

出 Ach 受体蛋白,又把它重新装在人工磷脂膜上,并记录了类似在活体上的 Ach 通道电流。这种人工系统上的通道特性与整体肌纤维膜上的通道特性极为相似,这有力地表明在接头上由化学激活的电导增加是 Ach 受体蛋白的自身特性。有理由相信,对离子通道尤其是 Ach 通道的功能与结构关系从分子水平上的更进一步理解,已为期不远。

另外,还有一些工作把离子单通道的“道通”与“关闭”过程看成是一个马尔可夫过程,据此分析估计通道的各种动力学参数。总之,离子单通道记录技术为从分子水平上来了解离子通道的两大特性——(1)通道“道通”与“关闭”的动力学,(2)通道通透性的分子基础——提供了直接的实验手段。

对通道的研究已经由电压钳的 IV 曲线,生物膜噪声进入了离子单通道电流的新阶段,这可以使我们的研究很容易地同时从总体与个体两个方面来进行;如果再结合其他研究手段,人

们对兴奋过程的分子基础的理解在不久的将来肯定会有一个新的飞跃。

参 考 文 献

- [1] Verveen, A. A.: *Structure and Function of The Cerebral Cortex* (Tower D. B. et al. eds), Amsterdam, Elsevier, p. 282, 1960.
- [2] Van den Berg, D. J.: *Electrical Fluctuation in Myelinated Nerve Membrane*, Thesis Univ. of Leyden 1978.
- [3] Katz, B. et al: *Nature*, **226**, 962, 1970.
- [4] Anderson, C. R. et al.: *J. Physiol.*, **235**, 655, 1973.
- [5] Neher, R. et al: *J. Physiol.*, **258**, 705, 1976.
- [6] Ben-Haim, D. et al: *Pflugers Arch.*, **355**, 19, 1975.
- [7] Colquhoun, D. et al: *Nature*, **253**, 204, 1975.
- [8] Gage, P. W. et al: *J. Physiol.*, **288**, 509, 1979.
- [9] Ruff, R. L.: *J. Physiol.*, **264**, 89, 1977.
- [10] Sigworth, F. J.: *J. Physiol.*, **307**, 97, 1980.
- [11] Hladky, S. B. et al: *Nature*, **225**, 451, 1970.
- [12] Neher, E. et al: *Nature*, **260**, 799, 1976.
- [13] Hamill, O. P. et al: *Pflugers Arch.*, **391**, 85, 1981.
- [14] Neher, E. et al: *J. Physiol.*, **277**, 153, 1978.
- [15] Horn, R. et al: *Nature*, **291**, 426, 1981.

[本文于 1983 年 5 月 20 日收到]

脑内信息处理的某些特点

黄 秉 宪

(中国科学院自动化研究所,北京)

前 言

脑和电子计算机都是强有力的信息处理装置,对两者的信息处理方式加以比较,对于发展新型的信息处理装置,对脑的功能的进一步了解都有意义。

关于对脑与计算机的比较,Neuman 在他的小册子^[1]中指出了两者的相似点,但主要还是从数学的角度比较了二者的差异,在并行和串行,运算速度,计算精度等方面作了较多的分析。指出脑的元件运算速度慢,采用并行方式处理。认为并行与串行不一定在所有情况下都可以相互代换。他指出两者在逻辑和结构上可能存在广泛的不同,但未就此充分展示讨论。

本文则主要从信息处理方式的角度,在神经细胞组成的神经网络水平上,依据目前已知的神经生理学及生物控制论知识,综合考察脑的信息处理的特点。下面分几个方面讨论。而在脑中,这些方式是相互配合、共同实现脑内发生的复杂的信息处理功能。

一、脑内信息的并行处理

脑内信息处理的基本单元是神经元,它的运算速度相当低。神经脉冲频率最高不超过 1000 次/秒,然而脑对某些信息的处理比目前的电子计算机还快得多,例如对图象的辨认。因而势必采用并行处理。并行信息处理是脑信息处理的重要特点。据目前的了解,脑的并行

信息处理最少包括如下几个方面：即信息的并行传递与加工，分布式联想存贮等。现分述如下。

1. 并行信息传递与加工 脑与眼、耳、鼻、舌、身等感官相联系，可以同时接受多种不同类信息。当然最终进入意识（信息处理的高级阶段）的信息是比较少的，但这是对大量并行信息进行综合的结果。在这过程中，有关外界环境的信息作为一个整体，同时进入信息处理装置，并根据预定的算法（如侧抑制等）去除噪音，突出对生物生存有重要意义的信息，并传送到高一级的处理装置中去。信息的传送是在大量相似的传送线（神经纤维）中同时进行。信息的运算是在大量相似的元件中同时进行。最后的结果是并行处理后综合得到。这方面人们是比较熟悉的。在此不作进一步讨论。

并行处理的优点是：可靠性高（可以相互代偿，个别元件失效，对总的结果影响很小），有高的运算速度（在元件运算速度相同情况下）。但硬件数量要较多。

2. 分布式联想存贮 信息的存贮是复杂的信息处理机器中不可缺少的部分。人们倘若失去记忆就不能进行思考。目前，电子计算机主要是用按地址存取的方式存贮信息。对应地址的存贮元件中存贮相应的信息。存贮器中存贮的内容可以随时清除或变换。但一个存贮元件的失效，就可能使存贮的内容发生错误，整个信息处理过程就不能顺利进行。而人脑看来不是采用这种方式存贮的。虽然，目前还不能确定实际脑内是怎样存贮信息的。但比较合理的解释是分散存贮在许多元件内，而神经细胞间的突触的导通能力的改变是信息存贮的物质基础。在这基础上已建立了有关联想存贮的神经网络模型，具有类似于人脑的记忆功能。关于以神经网络为原型的联想存贮器已有一些专著作了较详细的讨论^[3,4]。从具体的网络结构到比较抽象的理论分析，以及各种不同变形，相应的存贮容量的理论分析等方面已做了大量工作。近来仍不断有这方面的成果发表。联想存贮的研究是目前生物控制论领域中较为活跃的

课题。已经证实，神经网络可以实现联想存贮。即在同时向存贮器输入两个相关的模式（图象）后，由于突触的导通能力的变化，建立起两者的联系。可以由其中一个模式为输入取出相关的另一个模式。另外，还可以从一已存贮模式的一部分作为输入，从存贮器中取出全部模式，这种情况称为自联想。

简单的联想存贮器可以是神经元组成的网络，如图 1 所示。它由两组神经元组成， M 个神

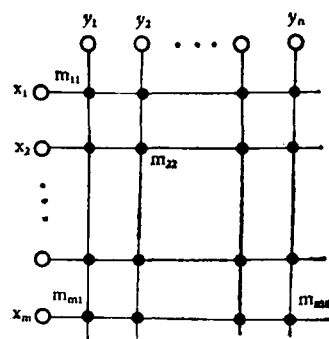


图 1 联想存贮器示意图

经元组成 X 组， N 个神经元组成 Y 组。各组神经元兴奋的组合分别对应一个事件（或模式）、 X 与 Y 组中任何两个神经元间均有突触联系存在。而突触的导通能力是可塑的。假设神经元只有兴奋与抑制两状态，分别用 1 和 0 来表示，则事件可以用以 0 或 1 为元素的向量来表示： $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]$ ， $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ ，如果 x_i 与 y_j 之间的突触联系用 m_{ij} 来表示，则所有突触组成存贮矩阵 $M \triangleq \{m_{ij}\}$ 。如果突触联系随突触前后同时兴奋而增加，则在存贮了 K 对事件之后，存贮矩阵为

$$M = \sum_L^K Y_L \cdot X_L^T$$

X_L^T 为 X 的转置，在此情况下，如以 X_L 为输入，则可得到输出：

$$\hat{Y}_L = M \cdot X_L$$

已证明在 X_L 间相互正交时， $\hat{Y}_L = Y_L$ ，即可正确取出相应的存贮内容。此为线性联想存贮器。其正确取出存贮模式的数目为 X 之维数，即 M 个。而且相互正交的条件很不容易满足。可以引入非线性元件，以减少模式对之间的干

扰,提高存贮容量,即令

$$\hat{Y}_L = \Phi[M \cdot X_L]$$
$$\phi(x) = 0 \quad x \leq 0$$
$$1 \quad x > 0 \quad x \leq 0$$

这种变换正好相应于神经元中实际存在的阈值控制作用。即兴奋超过阈值后神经元才能产生脉冲发放。这是非线性联想存贮器, Palm^[5] 对此存贮器之容量作过估计。在 $m \times n$ 的数目较大时,可以达到 $2/3 m \times n$ bit。这种存贮器的特点是不需要按地址存取。不完整的信息输入可取出存贮的完整信息,每一组信息都分布地存贮在存贮器的所有元件内,个别元件的缺损对结果影响很小。中野对这种模型进行了计算机模拟并设计了有相当 25 个神经元, 325 个突触的硬件电子装置^[4],证明其具有设想的存贮能力。

从小脑的研究中,已提出小脑是一个特殊的感知机的设想。此时小脑皮层可以看作是存贮有关运动控制模式信息的装置。Gilbert^[6] 估计了小脑分布式存贮器的存贮容量,当要求信噪比为 10 时,10 个浦氏细胞大约可存贮 7×10^5 个运动模式。

二、多级递阶 (Hierachy) 结构

脑显然是有多级递阶结构的组织。从解剖上看,它由外周、脊髓、丘脑、大脑各级所组成。一般上级结构对下级结构有支配作用。上一级比下一级在结构与功能上都更为复杂,这种多级递阶结构是在进化过程中形成的,可能是功能复杂的信息处理机器的合理的结构形式。

神经网络级别的划分,有一定的相对性,而且在一级内部还可以划分为若干亚级,例如在视皮层中,可以划分为若干级。以对视觉信息处理方面的卓越贡献而获 1981 年诺贝尔医学奖金的 Hubel 和 Wiesel,发现哺乳类视皮层存在功能不同的简单细胞、复杂细胞和超复杂细胞等。而且提出实现此不同功能的多级结构模型 (图 2)。其模型可用下面的多级系统来描述。虽然后来人们发现由外侧膝状体有纤维直接通向复杂细胞和超复杂细胞,此模型不完全

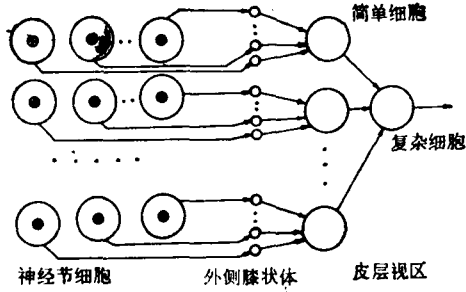


图 2 视觉系统的多级结构图

符合视觉系统的实际。但并不能否定其多级性,而是说明在多级结构中,除了相续两级间有联系外,还可有越级联系存在,显现出更为复杂的情景。类似的越级联接方式在脑的其他部分也存在。

Gevarter 在 1977 年国际控制论与社会讨论会上,提出一个关于人脑对感觉的意识反应的多级信息处理模型^[7]。该会议论文集编者在序言中特别推荐,认为是一篇极好的对脑信息处理的综述。其模型结构如图 3 所示。这是一

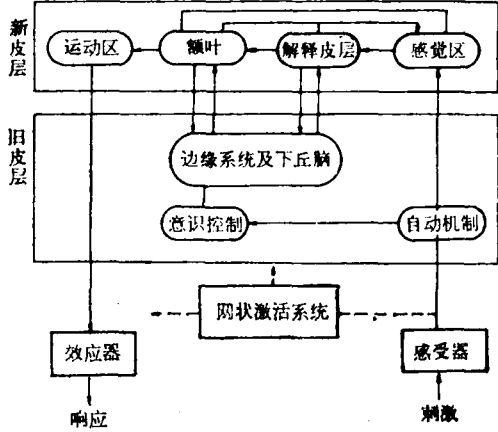


图 3 对感觉的正常意识反应

比较复杂的多级系统。在意识阶段,他特别强调新皮层与旧皮层(包括边缘系统等)的相互作用。虽然新皮层在意识活动中占主导地位,但旧皮层对新皮层信息存贮及信息处理过程有深刻的影响。如哪些信息应长期存贮,哪些信息应首先处理常常由边缘系统下意识地做出决定。

在神经网络的多级结构中有点值得注

意,其一为上级有支配下级的作用,但从遗传或经验证明下级能正确反应的事件,则由下级作出处理,而不传送到上级。其二是除相续两级间有信息联系外,存在越级辅助联系。而下级可通过反馈对上级决策过程施加影响。其三为存在专门的协调中枢。如运动系统中的小脑。又如感觉信息的传入中枢的丘脑。而内环境的控制,似乎是以下丘脑为协调中枢。协调中枢的作用在于将同类相关的大量信息有机地组织起来,以完成必要的功能。由小脑组织的有关运动信息,因外部环境不能预知,故有比较复杂且有学习的能力(故小脑较重,约 130 克)。而内环境的要求是基本上由遗传决定,协调要求比较简单(故下丘脑仅约 4 克)。

多级结构的需要可能主要是由于要求处理不同复杂程度的各类信息。在神经系统中,既要考虑机体局部的要求,又要满足整体的需要。要处理比较确定的信息(这可在较低级进行处理),又要处理为适应环境变化所需的信息(要通过实践而改进其信息处理,在较高级中进行)。采用分级处理机体生存活动过程中所遇到信息,就可能比较经济有效。而且多级递阶结构与信息的并行处理等是密切相关的。

三、反馈在脑内信息处理中的作用

脑内存在各种形式的反馈,其中主要是负反馈。在结构上其表现是神经系统中广泛存在抑制性突触。Eccles 认为这些起负反馈作用的抑制性突触,起着对传入信息的精雕细刻的作用。

下面举一些例子,说明脑内反馈在信息处理过程中的功用:

1. 重要信息的选择性传入 在不同模式的感觉向中传递过程中,各模式之间存在相互制约。常常最终以一种离中控制形式出现,起着压缩次要的传入信息的作用。

一般估计人从感受器传入的信息约为 10^9 bit/秒,而人的意识能处理的信息约为 10^2 bit/秒。二者相差很大。可能有不同的信息压缩方法存在,而离中反馈控制可能是其中最重要的

一种。

在神经生理学研究中,已经发现刺激耳蜗的远心纤维能减低听神经的活性,刺激内侧膝状体能使对侧耳蜗核反应减小。而且视觉的注意可以消除耳蜗核对声音的反应,长时间声音刺激造成适应,使耳蜗核的活性减低^[8],而其他感觉模式亦有类似的情况。这种通过远心纤维而形成的抑制作用称为离中控制。而在不同模式间相互作用,可能是通过离中下行抑制(一种负反馈)来实现,以减少传入中枢的信息流量,脑干网状结构可能在这种离中控制中起着重要的作用。感觉离中控制可用图 4 来表示。

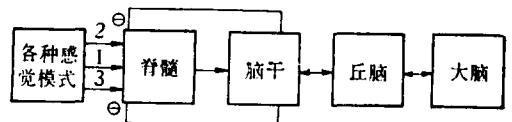


图 4 离中控制示意图

如图,设有 1, 2, 3 三组不同信息同时从感受器传入。信息到达高级中枢后,经过整合确定 1 是重要的,则通过从脑干发出的下行抑制纤维,实现对 2, 3 通路的离中控制,使 2, 3 通路的信息不能再传到中枢,这样就减轻了向中的信息流,中枢的总兴奋量也减少,其能量的消耗也随之减少。

2. 限制神经元群中同时兴奋单元的数目,从而提高对传入信息的分辨率 以小脑从苔状纤维到颗粒细胞的信息变换过程为例,每一个苔状纤维(mf)可接到许多颗粒细胞(GrC)(约 100—600 倍),GrC 的输出为平行纤维(pf),而 pf 有侧枝作用于高氏细胞(GoC),而通过 GoC 而又抑制性作用于 GrC。如图 5 所示。虽然 GrC 数目很大($500,000$ 个/ mm^2),但由于 GoC 强有力的反馈存在(每一 GoC 可以抑制 10,000 个 GrC),使得一群 mf 组成的信息模式输入时,GrC 的兴奋数目受到限制。mf 的作用愈强,相应的 GoC 的反馈亦愈强。可以认为 GrC 之兴奋数目大致不变。这样就完成了一种特殊的编码方式,将输入的 mf 模式变换为数目相同但兴奋的 GrC 组合不同的模式。可以使在 mf 中相差不多的模式,变换为 GrC 中的不同的模式,即

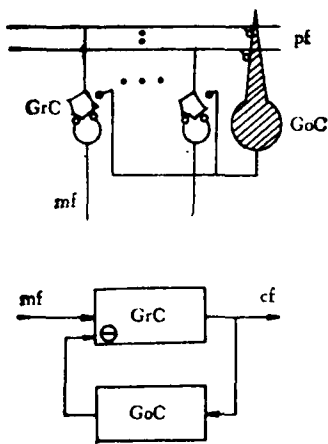


图5 高氏细胞反馈作用示意图

提高了对模式的分辨能力。关于 GoC 对 GrC 的影响, 曾有人做过近万个神经元的电子计算机模拟的研究。

3. 最大值滤波器 在并行信息处理过程中, 常常需要在多个信息处理单元间, 选出最重要(或最可能)的一个作为处理结果的输出。最大值滤波器能够实现这样的选取。在神经网络中, 有可能实现将兴奋量最大的单元作为结果输出的结构存在, 例如丘脑的 Ventrobasal complex, 外侧膝状体等处有能实现此种最大值滤波的网络存在, 其原理如图 6 所示。图中每一个神经元的输出可用下式表示

$$X_i = \phi \left(Y_i - k_i \cdot \sum_{j=1}^n Y_j - \theta \right)$$

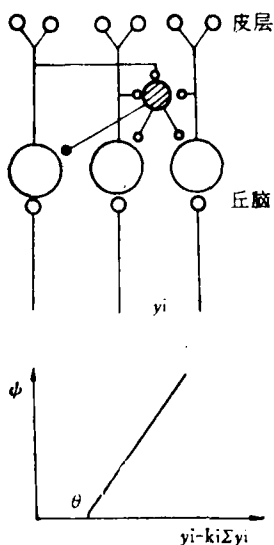


图6 最大值滤波器

如果 k_i 足够大, 则只有最大的 y_i 神经元可以有不为 0 的输出。这种最大值滤波器为 Taylor 等在模仿脑的并行模式信息加工模型中, 作为决策单元^[9]。

4. 新奇滤波器 (Novelty Filter) 在脑内似乎存在一种迅速判别输入模式是否熟悉的机构。Kohonen 提出一种用特殊的带反馈的联想网络实现这一功能的方法。称为新奇滤波器。即当一个输入模式为网络未曾遇到过, 则此网络有输出。但输入模式为以前网络遇到过的, 则其输出为零, 即判断为非新奇事件。图 7 为新奇滤波器原理及可能的神经网络实现。此记忆网络 (a) 可用如下关系表示

$$\tilde{X} = X + M \cdot \tilde{X} - [I - M]^{-1}$$

$$\cdot X = \Phi \cdot X$$

$$\frac{dM}{dt} = -\alpha \tilde{X} \cdot \tilde{X}^t$$

其中 $X, \tilde{X}$ 为向量, 表示网络输出与输入模式, M 为联想存储器相应之存储矩阵。可以证明, 当任一 X_i 输入之后, 网络相应变化 M , 使得 X_i 再次输入时, 输出 $\tilde{X} = 0$ 。

可以用带反馈的有兴奋与抑制两类输入的神经网络实现上述算法, 如图 8 所示。

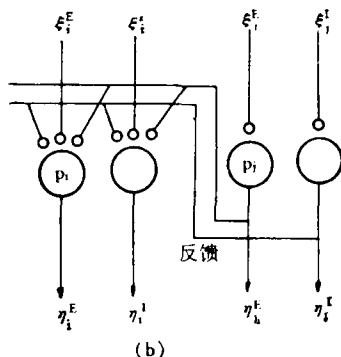
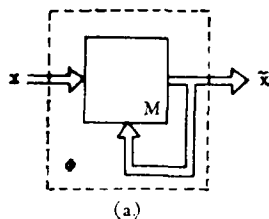


图7 新奇滤波器

a. 原理图 b. 可能的神经网络实现

反馈在脑内信息处理中的作用显然不限于上述几种,这是还有待发现和探索的。

四、自组织能力

人脑是具有自组织能力的机构。人的信息处理能力是随着学习与实践而不断发展。脑的自组织能力是人类知识发展的物质基础。

神经系统的自组织是怎样具体实现的? 比较合理并为多数人所承认的假设是: 神经元之间的突触联系的强弱是可以改变的, 通过突触的可塑性变化实现神经系统的自组织。按此种假设, 已经建立了不少有自组织能力的脑模型, 能实现预期的功能。在脑模型研究的推动下, 神经生理学近年来在突触的可塑性方面也做了大量的工作, 找到不少突触可塑性的证据。

突触可塑性的条件, 即在什么情况下, 突触可能产生怎样的变化。目前也有许多不同的假设。1949年 Hebb 首先提出一种假设, 即突触的突前纤维与突后细胞同时兴奋时, 突触的联系强度增加。此假设后来为许多人所引用, 但迄今在生理上尚未最后证实。其后 Shimbel、Eccles、Griffith 等各自提出有一定根据的突触可塑性条件的假设。这些假设 Brindley 作了归纳, 总结为三类三种, 并讨论了不同类可变突触功能间的联系, 并应用于条件反射及记忆功能的模拟^[10]。其后的研究者在各自的脑模型中也常常在上述假定基础上加上一些附加的新假定。总之突触的可塑性是神经网络自组织模型的基本假设。

脑在发育过程中就存在自组织活动。即通过与环境的相互作用形成适应环境的特殊信息处理结构。而且在整个生命活动过程中, 脑的自组织活动是在不断进行, 从而实现与信息存贮, 加工算法的改进。下面用一些较具体的脑内自组织模型的例子, 提供对此过程的进一步的了解。

在哺乳类视皮层中, 存在对方向选择响应的细胞, 而这种特征检测细胞的形成与动物的早期经验有关。Nagano 等设计了一个可变抑制突触的神经网络, 能模拟此特征检测细胞形

成的过程^[11]。模型的单元结构如图 8。其中 L_i , $\dots$, L_n 为外侧膝状体细胞, L 为撒光中心型的 $l_1, \dots, l_n$ 为对平稳光照反应细胞, 图中排列相应于网膜感受野。 $l_1, \dots, l_n, E$, 为皮层细胞。 E 为兴奋的, I 为抑制型的。 W_i 为抑制突触的导通率。这里假定突触导通率在突前与突后同时兴奋时减小, 而当突前不兴奋而突后兴奋时则增加有

$$Z(t) = F[X(t-1) - \sum_{i=1}^n W_i(t-1)Y_i(t-2) - v \sum_{\alpha} Z_{\alpha}(t-2)]$$

$$F(a) = a \quad a \geq \theta$$

$$0 \quad a < \theta$$

$$W_i(t) = W_i(t-1) + [\alpha - \beta Y_i(t-2)]Z(t)$$

Q 为对 E 的抑制区域, θ 为 E 的阈值。

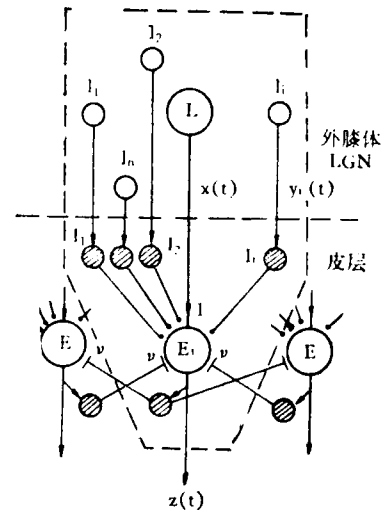


图 8 特征检测细胞的形成

将如图的单元排成方阵型网络, 这个网络的行为很难作理论分析, 而在电子计算机上做模拟。取 E 为 76 个, 输入为 8 种不同方向, 设开始时所有 W_i 为接近于 0 的随机值。因此开始时, 每一细胞的反应是无规则的。经过 240 次输入后, 仅有 4 个细胞不能辨定方向。640 次输入之后, 所有单元都只对特定方向起反应。即方向检测能力已形成。有趣的是, 如只用一个方向作为输入, 最后有一半单元仍不能辨别方向, 这与在简单的视环境下成长的猫上所得

结果一致。

利用突触可塑性,可以建立条件反射形成的模型,可以建立有学习能力的联想记忆网络等^[3,4]。神经网络的自组织能力,可使脑形成有特殊功能的信息处理机构,使脑能不断改进其信息处理能力。这是目前电子计算机所不具备的。日本从1982年开始,预计用10年研制第五代电子计算机,其特点之一是具有自适应的联想功能。据报道其自适应功能主要是以脑的这一功能为蓝本的。

结 语

上面介绍了一些脑信息处理的特点,目的是为了解脑内信息处理功能,并为新型的信息处理机器的研制提供线索。脑计算机的设计,原则上是为了能积累经验,以适应将要遇到的变化的环境。可靠性、灵活性和适应能力是其主要目标。而目前电子计算机则是以每一次处理之间相互隔离(或不相影响)为前提的。其存贮内容可很快清除和写入,而脑则不能。两者

各有其优缺点。将两者的信息处理能力结合起来,可能是构造更加强有力的脑力劳动的工具的一个方面。

参 考 文 献

- [1] Neumann, J. Von: *The Computer and Brain*, 1958.
- [2] Wilshaw, D. J. et al.: *Nature (Lond.)* 222, 960, 1969.
- [3] Kohonen, T.: *Associative Memory*, Springer-Verlag, 1977.
- [4] 中野肇: *アソシアトロン*, 昭晃堂, 1979.
- [5] Palm, G.: *Biological Cybernetics*, 36, 19, 1980.
- [6] Gilbert, P. F. C.: *Brain Res.*, 70, 1, 1974.
- [7] Gevarter, W. B.: 1977 *Proc. International Conference on Cybernetics and Society*, pp 694—698, 1977.
- [8] Whitefield, I. C.: *Cybernetic Problems in Bionics* (Oestreicher, H. L. ed.) p 1005, 1968.
- [9] Muller, F. J. et al.: *J. Theor. Biol.*, 41, 97, 1973.
- [10] Brindley, G. S.: *Proc. Roy. Soc. B.*, 168, 361, 1967.
- [11] Nagano, T. et al.: *Biological Cybernetics*, 32, 1, 1979.

[本文于1983年6月24日收到]

有单眼线索与无单眼线索的深度信息处理方式

姚 国 正

(中国科学院生物物理所,北京)

一般认为体视(相对深度知觉)主要是双眼的视觉功能,是由双眼视差产生的。根据刺激图像的性质,体视大体上可以分成两类:一类是有单眼线索的,另一类则无单眼线索。所谓单眼线索,可以是 Helmholtz 的轮廓图形^[1], Kaufman 的亮度模式^[2],也可以是 Ramachandran 的主观轮廓^[3]。在立体图对中,所有这些图形或模式一律可用单眼加以识别。而无单眼线索的立体图对——例如 Julesz 的随机点立体图对——则不含任何可供单眼识别的图形或模式^[4]。根据上述分类,视差也可分成两种:一种是图形或模式之间的视差,另一种是对应点之间的

视差。除视差体视外,我们不久前曾观察到一种新的体视现象,即“双眼透视”。这种深度知觉与视差无关,仅由刺激图像之间的结构差异决定^[5]。双眼透视看来也是一种无单眼线索的体视现象。本工作对由随机点质地构成的上述两类立体图对所产生的体视现象作了分析比较,对空间滤波在体视中的作用作了初步的考察,目的是要说明人脑处理深度信息的方式,探讨人的深度信息处理系统的模式结构。

一、方 法

设计两类由随机点质地构成的立体图对,