

神经网络中的竞争与协作

潘卓华* 汪云九

(中国科学院生物物理研究所)

一、引言

人和动物的脑是由大量神经细胞通过突触联结组成的一个十分复杂的神经网络。一、二十年来,对这个系统的功能已做了大量的研究。研究表明,神经网络中存在着一种竞争和协作(competition and cooperation)的相互作用,这种相互作用在神经网络所进行的信息加工中起着重要的作用。

二、神经网络中的竞争和协作现象及研究概况

早些时候,大多认为神经系统中存在着中心操纵的机制。心理学家在解释视觉模式识别机制时提出的“万鬼堂”(pandemonium)理论就是一例。可是,以中心操纵方式工作的当代计算机在许多方面比起有机体的脑来相形见绌。这促使科学家们把注意力转向探索神经系统中信息加工的特殊方式。

在神经网络的决策问题中较早运用协作运算的一个模型是在1969年由Kilmer, McCulloch和Blum提出的S-RETIC模型^[1],它模拟了动物网状结构的功能。网状结构是机体的一些互相排斥的行为样式(mode)(如睡眠、战斗、逃跑和进食等)的控制中枢,它的功能类似于一个开关,可以使机体的行为从一种样式转向另一种。在他们的模型中,系统由一组组件(module)构成;每一个组件都从系统总的输入信息中取样,根据取样对各种样式赋以几率。各组件之间还存在着相互联系,使得每个组件中各种样式的几率又可随与它有联系的其它组

件的状态而改变。对一定的输入,机体最后的反应行为是系统中大多数组件取最大几率的样式。在这个模型的行为决策中,不存在任何中心操纵控制,而是通过组件间的竞争和协作过程达到的。这一模型被认为是一般竞争和协作模型的雏型。

另一个这类模型是模拟青蛙的捕食行为,由Didday提出的^[2]。在神经生理学上Lettvin, Matarana, McCulloch和Pitts发现青蛙的视网膜神经节细胞中有一类细胞对类似苍蝇的刺激物特别敏感^[3],称为“虫检测器”(bug-detector)。后来,Ingle做的青蛙捕食的行为实验显示^[4],当青蛙的视野中出现二个苍蝇样刺激时,它会采取下列三种行动:扑向其中较强的刺激物;对两个刺激物都没反应;扑向两个刺激物的中间位置。基于以上结果,在1970年,Didday建立了一个青蛙视顶盖的神经网络模型。这个模型的基本机制是使与视野有拓扑投射关系的视顶盖的每个区域对应于一个检测细胞(在简化的情况下可看成是一维的),每个检测细胞除了接受视神经的兴奋性输入刺激外,还受其它检测细胞的抑制作用。检测细胞间产生竞争,竞争结果可检出最强的刺激,而把其它刺激、包括噪声全部抑制掉。

竞争和协作模型也用于解释人的体视形成机制。我们知道,深度知觉是由于空间不同深度的点在两只眼睛的视网膜上的投射位置的差异所引起的,这种差异称为双眼视差。已经在猫、猴等动物的视皮层找到了对不同视差敏感的细

* 浙江大学代培研究生。

胞。在心理物理实验中, Julesz 采用具有双眼视差的随机点图对作为视觉刺激图形, 研究了体视形成的机制^[5]。并从神经网络的协作作用的角度提过一个模型。而 Dev 等人在 1975 年对体视形成机制的模拟中则更明显地采用了竞争和协作的想法^[6]。在模型中, 他们假设视皮层内检测同一视差的细胞可在空间上形成一个图式 (map), 它与视野具有几何对应关系。并认为检测相同视差的细胞间是一种兴奋性相互作用, 而检测不同视差的细胞间则是相互抑制的。Dev 对空间图式为一维的简单情况用计算机作了模拟。

以往的研究多是针对某一功能系统建立模型, 然后在计算机上进行模拟。近年来, 擅长于理论研究的美籍麻省大学教授 Arbib 和日本东京大学工学部教授 Amari (甘利) 也涉足这方面的工作。他们主要用数学分析的方法研究这类神经网络的特性。首先, Arbib 概括了以前的一些工作, 提出了一个竞争和协作神经网络的一般模型^[7]。在他的模型中神经元或神经核团排列成一个二维阵列, 一维是竞争维, 另一维为协作维。这样, Kilmer 等人的 S-RETIC 模型和 Dev 的体视模型就是这个一般模型的

特例, 而 Didday 的模型则可看成是一般模型仅存在竞争维的极限情况 (图 1)。

随后, Amari 和 Arbib 用由大量神经元组成的神经核团及连续神经场构成上述一般的竞争和协作网络^[8], 对这类神经网络的数学方程的解、解的稳定性及其网络的动态特性进行了详细的分析。他们的工作比较系统地揭示了发生在神经网络中的竞争和协作现象。特别是他们对控制青蛙捕食行为的视顶盖网络和形成体视的视皮层网络的分析结果, 较满意地解释了对应的生理现象。这将在下一节介绍。

引人注目的是, 从这一角度进行的研究越来越为人重视。1982 年春, 在日本东京都专门举行了一次“神经网络中的竞争和协作”的学术讨论会。参加的主要是美国和日本的一些脑科学家、神经生理学家、数学家、计算机专家和物理学家。会上提交的二十多篇论文, 涉及了神经系统各级水平的功能, 如图象辨认、模式形成、运动控制、自组织和学习等, 探讨了竞争和协作作用对神经网络完成这些功能所起的作用, 并指出了今后的一些发展前景。有兴趣的读者可以参看这个会议的论文集^[9]。

三、竞争和协作的神经网络模型

1. 神经核团中的协作现象

Amari 和 Arbib 在他们的神经网络中所采用的单个神经元模型如图 2 所示:

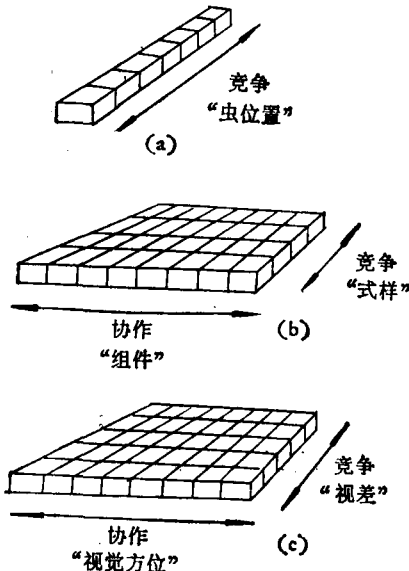


图 1

a. Didday 的青蛙视顶盖模型 b. Kilmer 等人的 S-RETIC 模型 c. Dev 的体视模型

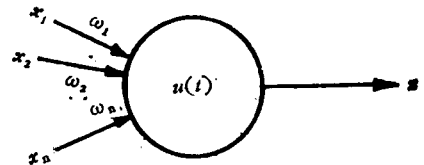


图 2 单个神经元模型

$x_1, x_2, \dots, x_n$ 是输入信号, z 是输出信号。在 t 时刻神经元的状态用 $u(t)$ 表示, 对应于神经元胞体的短时平均膜电位。它随总刺激或输入的加权和 s 的增大而增加,

$$s = \sum_{i=1}^n \omega_i x_i \quad (1)$$

其中 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ 是这些输入 x_i 的突触传递的效率系数或权重。同时, 由于细胞产生适应或能量消耗, 刺激过后, 它以指数形式衰减到细胞的静息电位 $-h$, 衰减的时间常数为 τ 。因此可写出方程:

$$\tau \dot{u} = -u + s - h \quad (2)$$

输入 x_i 和输出量 z 表示脉冲频率的模拟量。输出量 z 与 u 的关系为:

$$z = f(u) \quad (3)$$

f 称为输出函数, 一般是一个 u 的单调非减函数, 在特殊情况下, 也可取单位阶跃函数。

当输入 x_i 保持不变时, 电位 u 以时间常数 τ 收敛于

$$u = \sum_{i=1}^n \omega_i x_i - h = s - h \quad (4)$$

因此

$$z = f(s - h) \quad (5)$$

输出 z 是总输入的单调函数, 其中 h 起着阈值的作用。

一个神经核团就是由 n 个相互兴奋性作用的神经元所组成的网络。网络中每个神经元的输出反过来又输给 n 个神经元。网络中第 i 个神经元的总输入、输出和膜电位分别用 s_i, z_i, u_i 表示, 对这个网络 Amari 运用了统计分析的方法, 当用统计量 $S = \Sigma s_i/n, Z = \Sigma z_i/n, U = \Sigma u_i/n$ 来表征整个网络的宏观特性后, 其动力学方程可写为:

$$\tau \dot{U} = -U + W F(U) + S - H \quad (6)$$

其中 W, F 和 H 分别为神经核团的兴奋性反馈权重、输出函数和阈值。

这个网络具有单个神经元所没有的一些特性。首先, 在持续不变的外界刺激下, 网络的平衡态 $\bar{U}$ 是 S 和 W 的函数:

$$\bar{U} = \bar{U}(S, W) \quad (7)$$

当 $W < \sqrt{2\pi}$ 时, $\bar{U}$ 是 S 的单调递增饱和函数; 当 $W > \sqrt{2\pi}$ 时, $\bar{U}$ 不再是 S 的单调函数, $\bar{U}$ 与 S 的函数关系曲线成了 S 形, 即网络对于某个范围的 S 值出现了双稳态, 具有一种磁滞 (hysteresis) 效应的开关特性。其次, 这个网络

的收敛时间常数 τ' 与单个神经元的收敛时间常数 τ 不同, 其关系为:

$$\tau' = \tau / [1 - W F'(\bar{U})] \quad (8)$$

这些结果说明了神经核团存在了协作作用, 其特性已相当不同于组成它的单个神经元的特性, 它可以用作构造进行竞争和协作的神经网络的基砖。

2. 初级竞争模型

最简单的这种模型是由 n 个兴奋性神经核团和一个抑制性神经核团所组成 (图 3)。 U_i 是第 i 个兴奋性神经核团的平均膜电位, S_i 为它的输入, 兴奋性核团的输出 $F(U_i)$ 对抑制性核团起兴奋性作用, 抑制性核团的平均膜电位记为 V , 它的输出反过来对所有的兴奋性核团的活动产生抑制。这个模型的方程可表为:

$$\begin{cases} \frac{dU_i(t)}{dt} = -U_i + W_1 F(U_i) - W_2 G(V) \\ \quad - H_1 + S_i \\ \quad i = 1, 2, \dots, n \\ \tau \frac{dV(t)}{dt} = -V + \sum_{i=1}^n F(U_i) - H_2 \end{cases} \quad (9)$$

这儿输出函数分别取

$$\begin{aligned} F(U) &= \begin{cases} 1 & U > 0 \\ 0 & U \leq 0 \end{cases} \\ G(U) &= \begin{cases} u & U > 0 \\ 0 & U \leq 0, \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

其中 W_1 为核团自兴奋反馈权重, W_2 为抑制性核团对兴奋性核团的作用权重, H_1 和 H_2 分别为兴奋性核团和抑制性核团的阈值。抑制性核团自身无兴奋性反馈。方程中时间常数已作了归一化。

对方程中的一些参数作了适当限制后, 从模型中可得到如下一些结果:

(1) 在网络达到平衡后, 至多只能有一个核团兴奋。

(2) 如果所有核团的 U_i 在初始时刻相同, 那么, 当受外界刺激并达到平衡时, 保持兴奋的神经核团一定是接受最大刺激的那个, 但这并不排斥在达到平衡以前可以有多个核团兴奋。

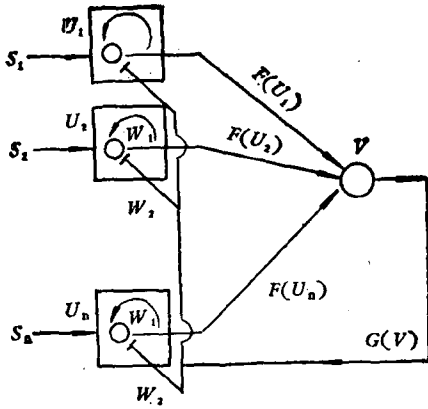


图3 初级竞争模型

← 兴奋性联系 T 抑制性联系

例如,当刺激 S_1 和 S_2 都大于阈值 H_1 时,且 $S_1 > S_2$, 第一个核团会首先兴奋。由于抑制性核团产生的作用在时间上有一延滞,在抑制性作用产生作用之前,第二个核团也会产生兴奋,但最终第二个核团的兴奋要被抑制掉。当 S_1 比 S_2 大得多时,整个动态过程中可能仅第一个核团产生兴奋;当 S_1 和 S_2 的值很接近时,则不仅两个核团都兴奋起来,而且在第一个核团再次兴奋之前,还会出现两个核团都不兴奋的状态。这些现象在核团间还具有协作联系的网络中是很有意义的,因为当一系列同等大小的刺激作用于一些相互竞争的核团时,这些核团一时都会兴奋起来,而最后获胜者则不仅取决于自身受到的刺激大小,而且还取决于当时到达的其它兴奋性核团的协作信号的大小。

(3) 由于神经核团具有双稳态特性,因此网络还显示了磁滞效应,即第一个兴奋的核团只要受到大于 H_1 的刺激就会兴奋起来。但是,它一旦兴奋后,只有当刺激小于 $H_1 - W$ 时才能转入不兴奋,这儿 $W = W_1 - (1 - H_2)W_2 > 0$ 。而且,有一个核团已经兴奋后,另一个核团要兴奋,它受到的刺激必须大于 $H_1 + (1 - H_2)W_2$ 。因为它还必须克服早已处于兴奋状态核团的抑制作用;而它要从兴奋转入不兴奋,刺激量则只要小于 $H_1 + W_1 - 2W$ 。

由于网络存在磁滞效应,当外界刺激的分布发生变化后,就需要有一种机制使得网络从

一种稳态转入另一种稳态。这一点可以通过改变一会阈值,比如 $H_1 \rightarrow H'_1 \rightarrow H_1$, 就可以达到重新安排网络稳态的目的。

3. 一维连续神经场的竞争模型

把以上初级竞争模型中兴奋性核团推广到一维神经场的情况。这时输入刺激和输出都用 x 的连续量代替,抑制性核团仍保持原样。自兴奋反馈权重 $\omega_1(x)$ 是一对称函数,即

$$\omega_1(x) = \omega_1(-x),$$

它随距离 x 的增加急剧减小,作用距离为 δ 。把初级竞争模型方程中的求和代以积分就得出此连续情况的方程:

$$\begin{cases} \frac{\partial U(x, t)}{\partial t} = -U(x, t) + \int_{-\infty}^{\infty} \omega_1(x) \\ \quad - \xi F[U(\xi, t)] d\xi \\ \quad - W_2 G[V(t)] - H_1 - S(x, t) \\ \tau \frac{\partial V(t)}{\partial t} = -V(t) + \int_{-\infty}^{\infty} F[U(\xi, t)] d\xi \\ \quad - H_2 \end{cases} \quad (11)$$

从方程(11)中可以得到一些很有趣的动态反应特性。给神经场一个连续分布的刺激,由于兴奋性联系的结果,兴奋区会迅速扩布,而后抑制性神经核团活动,兴奋区会收缩到一个稳定的长度 a 。由于兴奋性扩布发生在抑制产生

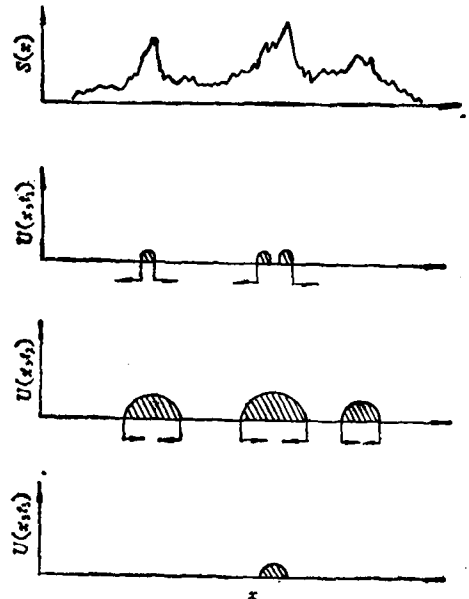


图4 竞争模型对多峰刺激的动态反应过程

$S(x)$ 是刺激分布, x 点上 t_i 时刻的反应用 $U(x, t_i)$ 表示

之前,即使一个很尖的脉冲类刺激也能引起兴奋区长度为 a 的稳定兴奋。

对于刺激分布是多峰的情况,如果各个峰相距较远,大于兴奋性作用距离 δ ,则各个峰引起的兴奋区间无兴奋性相互作用,只是通过抑制性核团相互产生抑制。最终接受最大刺激的区域获胜(图4)。在特殊情况下,当两个或多个刺激相等时,会使已兴奋的区域,再次一度全部消失。如果刺激仍保持不变,则最终还是其中一个会获胜。

当两个强度近似相等的刺激峰位于一定范围内时,两个刺激部位先兴奋,然后扩展,两个兴奋区融为一体,最后兴奋区缩小,并维持在两个刺激部位的中间(图5)。

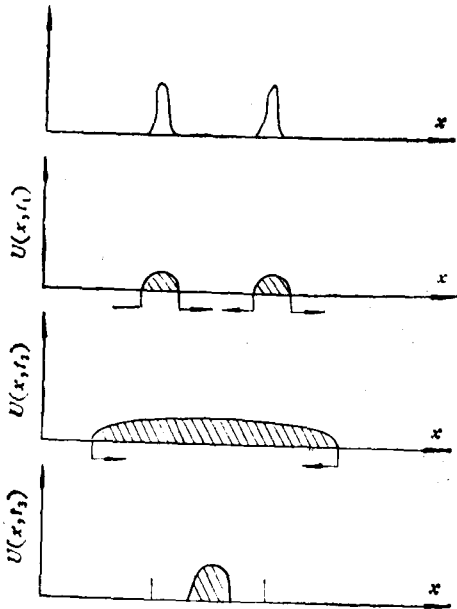


图5 双峰刺激的反应

图中符号用法同图4

两维的兴奋性连续神经场和一个一维的抑制性连续神经场所组成。

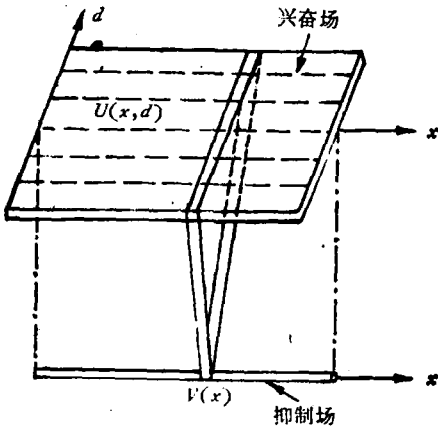


图6 分层模型

Amari 和 Arbib 用这个全模型来模拟体视的形成机制,两维兴奋性神经场中的 x 维表示空间位置,产生的是协作作用,另一维 d 表示双眼视差,产生竞争。为了便于讨论起见,他们把二维的兴奋性场中的竞争维 d 离散化,这个简化了的模型称为分层模型(图6)。其方程为:

$$\left\{ \begin{aligned} \frac{\partial U_d(x, t)}{\partial t} = & -U_d(x, t) + \int_{-\infty}^{\infty} \omega_1(x) \\ & - \epsilon F[U_d(\epsilon, t)] d\epsilon \\ & - \int_{-\infty}^{\infty} \omega_2(x - \epsilon) G[V(\epsilon, t)] \\ & \times d\epsilon - H_1 + S_d(x, t), \\ & d = 1, 2, \dots, d_n \\ \tau \frac{\partial V(x, t)}{\partial t} = & -V(x, t) - H_2 \\ & + \sum_d F[U_d(x, t)] \end{aligned} \right. \quad (12)$$

这儿抑制性神经场对兴奋性神经场的抑制作用的权重 $\omega_2(x)$ 也是一个与 $\omega_1(x)$ 类似的分布函数,只是空间作用距离更短。对这个模型,他们比较着重地讨论了各层之间的相互作用,特别是作用于各层上的刺激在 x 维上有重迭情况时的网络动态过程。现将其主要结果概括如下:

因为各层之间是一种竞争关系,当处于平衡时,在同一 x 位置至多只能有一层是处于兴奋的。

4. 全模型和分层模型

Amari 和 Arbib 还分析了一个一般化的竞争和协作的神经网络模型—全模型。它由一个

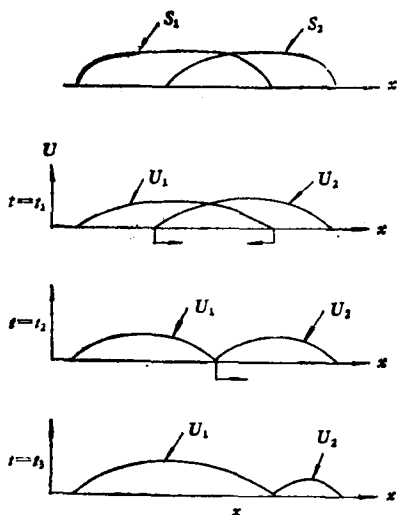


图 7 分层模型对重叠刺激的动态反应过程

S_1 和 S_2 分别代表第一层和第二层上的刺激模式, U_1 和 U_2 分别代表第一层和第二层上的反应大小, t_i 代表时间序列。

当两层(或多层)接受重叠的阈上刺激时,开始在各自受刺激的区域上两层都产生兴奋。然后兴奋区逐渐缩小,两兴奋区的交界区会缩至一点,并位于两刺激重叠区的中点。如果这点不稳定,交界点就会向一侧移动,一般移向刺激较弱的一方,最后稳定于刺激重叠区的一个边界点上。因此,两兴奋区交界点位置有三点,它最终稳定于哪一点,与刺激大小和形状有关(图 7)。网络同样存在磁滞效应,某一层一旦兴奋起来后,即使把外界刺激减弱,它仍可维持稳定的兴奋状态。这些结果在下节将用于解释体视的形成机制和体视中的现象。

四、模型在生理上的意义

Amari 和 Arbib 认为人的视皮层具有深度检测功能的神经网络可用上述分层模型来模

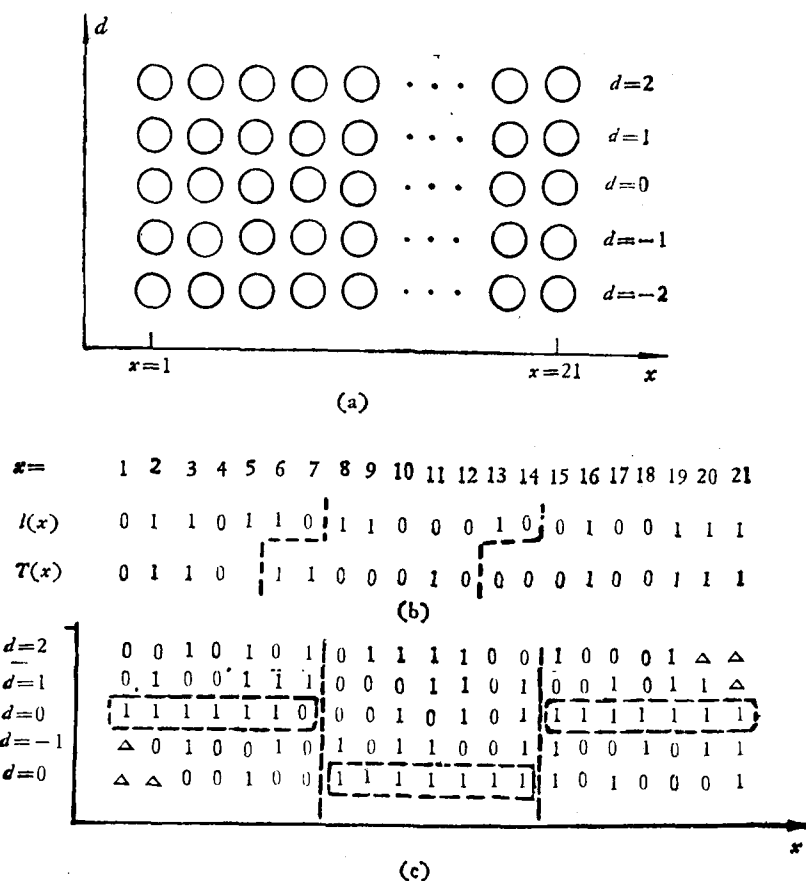


图 8

(a) 双眼视差神经元的阵列。(b) 一维随机点图对的视觉刺激。(c) 双眼视差神经元的兴奋模式

拟, 对此他们用下述简单的例子来说明: 一个五层的阵列, 这五层检测的双眼视差(d)分别为 0, ± 1 , ± 2 (图 8a)。每层由 21 个检测视差的神经元(或核团)所构成, 神经元所对应的视野(这儿为一维情况)的位置为 x 。视觉刺激也取一维的随机点立体图对(图 8b), 它由 21 个黑点或白点所组成, 其中编码 1 表示黑点, 0 表示白点。 $l(x)$ 与 $r(x)$ 分别为左右眼接受的刺激。所给的这对随机点图对的中间七个点已具有了 $d = -2$ 的双眼视差。当把这两个随机点图对分别同时呈现于左、右眼时, 就会兴奋视皮层的双眼视差检测神经元。检测双眼视差为 d 的那一层的神经元兴奋模式可如下得到。固定呈现右眼的随机点图, 把呈现左眼的随机点图朝左边移动 d 个位置。这时, 当 x 位置上两图对对应的点编码相同时, 则此处的双眼视差神经元被兴奋, 记为 1, 反之不兴奋, 记为 0, 脱空的位置用 Δ 表示。如此可得出整个双眼视差检测皮层上的兴奋模式(图 8c)。它是神经网络的初始状态, 神经元间再通过竞争和协作作用, 最后趋于平衡态。这个过程认为是在呈现图对到出现深度知觉的时间内进行的。从上节分层模型得到的结果可以确定出平衡态时的神经网络中的兴奋模式, 即同一视差内若干兴奋性相邻神经元联合成一片, 不同视差的神经元相互抑制。图 8c 中细线框内的部分给出了这个网络达到平衡时最终的兴奋模式, 在 0 视差背景上, $d = -2$ 处有 7 个神经元($x = 8 \rightarrow x = 14$)处于兴奋状态, 可以看到它正确地检出了随机点图

对中的深度位置。另外, 体视中的磁滞效应(即一旦看出深度后, 即使把刺激减弱到开始看出深度所需的刺激阈值以下, 深度知觉仍可保持)也可用此模型加以解释。

五、结 语

以上介绍了近年来神经系统中竞争和协作问题的研究概况, 着重于有关这些现象的理论模型。虽然这方面的工作刚刚兴起, 但其重要性正日益为人们所认识。研究者们认为, 竞争和协作的相互作用是神经系统信息加工中的相当普遍的现象, 这方面的研究也许能对大脑机制的了解提供一条新的途径。

参 考 文 献

- [1] Kilmer, W. L. et al.: *International Journal of Man-Machine Studies*, 1, 279—309, 1969.
- [2] Didday, R. L.: *Mathematical Biosciences*, 30, 169—180, 1976.
- [3] Lettvin, J. Y. et al.: *Proceedings of the IRE*, 47, 1940—1951, 1959.
- [4] Ingle, D.: *Brain, Behavior and Evolution*, 1, 500—518, 1968.
- [5] Julesz, B.: *Foundations of Cyclopean Perception*, University of Chicago Press, Chicago, 1971.
- [6] Dev, P.: *International Journal of Man-Machine Studies*, 7, 511—528, 1975.
- [7] Arbib, M. A.: *Annals of Biomedical Engineering*, 3, 238—274, 1975.
- [8] Metzler, J.: *Systems Neuroscience*, Academic Press, N. Y., 119—165, 1977.
- [9] Amari, S., and Arbib, M. A.: *Competition and Cooperation in Neural Nets*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, 1982.

[本文于 1983 年 7 月 7 日收到]

锰在光合作用放氧过程中的可能机理

梅 镇 安

(北京大学生物系)

早在三十年代, Hopkins 证明小球藻的生长必须有锰的存在, 随后许多人亦发现自养放 O_2 的有机体的生长, 不可缺少锰, 而且, 知道锰与光合作用有关。直到 1955 年 Kessler 才发现

它与放 O_2 有关, 并且, 推测锰的作用部位在光系统 II 的氧化侧。近几年来才有实验证据支持了这个推测。

人们普遍认为光合作用释放的氧来源于