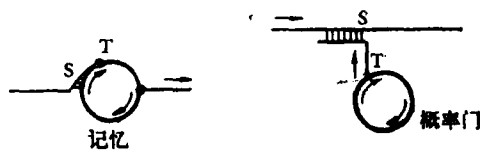


图 7 T 联结与 S 联结的各种组合

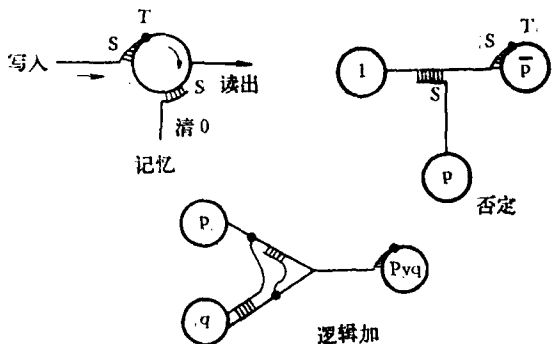


图 8 由能动线路组成的各种逻辑线路

### 三、自组织系统的模型

上面所介绍的神经网络都是固定的,即突触的“导纳”是固定的。如果我们认为神经冲动不断地通过一个突触,可使突触的导纳上升,也

就是说,传递物质大量分泌,使得突触后细胞质的结构起变化,因而对兴奋的敏感度就上升了。这就是神经细胞的“可塑性”,这种特性最早是心理学家 Hebb 提出的一个假说,在技术模型上早被采用,而最近在低等动物海兔上得到证实。由于突触的导纳可以改变,这样,神经网络的结构就能在不同的兴奋过程中起变化,这就是自组织系统。

在前述的(2)中,表示从细胞  $j$  到细胞  $i$  的结合系数  $a_{ij}^{(r)}$  ( $r = 0, 1, 2, \dots$ ) 是不变的。在自组织系统中,这个系数随时间变化。

关于兴奋性的结合( $a_{ij}^{(r)} \geq 0, i \neq j, r = 0, 1, 2, \dots$ )可以叙述如下。第一,如果在  $(t - r\tau)$  时刻细胞  $j$  兴奋,在时刻  $t$  细胞  $i$  兴奋,  $a_{ij}^{(r)}$  仅以一定的比例增加,即  $a_{ij}^{(r)}$  作为  $t(0, \tau, 2\tau, \dots)$  的函数,其增量  $\Delta a_{ij}^{(r)} = a_{ij}^{(r)}(t + \tau) - a_{ij}^{(r)}(t) = \alpha^{(r)}\{x_j(t - r\tau)x_i(t)\}a_{ij}^{(r)}(t)$ 。式中  $\alpha^{(r)}$  是一个数值很小的正常数。这个增量表示因为突触多次接通(学习)而使导纳增加。

第二,如果  $a_{ij}^{(r)}$  比其初始值  $a_{ij}^{(r)}(0) \geq 0$  大,则在没有兴奋时,以一定的比例减少,即  $\Delta a_{ij}^{(r)} = -\beta^{(r)}[a_{ij}^{(r)}(t) - a_{ij}^{(r)}(0)]a_{ij}^{(r)}(t)$ 。这里的  $\beta^{(r)}$  是一个比  $\alpha^{(r)}$  更小的正常数。这个负的增量表示很长时间没有脉冲通过突触时,导纳向其初值恢复(遗忘)。 $\beta$  比  $\alpha$  小的意义是“遗忘”的速度比“学习”的速度慢得多。

第三,用  $A_{ij}^{(r)}$  表示  $a_{ij}^{(r)}$  的饱和值,即当  $a_{ij}^{(r)}$  大到  $A_{ij}^{(r)}$  时,就不能再大了。即  $\Delta a_{ij}^{(r)} = 1[A_{ij}^{(r)} - a_{ij}^{(r)}]a_{ij}^{(r)}(t)$ 。而且  $A_{ij}^{(r)} \geq a_{ij}^{(r)}(0)$ 。

把以上三点合为一个式子,即得:

$$\Delta a_{ij}^{(r)} = \{\alpha^{(r)}x_j(t - r\tau)x_i(t) - \beta^{(r)}[a_{ij}^{(r)}(t) - a_{ij}^{(r)}(0)]\} \times a_{ij}^{(r)}(t) \times 1[A_{ij}^{(r)} - a_{ij}^{(r)}(t)] \quad (5)$$

式中,  $\alpha^{(r)} \geq \beta^{(r)} > 0, A_{ij}^{(r)} \geq a_{ij}^{(r)}(0) \geq 0$ 。初值  $a_{ij}^{(r)}(0)$  称为遗传结合系数。这样,式(5)就用数学形式描述了脑的学习、遗忘、遗传等方面的特性。

如果我们用硬件来实现(5),就成了各种形式的“学习机器”,它限于实现自组织的简单法则,其一般特征如下: ① 机器由抽象化的细胞

组成,它们可以分为三组。第一组是输入细胞,第二组是中枢细胞,第三组是输出细胞。② 各细胞只有两个可能状态[兴奋状态: 1(或+1); 抑制状态: 0(或-1)]。③ 从  $a$  细胞向  $b$  细胞送出去的信号  $y$  的大小,等于  $a$  细胞的状态  $x$  与突触导纳  $a$  的乘积,即  $y = ax$ 。 $b$  细胞的状态用  $Z$  表示。如果用  $\theta$  表示  $b$  细胞的阈值,则当  $y \geq \theta$  时,  $Z = 1$ ; 当  $y < \theta$  时,  $Z = 0$ 。如果  $b$  细胞接受多个细胞的输入,则  $y = \sum a_i x_i, a_i$  称为权系数。④ 如果输入细胞的数目是  $N$  个,则可能相异的输入的组合数为  $2^N$ ,但一般使用时小于这个数目。⑤ 因为输出细胞只有 1 个,所以用输出细胞的兴奋与否来识别的输入只能有两组。当输入的组数大于 2 时,识别这些输入的学习机器就必须造出很多个。⑥ 对学习机器来说,正确的解必须由实验者“教”给它。这样,在机器“学习”过程中,为回答正确,权系数就以某种规律变化。

F. Rosenblatt (1961 年) 的感知机(或视觉感控器, Perceptron) 可以作为“学习机器”的代表来说明(图 9)。视网膜的模型作为输入细胞,

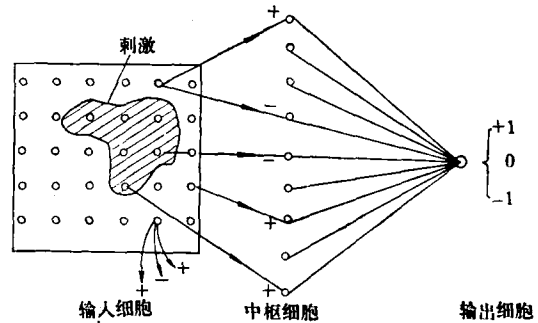


图 9 感知机结构图

光电元件作格子状排列。输入细胞与中枢细胞的结合是随机的,兴奋性的结合系数是 +1,抑制性的结合系数是 -1。一个输入细胞可以与多个中枢细胞作兴奋或抑制的结合。一个中枢细胞对它的几个输入进行相加。所有中枢细胞的阈值是一样的,当某一个中枢细胞的输入信号总和大于阈值时取“1”态,反之,取“0”态。所有的中枢与一个输出细胞联结,其结合系数取正或负的实数。每个取 1 态的中枢细胞乘其

对应的结合系数在输出细胞处取和。这个和值大于某值( $A$ )时,输出细胞取“1”态,小于某值“ $B$ ”时( $A > B$ ),取“-1”态。在 $A$ 、 $B$ 之间取0态。

当“示教者”以确定了分类的图形出示给机器时,如果输出细胞给出的回答是正确的,就使中枢细胞与输出细胞的结合系数以某种规律朝加强这种回答的方向变化。如果输出细胞给出的回答是错误时,就使这个结合系数以某种规律减少这种回答的可能性。在适当的条件下,这种“示教”的操作反复一定的次数,机器就能对输入图形的分类作正确的回答。

机器经“示教”后能够对两类图形的分类作正确的回答,在数学上说,就是存在一个多维空间中的超平面,它能把由多维矢量组成的两个集合分开在超平面的两旁。Rosenblatt 最早给出了这个称为感知机的收敛定理的证明。

在图9的感知机基本结构的基础上,产生了很多学习机器的变种,它们各具不同的功能。例如,如果图9的中枢细胞是两层的,加上输入输出细胞就构成所谓四层串联合的感知机(F. Rosenblatt 等1962年提出),它可以给出两个输入图形间“成对”关系的回答。如果输入细胞与中枢细胞不是随机联结,而是一对一的联结,则组成所谓 Adaline (Adaptive liner neuron 自适应线性神经元, B. Widrow 1963年),它能对输入进行分类。许多 Adaline 又可组成 Madaline (Many Adaline, 多个自适应神经元),以提高对输入分类的能力。把 Madaline 的构成改写成矩阵型式,构成矩阵形的各种学习机器,就称为学习矩阵(K. Steinbuch 1961年)。此外,永野俊(1973年)提出一种学习机器,由多层细胞构成,各层细胞间的联结以自成长的方式最后形成。经过“学习”之后,这种机器的最后一层细胞的每一个能对应一个特定的输入模式。永野俊在计算机上模拟实验的结果证明其理论是可行的。

在实用方面,第一台感知机是 F. Rosenblatt 及其同事们在海军研究局(ONR)合同下设计的马克1号(Mark I Perceptron),它能鉴定字母,

鉴定的本领根据学习得来,而不是通过与贮存的图象作比较。另一种称为控制机(Cybertron)的学习机器,与感知机的区别在于它不是复制大脑的神经网络,而是复制人的学习过程——经验、试验与错误,以人为老师。第一台控制机 K-100号(Raytheon 公司制造)经过几小时的训练后,就学会可靠地区别潜艇和海豚发出的声响,而人学习这种区别则要几个月。Raytheon 现在正发展第二种控制机 K-200,它将能把人的语言翻译成机器语言。

目前,所有这些装置都是试验性的。一架复杂的自组织机大约需要10亿个神经元来组成,因此,神经元应该体积小而成本低。这个问题可能将由分子电子学来解决。生长人工神经元也可能是制造神经元的一个途径。此外,对十亿个神经元组成的线路的分析理论,也要进一步研究。

因此,无论是从装置还是从理论方面来说,所谓软性结构的自组织机距实用阶段还有相当远的距离。说它能完全代替现有的硬性结构的计算机,那是一个说得太早的预言。但是,国外某些资产阶级学者,特别是苏修的一些院士先生们,到处散布耸人听闻的危言,说不但软性结构的自组织机要代替硬性结构的机器,而且还说这种自组织机最后能“思维”,能“自我繁殖”,它们将组成一个最后统治人类和继承地球的“机器人”集团,人类将成为这种“机器人”的奴隶。这种技术至上和对人类前途悲观失望的论调,在哲学上是形而上学和唯心主义的,在政治上反动的。

除了大脑的“学习”机能的模拟外,还出现一些大脑的联想和记忆的简单模拟。如联想的 Post 模型(1965年),它的主要内容如下:三个关联事项  $W_1$ 、 $W_2$ 、 $W_3$ 。有一个共同的内容  $E_i$ 。所谓共同的内容的定义是:  $E_i = W_1 \cap W_2 \cap W_3$ 。现在以  $W_1$ 、 $W_2$  为输入,要求联想出  $W_3$ 。步骤如下:首先求出共同的内容  $Q = W_1 \cap W_2$ ,然后根据  $Q$  及先前记忆的内容  $M$  求出  $\bar{R} = Q \cap \bar{M}$ ,则  $R$  即为所求。这样求出的  $W_3$  有某些不确定的因素。但在知道  $W$  的性质的情况下,这些不确

定因素可设法排除。比 Post 模型更进一步的是南云仁一和中野 馨 (1970 年) 的“联想机” (Associatron), 它是由大量的互相联结的神经元组成, 这种机器用于信息处理时, 除了本来学习机器的那些作用外, 还有根据“联想的反复”而进行“思考”的完全不同的一面, 具有模拟人的联想记忆的能力。最近, 还有人把全息照相术的原理和联想记忆联系起来。当分开的两个图形  $A(x)$  与  $B(x)$  合照成一个全息照象图形时, 得到的是  $\tilde{A}(\omega) + \tilde{B}(\omega)$  的融合在一起的全息图。即脑在记忆时, 是把与  $A(x)$  同时在场的  $B(x)$  一起记为  $\tilde{A}(\omega) + \tilde{B}(\omega)$ 。当单独看到  $B(x)$  时, 就经过  $\tilde{A}(\omega) + \tilde{B}(\omega)$  把  $A(x')$  及  $B(x')$  [ $A(x)$  与  $B(x)$  的像] 同时输出, 这就是看到  $B(x)$  时联想到  $A(x)$  的原理。当然, 这种看法完全是设想性的。

## 四、视觉系统的模型

(请参阅本刊 1976 年第 2 期, 汪云九: 《视觉系统感受野的研究概况及其模拟》) (待续)

### 主要参考资料

- [1] McCulloch, W. S. et al.: *Bull. Math. Biophysics*, 5, 115, 1943.
- [2] 南雲仁一 生体システム 日刊工業新聞社, 昭和 46 年。
- [3] 南雲仁一 バイオニクス 共立出版社株式会社, 昭和 41 年。
- [4] 木村正行 自己組織系構成論 共立出版株式会社, 昭和 48 年。
- [5] 塚原伸晃 小脳の神経回路網とそのモデル 《数理科学》, 9, 67, 1973.
- [6] 永野俊 脳モデルとしての学習機械 《数理科学》, 9, 44, 1973.
- [7] 甘利俊一 神経回路とホログラフイ—I, II 《数理科学》, 1, 177, 1975. 2, 81, 1975.

[本文于 1977 年 1 月 28 日收到]

# 脂质体 (Liposome) 在生物膜研究和药理学方面的应用

杨 福 愉

(中国科学院生物物理研究所三室)

## 一、什么叫脂质体

脂质体是由双分子磷脂组成的一种人工

膜, 或称“液晶微囊”。将磷脂悬浮分散在水溶液中, 它们就自发膨胀形成多层的类似洋葱状的封闭球形结构。在双分子磷脂组成的片层之

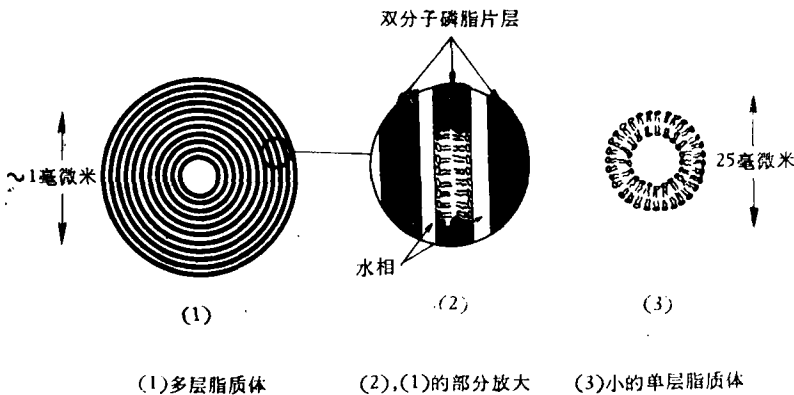


图 1