

关于人工智能中的脑模型研究*

黄秉宪

(中国科学院自动化研究所)

摘 要

本文首先讨论了脑模型研究的重要意义,并指出脑模型研究是人工智能发展的一个重要途径。然后,对中野的联想机、Kabrisky 的视觉信息处理脑模型,永野的多层结构脑模型以及 Marr 的大脑新皮层理论等重要的脑模型作了评述。最后,对脑模型进一步研究的可能途径作了简略的讨论。

一、脑模型研究的意义

人脑是高度组织化的物质,在长期的进化过程中,达到了极其完善的地步。具有反映客观世界,进行思维的独特功能。用机器来模拟人的思维活动,代替人的脑力劳力,是人类长期以来的梦想,自从控制论和电子数字计算机出现之后,人们已开始可能将这一梦想变为现实。

这里说到的脑模型(或模拟),是指在结构和功能两方面都模拟人脑的人工装置或模型。脑模型具有重要意义。首先,脑功能模拟的实现,对精神是高度发展的物质的产物这种唯物主义的论断是一个有力支持。有助于阐明唯物论的认识论。其次,人脑极为复杂,而且不易直接进行实验和观测,应用信息处理和控制论原理设计以脑为原型的脑模型,将是搞清人脑工作原理的重要手段。而对人脑工作原理的阐明又将为自动控制与信息处理系统的设计提供新结构与新原理。最后,具有学习、联想、思维能力的脑模型装置本身,可能成为代替人们进行部分脑力劳动的重要工具。

目前,关于脑的形态、功能的认识和控制论学科的发展水平,还没有为构造具有脑大部分功能的模型准备充分的条件。但是,从已有的脑的生理解剖知识,用控制论方法把已有的知识有机地组织起来,做出相应的脑模型亦有一定的意义。这不仅是向着模拟脑功能的目标前进,而且这种探索的结果,又将为脑的生理与形态学提出新的课题,促进人们对脑的认识的发展。

人工智能的研究,大致按照两条不同的途径进行。其一是不考虑脑的结构,直接从脑功能的宏观的角度,用特殊的所谓启发式程序或数理逻辑方法,在电子计算机上模拟人脑的功能。开始模拟下棋,数学定理证明等等,然后发展到从仪器分析结果去推导化学结构,以及对自然语言的理解等等,取得了不少进展。这就是一般所说的“人工智能”。是目

* 本文曾在中国自动化学会 1978 年年会上宣读。

前脑功能模拟的主流。其二是不仅在功能上,而且在结构方面均模拟脑。五十年代末期,出现了模仿神经系统局部结构与功能的感知机(Perceptron)。当时曾带动大量类似的工作,成为可能实际应用的脑模型装置。但因装置复杂,能力有限,到六十年代中这类工作逐渐减少。在以后一段时间内,日本在考虑脑结构与功能的脑模型方面做了较多的工作。此外,在西方,开展了考虑局部脑结构,用工程信息处理原理去构造作为了解脑工作原理的脑模型工作。如后面将介绍的 Kabrisky 和 Marr 的工作。

然而,人工智能研究,目前只能做到模拟有限的脑功能。如七十年代,人工智能的中心课题自然语言理解方面,计算机也只对程序相应的“微世界”(如积木世界等极有限的内容和范围内)中的语言能够理解。考虑到电子数字计算机与脑结构间有较大的差别,如脑是以并行处理信息为主,有结构的可塑性的特点;而计算机是以串行处理为主,硬件结构是固定的等。因此,目前的电子计算机在可靠性,灵活性和真正的智能方面都远不如人脑。当然,计算机在今后仍将是进行脑功能模拟和脑模型研究的重要工具。但人脑的一些功能可能不能或不适于用目前的数字计算机来模拟。看来模仿脑的结构,应用控制论和信息处理原理设计脑模型,可能是人工智能进一步发展的重要途径。可以设想,在将来以脑为原型的“智能机”和现代的电子计算机,各发挥其所长,相辅相成,成为人类脑力劳动的重要工具。

二、几个重要的脑模型

下面我们将介绍几个重要的脑模型。

首先要提出的是 F. Rosenblatt 研制的感知机,感知机是一个能通过学习,学会分类图形的装置(可参阅《生物化学与生物物理进展》1977年6期34—35页)。该装置模仿了神经系统的多层结构,每一神经元接受多个神经元传入以及细胞之间突触导通能力可变化等特点。具有与脑相似的学习能力。可以认为感知机是脑模型研究的一个成功的起点。有趣的是在感知机出现十多年后,人们发现小脑皮层很可能就是一个特殊的感知机(参阅《生物化学与生物物理进展》1977年4期42页)。

1966年 Kabrisky 提出了具有新的特点的脑的视觉信息处理模型。首先,模型考虑了大脑皮层结构的均一性,认为沿其表面的垂直方向形成柱状结构。每一柱体内包括190—350个神经元。组成一个基本运算单元。而各单元按二维排列,考虑到从功能上已确认神经系统中存在长期和短期两种不同记忆,因此,假定运算单元不仅对现时输入,而且对存贮的两类信息进行运算。基本运算单元的运算可表示如下:

$$\sigma(\alpha, t_i) = F_\alpha[P(\alpha, t_i), SF(\alpha, t_i), SS(\alpha, t_i)] \quad (1)$$

其中

$$SS(\alpha, t_i) = H_\alpha[SF(\alpha, t_i), SF(\alpha, t_{i-1}), SF(\alpha, t_{i-2}), \dots] \quad (2)$$

$$SF(\alpha, t_i) = G_\alpha[SF(\alpha, t_{i-1}), SF(\alpha, t_{i-2}), \dots, SS(\alpha, t_{i-1}), SS(\alpha, t_{i-2}), \dots, P(\alpha, t_{i-1}), P(\alpha, t_{i-2}), \dots] \quad (3)$$

而 $P(\alpha, t_i)$ 为第 α 个单元在时刻 t_i 的输入信号,而 $\sigma(\alpha, t_i)$ 为其输出。而 SF , SS 分别反映短期及长期记忆的作用。(1), (2), (3) 式为基本单元的描述。另外,从一些动物试验中看到,皮层每点的兴奋可以引起另一区域内许多离散点的兴奋,而它又为其它区域的许

多点所驱动。上述的基本运算单元相应于皮层上一个点。这样的联接的皮层结构可以完成两维的互相关运算。如图 1 所示。

$$\text{Output } q_i = \int_x \int_y F_{\textcircled{2}}\{F_{\textcircled{1}}[P(x, y)]\} dx dy \quad (4)$$

其中 Output q_i 为③层之输出, $P(x, y)$ 为两维输入图形, $F_{\textcircled{1}}, F_{\textcircled{2}}$ 为在①, ②层进行的运算(每一层相当于皮层一个区域, 在视觉系统中, ①, ②层可能相应于皮层 17, 18 区)。如果①中为输入图象而②中为存贮的图象, 那么可以写成:

$$\text{Output } q_i = \int_x \int_y F_{\textcircled{2}}(x, y) \cdot F_{\textcircled{1}}(x, y) dx dy \quad (5)$$

当 $F_{\textcircled{1}} = F_{\textcircled{2}}$ 时, 输出 Output q_i 最大。这样可以用输出最大表示对输入图形被认识, 即皮层可以与工程系统中采用的相关法去识别图象。综合上述情况, 考虑周围四个单元的影响。图 2 为以基本单元为中心的模型的方框图。

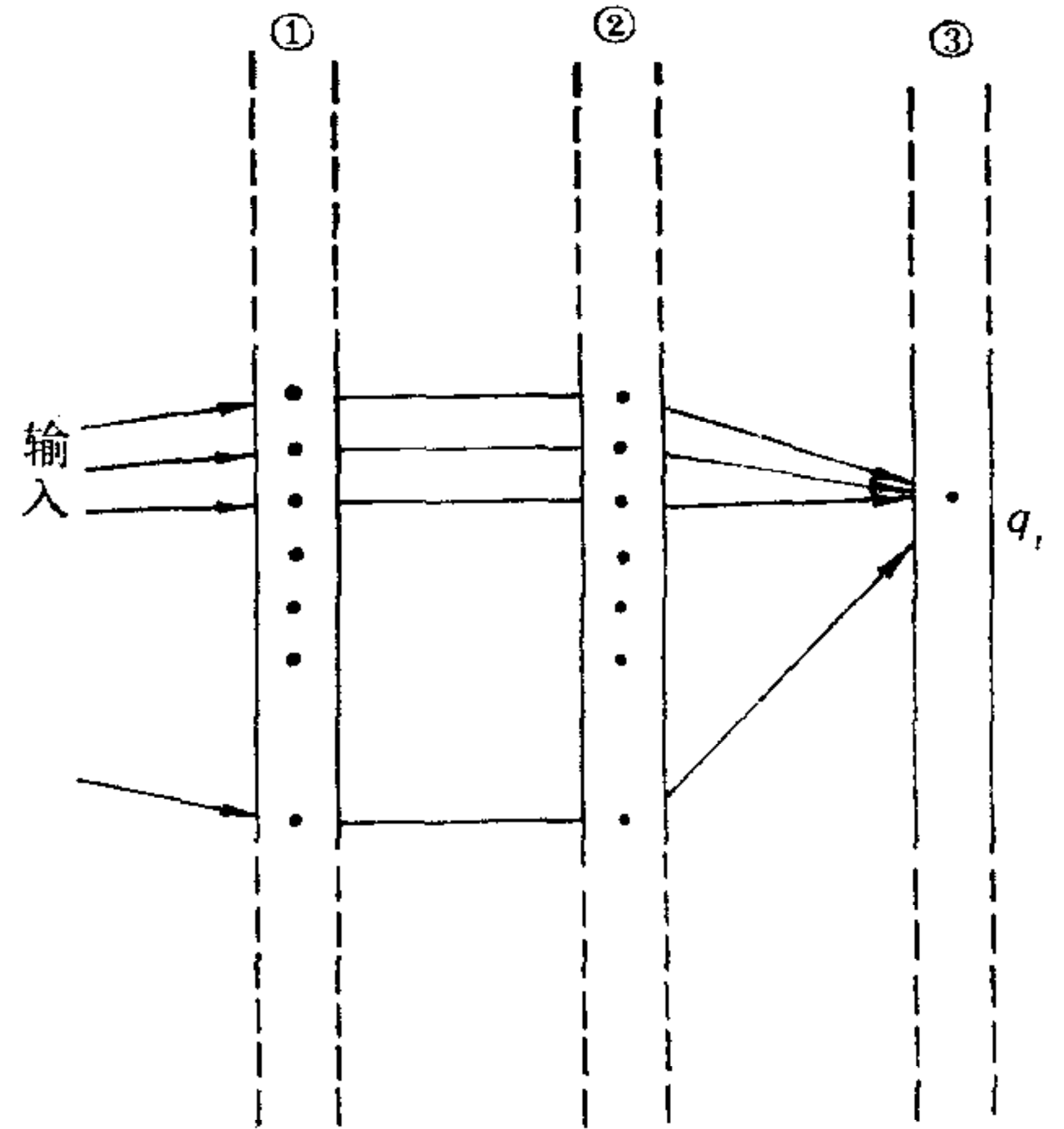


图 1 相关运算示意图

这个模型曾在电子数字计算机上进行模拟。模拟相应于 10×10 个基本单元。在同一层各单元不相互影响时, 同一刺激图 P 作用于模型, 其结果如图 3 所示。这里模拟了对一个图形的记忆过程。SF 的短期记忆逐渐转化为 SS 的长期记忆。如果用 $F_{\textcircled{2}}(x, y)$ 表示 SS, 以 $F_{\textcircled{1}}(x, y)$ 作为输入之图形进行相关运算那么就可以作为识别图象的模型。这里采用了幅值差来代替相关运算。

$$\sum_{K, J} Q(K, J) = \int_x \int_y |F_{\textcircled{2}}(x, y) - F_{\textcircled{1}}(x, y)| dx dy \quad (6)$$

当 $\sum Q(K, J)$ 小于某一数值时, 认为是已经认识了。对于已认识的图形输入给模型, 由于模型里在长期记忆中已存贮类似的图形, 因此, $F_{\textcircled{2}}$ 与 $F_{\textcircled{1}}$ 之差很小, 即表示已经认识。

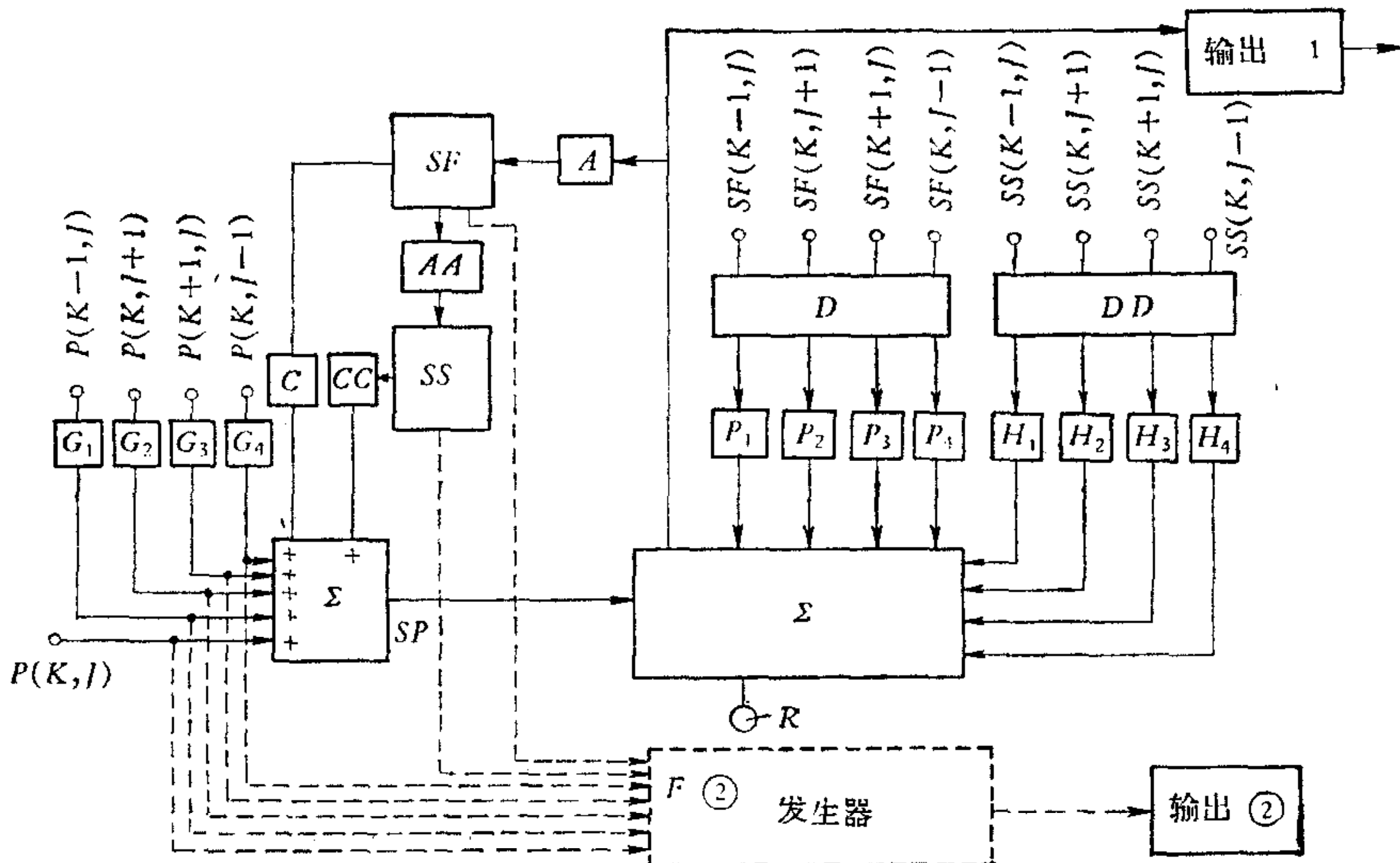


图 2 基本运算单元的内部操作

如不同的图形输入时, $\Sigma Q(K, J)$ 的值超过一定的阈值, 则表示不认识. 但将此图形继续输入给模型, 则将引起 SF, SS 的改变. 最终使 $\Sigma Q(K, J)$ 小于阈值, 即通过学习而认识了. 对 10×10 点组成的图形在电子计算机上进行模拟. 证明模型可以模仿脑对图形的认识和学习的过程. 当然模拟中单元的数目远较实际脑中为少. 但 Kabrisky 认为: 尽管模拟过于简单, 但已指明了脑特别是有关视觉部分可能象模型那样地工作. 他由模拟进行过程花费时间较多(每一次运算要花 160 秒), 认为串行式的电子数字计算机, 不适于图象识别的工作. 而这些运算在脑中是并行地完成的.

六十年代后期, 日本根据当时发展科学技术的规划, 开展了关于脑模型方面的研究工作. 例如中野从 69 年开始发表了关于联想机 (Associatron) 装置研制的工作. 这种装置可能在某些方面模拟人的联想思维过程. 其基本假设和结构是比较简单的. 主要是根据脑对于一件事物的记忆是分布的 (即分散编码在神经系统的多处), 以及突触的导通能力是可塑的这两点出发. 图 4 为联想机的结构示意图, 其中 \odot 代表一个阈值元件, 可取 +1

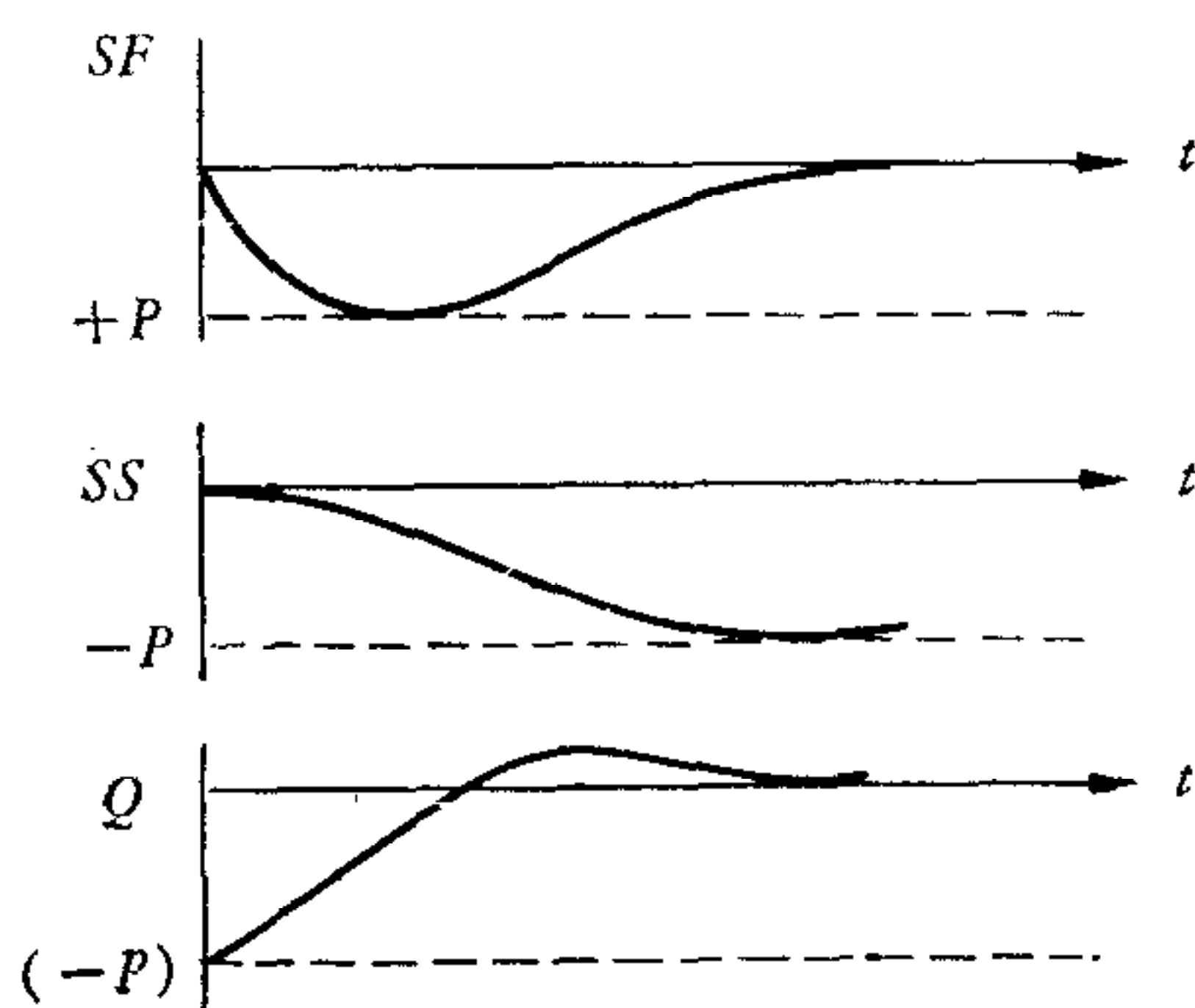


图 3 模拟的结果

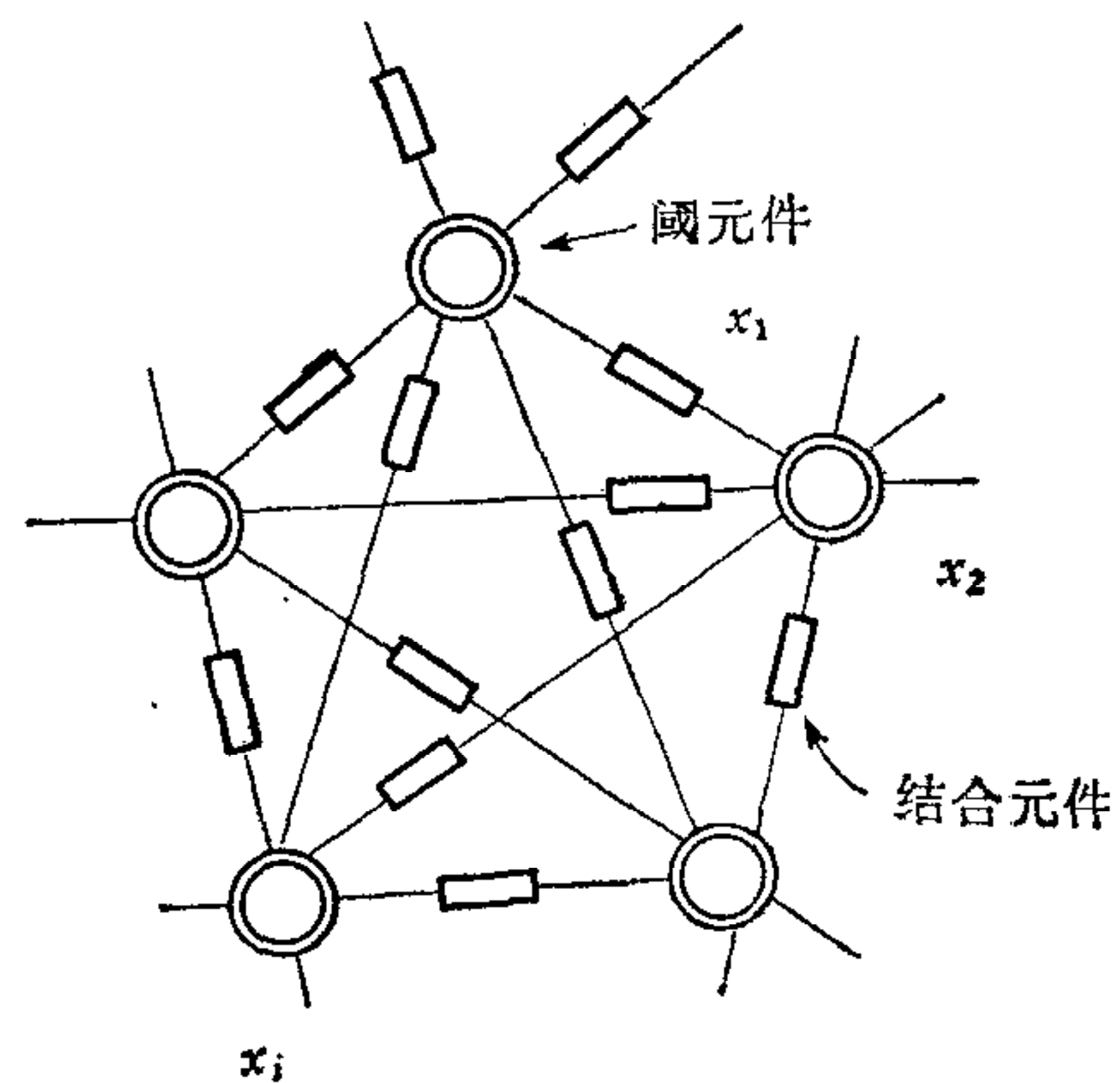


图 4 联想机结构示意图

及 -1 两个数值. 所有元件都是相同的, 相当于神经细胞的胞体. 假定每一元件与其他所有元件均有联系, 通过结合元件相互联接, 相当于神经细胞间的突触联系. 其结合系数可取几个离散的数值, 代表突触导通能力的大小. 考虑时间也取离散的, 即事件是按某一定相同间隔时间依次发生. 每一元件的取值决定于前一时刻, 其他各相联元件通过结合系数的权重和的正负而定, 即:

$$x_i(t_j) = \begin{cases} +1 & \text{当 } M_i(t_j - 1) > 0 \\ -1 & \text{当 } M_i(t_j - 1) < 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$M_i(t_j - 1) = \sum_K m_{ik}(t_j - 1) \cdot x_k(t_j - 1) \quad (8)$$

其中 m_{ik} 为第 i 个与第 k 个元件间的结合系数. 而此结合系数可以依一定规律变化, 即利用突触的导通能力可以改变的假定. 结合系数变化的规则是, 当两个被结合的元件状态相同时, 下一时刻取值增加 1, 反之则减 1. 结合系数为正相当于触突是兴奋性的. 结合系数为负则相当于是抑制性的. 实际上, 两个细胞 x_1 与 x_2 间的导通能力, 从 x_1 到 x_2 与 x_2 到 x_1 一般应不相同, 在模型中为了使分析和装置较简单, 作了两者是相同的假定. 这

样的模型就可以模拟联想记忆和联想读出等活动。以简单的三个元件组成的装置为例。可分析这装置的工作。假定有三个不同的输入图形,用向量来表示图形,有 $a = (+1, +1, -1)$, $b = (-1, -1, +1)$, $c = (+1, -1, +1)$ 。假如开始时,所有结合系数均为零。用矩阵表示结合系数,则当 a 输入之后,下一时刻之结合系数矩阵为

$$A = a^T \cdot a = \begin{pmatrix} +1 & +1 & -1 \\ +1 & +1 & -1 \\ -1 & -1 & +1 \end{pmatrix}$$

三个输入依次给予后结合系数矩阵将变为:

$$M = A + B + C = \begin{pmatrix} +3 & +1 & -1 \\ +1 & +3 & -3 \\ -1 & -3 & +3 \end{pmatrix}$$

这是三种图形输入后记忆的结果。在读出时,如输入图形为 x , 其读出 $y = [x \cdot M]$ 中将括号内结果按其各分量符号正负分别取 $+1$ 或 -1 。如以 a 为输入将读出

$$y = \left[(+1, +1, -1) \begin{pmatrix} +3 & +1 & -1 \\ +1 & +3 & -3 \\ -1 & -3 & +3 \end{pmatrix} \right] = [(+5, +7, -7)] \\ = (+1, +1, -1) = a.$$

即可正确读出 a 。同样 b, c 输入亦可读出对应 b, c 。即相当于认识了这些图形。但当存在干扰或不完整的输入信息时,这装置亦能读出正确的结果。如以 $x = (0, +1, -1)$ 作输入。将读出

$$y' = [x \cdot M] = [(+2, +6, -6)] = (+1, +1, -1) = a.$$

即可以部分的输入读出全部结果。即相当于通过联想而读出记忆的内容。根据上述原理,已在电子数字计算机中进行了模拟。在模拟中有180个元件。做了有关图形分类,概念形成过程以及简单的棋戏等实验。例如用6个图形代表6种物件,其中有三种不同颜色和三种不同形状。颜色与形状亦分别用图形来表示。则当物件与相应颜色与形状的图形多次同时输入之后(即通过学习)。可以用颜色和形状读出物件,正确率达100%,亦可由物件去读出相应的颜色和形状,正确率达90%以上。此外还做了相当于有25个神经元,325个结合元件组成的实物模型装置。每一个元件由20个固体组件所组成。输入由25个开关送到输入寄存器,而输出也可人工或自动送回到输入寄存器。虽然装置相应的神经元数目很少,但已可在装置上有效地进行一些试验。如果将此装置的输出作为下一步的输入,则它可以模拟联想思维的动态过程。在电子计算机上做了这种模拟实验。中野的联想机模型,虽然在结构和原理方面是比较简单的,但工作比较深入。在理论上作了一些分析,不仅在电子数字计算机上做了模拟,而且做出了实物装置,得到了一些有趣的结果。近年来,还有人对联想机的特性或存贮能力等作了理论分析。

永野的多层结构自己成长的学习机脑模型也有某些特点。他认为脑的最基本的功能是将外部世界中被认识的对象进行模型化。即把客观世界中,对象在时间与空间中的联系变为脑内某种过程如神经元兴奋图之间的联系。或者说脑是通过其中神经元活动的对应关系来反映客观世界。由于每一个脑子将要遇到的客观世界的具体内容是不能完全预

先确定的。因此，神经元之间的联系也不能完全由遗传信息预先确定。必须通过后天的学习，逐步建立外界认识对象与内部神经元活动的对应关系。因而，反映外部世界的神经元之间的联接，大部分应在后天形成。永野称之为自己成长功能。这样脑是适应外部输入而自己组织化的机构。从这样的观点出发，构成了相应的模型。模型的大致结构如图 5 所示，模型是一个多层的结构。每一层由二维排列的元件所组成。假定各层元件均相同，每层有 $N \times N$ 个元件，共有 L 层。每一元件为一有饱和特性的阈值元件。其输入输出关系见图 6。 x 为输入的总和。 y 为其输出。各层之间元件的结合是局部均一的，其层间的联接如图 7 所示。图中 \odot 代表阈值元件。 \ominus 是抑制性的作用，当信号通过 \ominus 时衰减。相当于突触前抑制。而各个联接的结合系数是可变的。结合系数用 $w_{mn, ij}^l$ 表示，

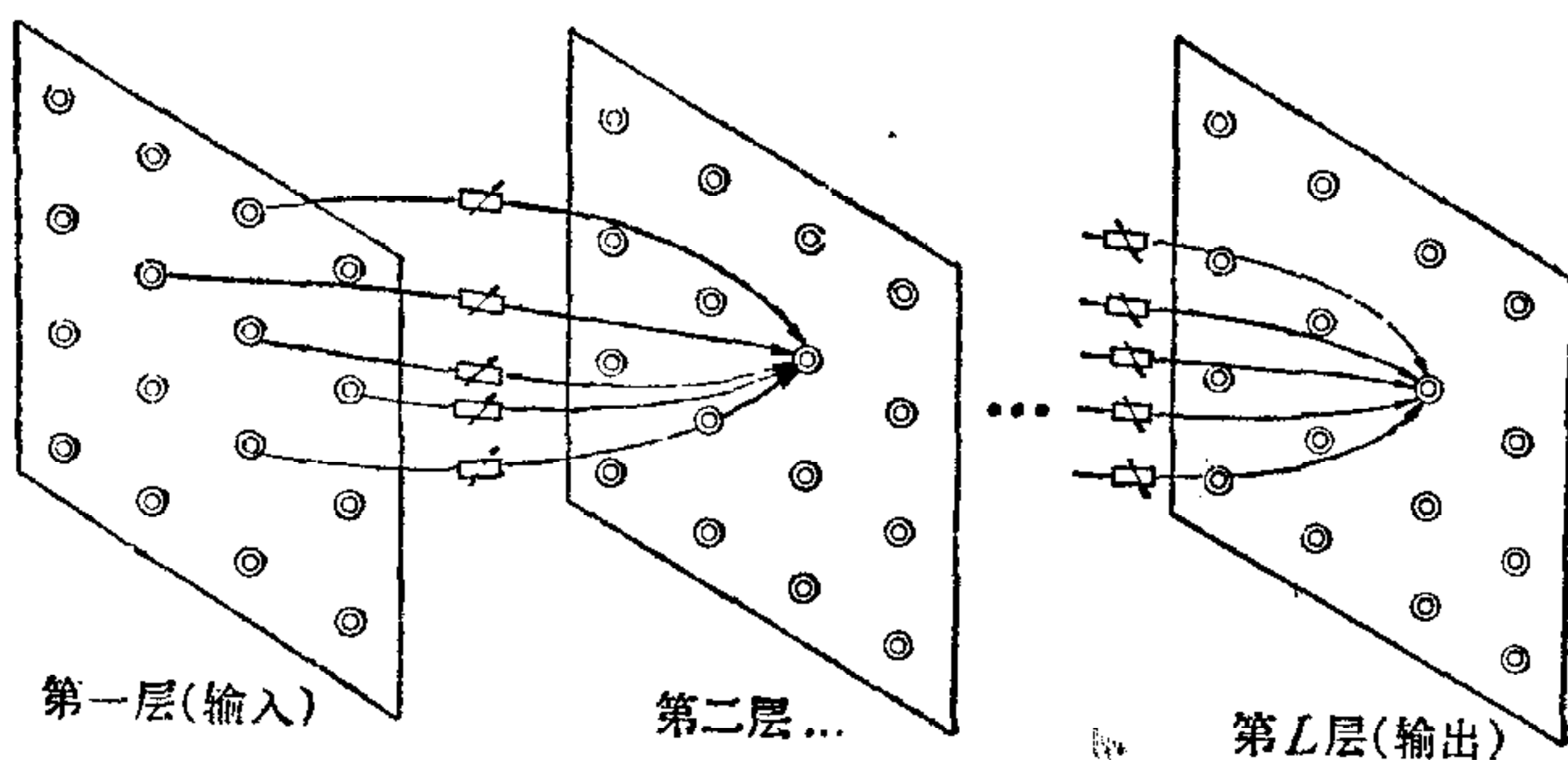


图 5 永野模型略图

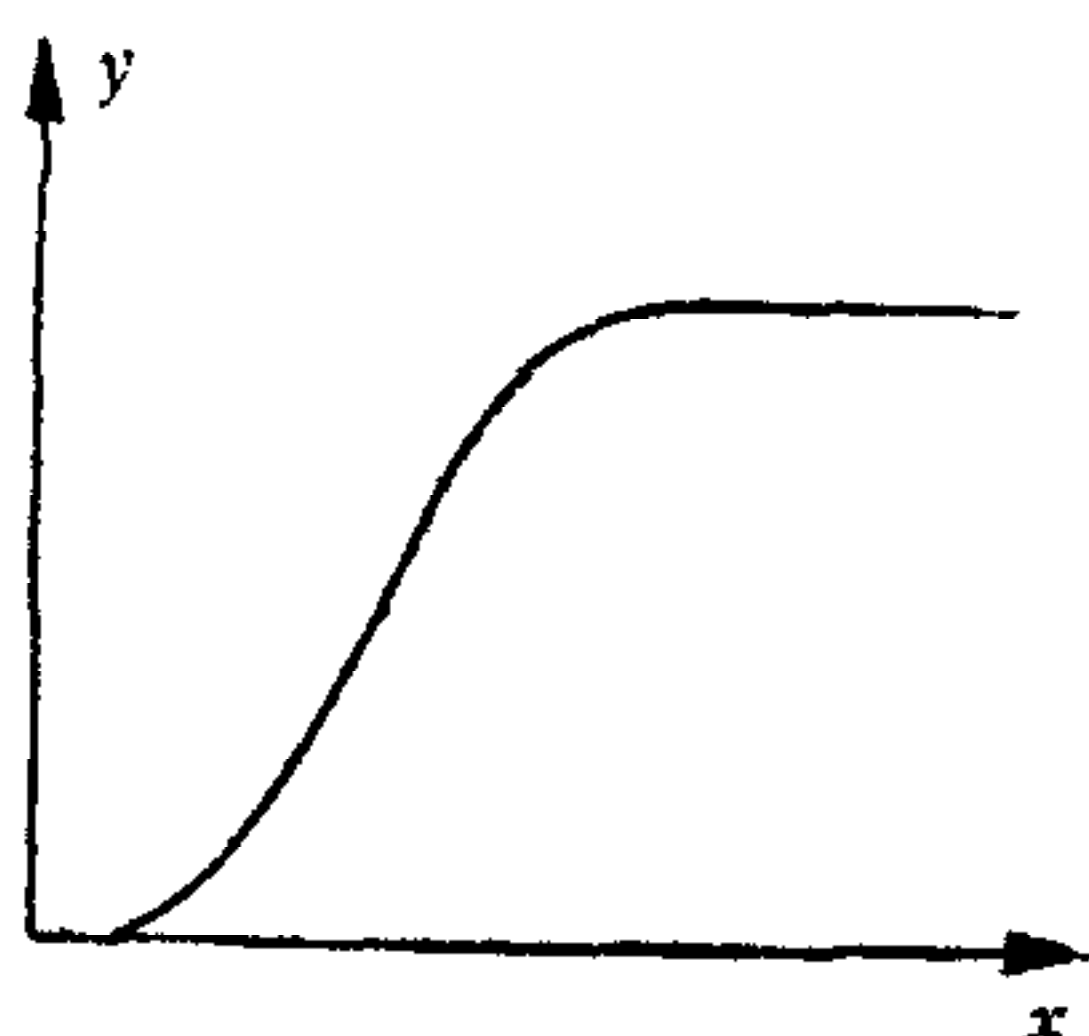


图 6 饱和特性

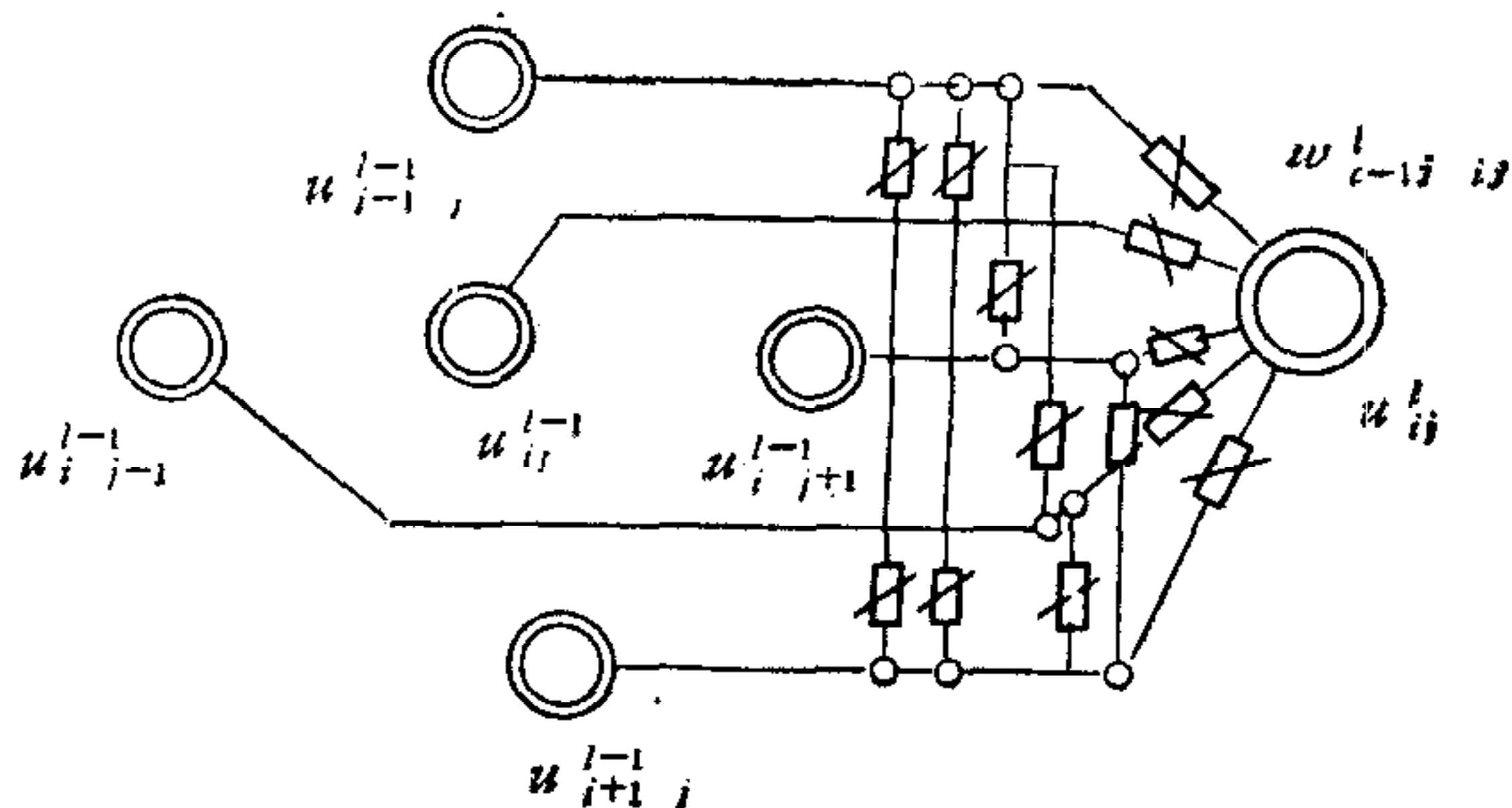


图 7 层间联接示意图

mn, ij 为相联两元件在层中的位置， l 为后者的所在层次。其可能的最大值为 \bar{w}_M ，最小值为 \bar{w}_m ，其值依下式通过学习而变化。

$$w_{mn, ij}^l(t + \Delta t) = \max[\bar{w}_m, \min\{w_{mn, ij}^l(t) + \beta x_{mn}^{l-1}(t) \cdot x_{ij}^{l-1}(t) - \eta \cdot \Delta t, \bar{w}_M\}] \quad (9)$$

其中 x_{ij}^l 为 u_{ij}^l 的输出。 Δt 为每次的间隔时间， β, η 为常数， $\beta \gg \eta > 0$ 。 η 代表遗忘作用。 ij 表示元件在层中的位置或坐标。 l 表示元件所在层数。这个模型的动作，一般地论述比较困难。大致情况如下：开始假定只有小的随机的结合系数，当给第一层(称为输入层)一个图象时，引起了第一层某些元件兴奋，下面几层均不兴奋。几次给予之后，由于一、二两层间结合系数的变化，使第二层的一些元件兴奋，多次将图形给予后，逐渐可使下面各层元件兴奋，最后，对应于一个输入图形在 L 层(最后一层即输出层)有一个元件兴奋。不同的一组图形多次输入之后，均可在输出层得到对应的一个不同的兴奋元件。输

出层的兴奋代表相应输入事件被认识了. 这样这个模型就可以通过不断学习, 改变各层之间的联接, 并在最后一层分开不同的对象. 因而模型模拟了上述自己成长的功能. 这个模型曾在电子数字计算机上作了模拟, 得到了期望的动作. 模拟中, 取 $L = 5$, $N \times N = 16 \times 16$. 将 0—9 的 10 个数字多次输入到输入层, 最后可在输出层得到不同的对应点. 即可以作为图象识别的装置. 这模型的特点是不需要“示教者”, 模型自己通过学习, 学会分辨不同图象或其他外界事物.

不需要“示教者”的学习机模型, 还有福岛的认知机 (Cognitron), 也是一种多层结构的网络. 与永野模型的差别是, 层间的联接和联接的结合系数的变化规则不同. 即突触通透性变化的条件不同. 也可以作为图象识别的装置. 他还进一步研究了在同一层间元件有相互耦合, 以及下一层对上一层有反馈联系情况下的认知机, 这时不仅可以分辨图形, 而且还可以模拟脑的联想机能. 这些模型都曾用数字计算机做过模拟. 得到了期望的结果.

在小脑感知机模型研究基础上, Marr 提出了大脑新皮层工作的一个理论模型. 进一步考虑了大脑皮层的细微的结构. 这个模型在结构与功能上比较成功地模拟了大脑皮层的一些方面. Marr 理论的主要假设, 是从大脑皮层的结构的均一性, 设想大脑皮层是用少数基本操作来巧妙地组织信息的. 而且认为大脑的基本功能在于认识周围事物. 而其方法是依据过去的经验去形成“分类单元”(或概念), 并用这“分类单元”去辨别周围事物. 分类单元去分辨事物所以有效, 是由于对于生物有意义的信息来说, 外界的输入是存在很大的冗余性的. 大脑就是去除这种冗余性, 将外界对象进行群集化而进行识别的装置. 从形成“分类单元”, 并用“分类单元”去识别(或诊断)事物等少数基本操作的要求, 结合大脑皮层的结构特点, Marr 建立了大脑皮层信息处理的理论模型. 他首先假定已经在皮层中形成了分类单元, 现在用它们对新遇到的事物进行识别. 例如已知分类单元为 $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \dots, \Omega_n$. 现在给予一个事件 E , 要判定 E 是属于那一类. 如果我们已经知道条件概率 $P(\Omega_i/E)$, 则可以用最大似然法确定 E 应属的类. 即当 $P(\Omega_i/E) > P(\Omega_j/E), i \neq j$ 时, 则判定 E 是属于 Ω_i 类. 但这个条件概率是未知的. 在模型中, 假定神经网络中存在一种细胞(称为 evidence 细胞, 简称为 C 细胞)作为输入到输出的中介. 如对应每一分类单元有一个输出细胞 Ω_i , 那么, C 细胞与 Ω_i 细胞之间有突触联系, 其突触的导通能力假定是可塑的, 并用 $P(\Omega_i/E)$ 来表示. 则用下式来计算上述条件概率.

$$P(\Omega_i/E) = \frac{\sum C_c(E)P(\Omega_i/C_c)}{\sum C_i(E)} \quad (10)$$

也就是说事件 E , 通过视觉系统或其他感觉系统使一些 C 细胞兴奋. 而这些 C 细胞又通过突触联系, 使某一个 Ω_i 细胞兴奋, 这样就把事件 E 判定为属于 Ω_i 类. Marr 论证了在大脑皮层中可以实现上式的计算. 即可用此式对事物进行判断. 实现这一运算的神经网络的结构图如图 8 所示. 而其中 $P(\Omega_i/C_c)$ 是在此之前, 由于 Ω_i 与 C_c 同时兴奋时增加, 不同时兴奋时减少. 即通过学习而形成的. 为了使一事件仅对应一输出 Ω_i 细胞兴奋, 可以令 Ω_i 在超过一定阈值 p 时才兴奋. 则脑中为了识别事件应当进行如下的运算:

$$P(\Omega_i/E) - p = \frac{\sum C_c(E)[P(\Omega_i/E) - p]}{\sum C_i(E)} \quad (11)$$

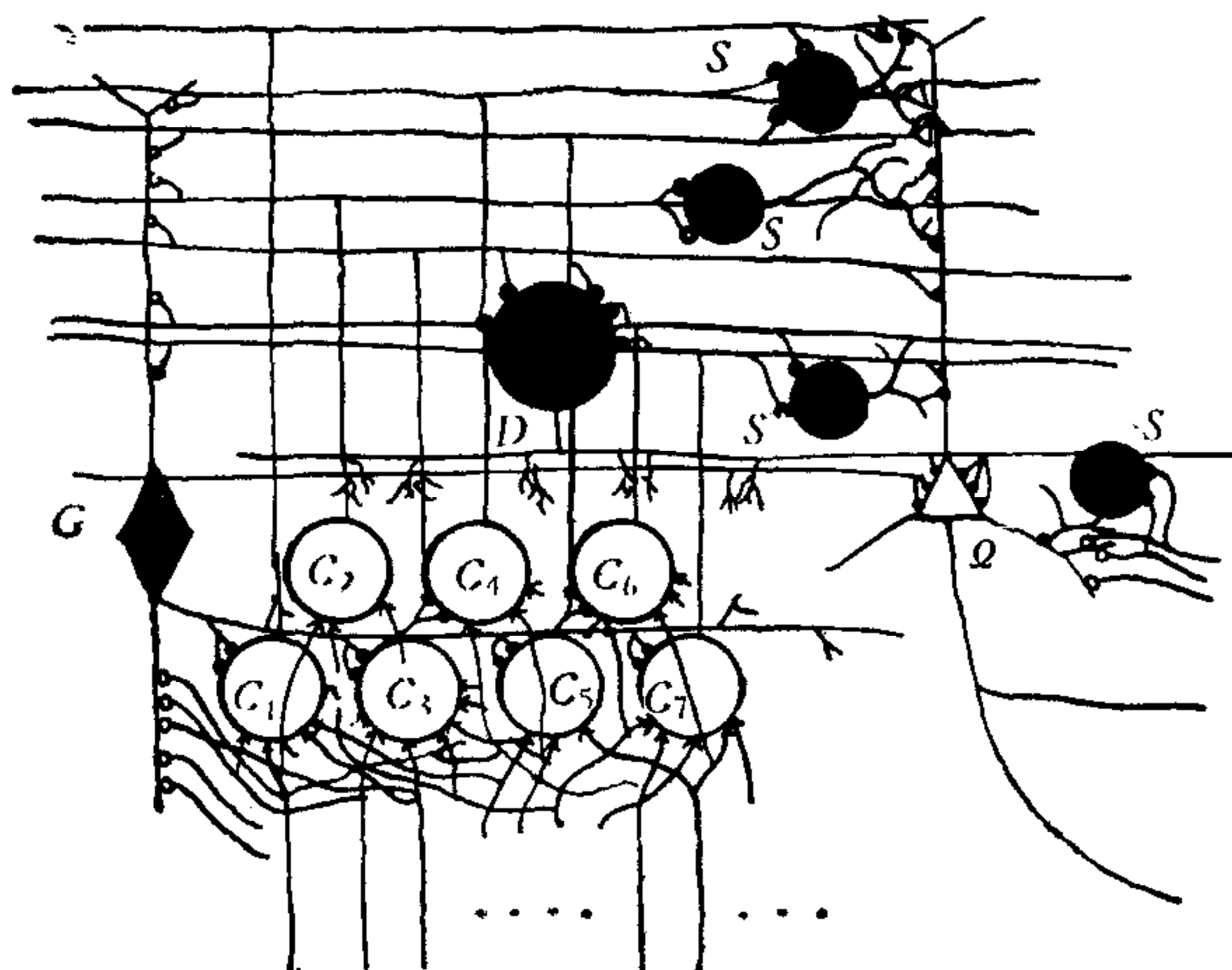


图 8 进行诊断或识别的基本神经网络

这些运算可在图 8 的结构中完成。图中输出细胞 Q 相当于大脑皮层的尖头锥体细胞。要求它接受三类输入，其中一类兴奋输入，从 C_i 细胞来 (C 细胞相应于皮层的 Martinotti 细胞和颗粒细胞)。二类为抑制性输入，其中一种为相当于星状细胞的 S 细胞作用到树突上，此联接可以完成减法的运算。而另一种为相当于蓝状细胞的 D 细胞作用到胞体上，由于 D 细胞接受所有对应之 C 细胞的输入，因而能完成除于 $\sum C_i(E)$ 的运算。在这里由外界输入信息到 C 细胞之间，还存在一种编码关系，(这与小脑皮层中，从苔藓纤维到颗粒细胞之间的联系相似。) 这种关系也是通过学习而完成的。为了避免与输入信息相互干扰，不应经常修正这一编码。模型中假定仅当要求形成新的分类单元的时候，才对这编码进行修正。因而设想在一定时间间隔内，输入的信息可以存贮到脑中另一处 (Marr 设想在古皮层海马处)，只在睡眠时 (此时输入信息很少) 依存贮的信息去改变此编码，以形成新的分类单元。新分类单元是通过上述编码的改变和选择新的输出细胞而实现的。Marr 对新分类单元的形成和改进作了论述。但比较不具体。而新分类单元的形成是以未曾使用过的一个输出细胞被接通而最后完成。为使新单元易于形成和改进，模型中又引入了一类 T 细胞以及与小脑中攀缘纤维相似的输入。另外图中的 G 细胞可以产生减去阈值 ρ 的作用。这个理论模型的特点是将脑的信息处理功能与神经系统的结构密切结合起来。其中所设想进行运算的元件及其应起的作用，均有一定的生理和形态的依据 (也有一些证据不充分的设想)。Marr 还根据理论分析，对神经系统的生理与解剖结构提出了一些预测。并对这些预测是否正确与本理论能否成立的关系作了分类。例如模型中作为 C 细胞的 Martinotti 细胞，要求它满足有三类输入，一类为兴奋性输入，其突触是可塑的，二类为抑制性输入，如不满足，本理论将不成立。此外，还对大脑皮层的颗粒细胞，III, V 层的锥体细胞，各层的短轴突细胞，蓝状细胞等的性质作了预测。并预测了睡眠对于某类学习有重要的影响等。这些预测对生理学提出了新课题。将推动神经生理与解剖学的发展。这样考虑脑结构建立的脑模型，就可能成为脑研究的重要手段。这种将脑功能与脑结构密切结合，建立脑模型的方法是值得注意的新动向。在这方面，除了 Marr 的大脑新皮层的模型外，还有 Marr 的大脑古皮层的理论模型，McCulloch 等的网状结构中枢命令系统模型，Kilmer 的海马记忆模型，Taylor 等的图象识别脑模型等。

三、结 束 语

上面谈到的模型主要是涉及神经系统中大脑皮层这一级。实际上,脑的信息处理是由多级的神经结构来完成的。每一级有不同的功能。相互配合实现对客观世界的认识。如在视觉系统中,从视网膜到外侧膝状体,都存在侧抑制效应的预处理功能。而且在视皮层中存在只对某些特征反应的细胞,也就是说有特征抽取的功能。因此在大脑皮层进行判断时,其信息的形式,已不是外界原有的形态。而是经过加工和分解,变为适合于大脑作进一步处理的形式。即也是先分析然后综合。因此,在进行脑模拟时,应考虑到这点,才能取得更好的结果。最近 Kohonen 在数字计算机上,对简单的联想记忆网络进行模拟,如输入信息在记忆之前,用感觉系统中普遍存在的侧抑制效应加以预处理,就可以有效地提高存贮容量和选择性。因此,考虑神经系统各级的不同功能,相互配合就可能建成更完善的脑模型。此外,上面谈到的脑模型,只对脑的特定功能进行模拟,主要是模拟图象分类或联想记忆功能。近年来,联想记忆功能的模拟受到了较大的注意。我们认为,结构与功能的结合,多级的不同功能的结合,分类与联想功能的结合,以及脑工作原理研究与仿生学要求相结合,这些结合可能使脑模型研究工作提高到一个新水平。

目前,我们对于自己的大脑的认识还是很不够的。离完全模拟脑的结构和功能还有很大距离,但在脑模型方面,已经做了不少探讨和研究。由于神经生理与解剖学的进展,控制论和信息处理技术的发展,以及它们之间的相互促进。正孕育着脑模型研究的新突破。脑模型研究对搞清脑的工作原理以及新型信息处理系统的研制有重要意义。我们应当在辩证唯物论指导下,积极开展脑模型研究,为在脑研究和脑模型研究方面赶超世界先进水平贡献一分力量。

参 考 文 献

- [1] M. Kabrisky: A Proposed Model for Visual Information Processing in Human Brain Univ. of Illinois Press, 1966.
- [2] J. Z. Young: A Model of the Brain, 1964.
- [3] D. Marr: *J. Physiol*, **202**, 437—470, 1969.
- [4] 永野俊: «计测と制御», 10:651—660, 1971.
- [5] D. Marr: *Proc. Roy. Soc. Lond. B*, **176**, 161—234, 1970.
- [6] K. Nakano: *IEEE Trans.* Vol. SMC-2: 380, 1972.
- [7] 永野俊: «数理科学» 9, 44, 1973.
- [8] 永野俊: «電子技術総合研究所彙報», 38:1—10, 1974.
- [9] M. A. Arbib: *Int. J. Man-Machine Studies*, **7**, 279—295, 1975.
- [10] K. Fukushima: *Biol-Cybernetics*, **20**, 121—136, 1975.
- [11] 南云仁一: «高次脳機能と中樞プログラミング», 第十二章, 産業図書, 1976.
- [12] T. Kohonen: *Associative Memory*, Springer Verlag, 1977.
- [13] K. Fukushima: *Biol-Cybernetics*, **28**, 201, 1978.

ON BRAIN MODEL IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE

HUANG BING-XIAN

(Institute of Automation, Academia Sinica)

ABSTRACT

In this paper, first, the significance of brain model research is discussed. It is pointed out that brain model is an important approach for the development of artificial intelligence. Then, we have reviewed on Nakano's Associatron, Kabrisky's brain model for visual information processing, Nagano's multilayered brain model and Marr's theory for cerebral neocortex. Finally, Some possible approaches for further research on brain model are briefly discussed.