



心理学评论
第65卷，第6期，1958年

知觉器：信息存储和组织的概率模型 在大脑中¹

F.ROSENBLATT

康奈尔航空实验室

如果我们最终要理解高等生物体的感知识别、概括、回忆和思考的能力，我们必须首先对三个基本问题做出回答。

1. 关于物理世界的信息是如何被生物系统感知，或探测到的？
2. 信息是以什么形式存储的，或者说是以什么形式被记住的？
3. 存储或记忆中包含的信息如何影响识别和行为？

其中第一个问题属于感觉生理学的范畴，也是唯一一个已经取得明显理解的问题。本文将主要关注第二和第三个问题，这两个问题仍有大量的猜测，而且目前由神经生理学提供的少数相关事实还没有被整合成一个可接受的理论。

关于第二个问题，人们坚持两种不同的立场。第一种观点认为，感觉信息的储存是以编码表征或图像的形式进行的，在感觉刺激与图像之间有某种一对一的映射。

¹ 这一理论的发展是在康奈尔航空实验室公司进行的，由海军研究办公室赞助，合同号为Nonr-2381 (00)。本文主要是对参考文献中报告的材料改编。**15中报告的材料，该报告是关于该计划的第一份完整报告。**

和存储的模式。根据这一假设，如果人们理解了神经系统的代码或"线路图"，原则上就能够通过从它们留下的"记忆痕迹"中重建原始感觉模式来发现生物体所记得的确切内容，就像我们可以开发一个照相底片，或翻译数字计算机"存储器"中的电荷模式一样。这一假设因其简单性和可理解性而具有吸引力，围绕着编码的、表征性的记忆的想法，已经开发了一大批大脑理论模型 (2, 3, 9, 14)。另一种方法源于英国经验主义的传统，认为刺激物的图像可能根本就没有被真正记录下来，中枢神经系统只是作为一个复杂的开关网络，保留的形式是活动中心之间的新连接，或路径。在这一立场的许多最新发展中 (例如，赫伯的"细胞装配"和赫尔的"皮质预期目标反应")，与刺激相关的"反应"可能完全包含在中枢神经系统本身。在这种情况下，反应代表一种"想法"，而不是一种行动。这种方法的重要特点是，从来没有根据某种代码将刺激简单地映射到记忆中，从而允许以后的重建。无论在

形成的信息必须以某种方式被储存为对特定反应的偏好；也就是说，信息包含在连接或关联中，而不是在地形上被发送。（在本报告的其余部分，反应一词应理解为生物体的任何可区分的状态，它可能涉及或不涉及外部可检测的肌肉活动。例如，根据这个定义，中枢神经系统中某些细胞核的激活可以构成一个反应）。

与这两种关于信息保留方法的立场相对应，对于第三个问题，即储存的信息对当前活动施加影响的方式，存在两种假设。编码记忆理论家

"被迫得出结论：对任何刺激的识别都涉及到储存的内容与传入的感觉模式的匹配或系统比较，以确定当前的刺激是否以前见过，并确定生物体的适当反应。另一方面，经验主义传统的理论家们基本上将第三个问题的答案与第二个问题的答案结合起来：由于储存的信息采取了新的连接形式，或神经系统中的传输通道（或创造了功能上等同于新连接的条件），因此，新的刺激将利用这些已经创建的新路径，自动激活适当的反应，而不需要任何单独的过程来识别或鉴定它们。

这里要介绍的理论在这些问题上采取了经验主义或"连接主义"的立场。

观念。该理论是为一个假想的神经系统或机器开发的，称为感知器。感知器的设计是为了说明一般智能系统的一些基本特性，而不至于太深地陷入特殊的、经常是未知的、对特定的生物逻辑生物体而言的条件中。读者应该很容易看出感知器和生物系统之间的类比关系。

在过去的几十年里，符号逻辑、数字计算机和开关理论的发展，使许多理论家对神经元和计算机构成的简单开关单元之间的功能相似性印象深刻，并提供了必要的分析方法，以便用这些元素来表示高度复杂的逻辑功能。其结果是出现了大量的大脑模型，这些模型仅仅相当于对刺激序列进行特定算法（代表

"回忆"、刺激比较、转换和各种分析）的逻辑装置--

例如，拉舍夫斯基(14)、麦库洛赫(10)、麦库洛赫与皮茨(11)、卡尔伯森(2)、克莱恩(8)，以及明斯基(13)。

相对少数的理论家，如阿什比

(1)和冯-诺伊曼(17,

18)，一直关注的问题是，如何使一个包含许多随机连接的不完善的神经网络可靠地执行那些可能由理想化的布线图表示的功能。不太幸运的是，符号逻辑和布尔代数的语言不太适合于这种研究。需要一种合适的语言来对系统中的事件进行数学分析，在这种情况下，只有总的组织结构可以被描述，而

准确的结构是未知的，这使得作者用概率论而不是符号逻辑来制定目前的模型。

上面提到的理论家们主要关注的问题是，像感知和回忆这样的功能是如何通过任何一种威慑性的物理系统来实现的，而不是大脑实际上是如何实现的。

已经产生的模型在某些重要方面都是失败的（缺乏平等的潜力，缺乏神经经济性，连接和同步的过度特殊性）。同步的要求

要求，不切实际的刺激足以使细胞点燃，假设的变量或功能特征没有已知的神经学相关性，等等），以对应于生物系统。这种方法的支持者坚持认为，一旦证明任何种类的物理系统可以被制成

一旦证明任何种类的物理系统可以被用来感知和识别刺激，或执行其他类似大脑的功能，就只需要完善或修改现有的原则，以了解更现实的神经系统的工作，并消除上述的缺点。

另一方面，作者的立场是，这些缺点是这样的：仅仅完善或改进已经提出的原则，永远无法解释生物智能；*原则上的差异*是明确的。

这里要总结的统计可分离性理论（参见**15**），似乎在原则上为所有这些困难提供了一个解决方案。

那些理论家--

赫伯（**7**）、米尔纳（**12**）、埃克斯（**4**）、哈耶克（**6**）--

他们更直接地关注生物神经系统及其在自然环境中的活动，而不是形式上的分析。

因此，通常很难评估他们所描述的系统是否能在现实的神经系统中实际工作，以及必要和充分的条件是什么。在这里，缺乏一种在熟练程度上可与网络分析家的布尔代数相媲美的分析语言也是主要障碍之一。这组人的贡献也许应该被看作是对寻找和研究的建议，而不是作为其本身的成品理论体系。从这个角度看，从以下理论的角度看，最具有提示性的工作是赫伯和哈耶克的工作。

由Hebb（**7**）、Hayek（**6**）、Uttley（**16**）和Ashby（**1**）阐述的立场，特别是感知器理论的基础，可以由以下假设来概括。

1. 参与学习和识别的神经系统的物理连接在不同的生物体之间并不完全相同。在出生时，最重要的网络的构建在很大程度上是随机的，受到最低数量的遗传约束。

2. 连接的细胞的原始系统能够有一定的可塑性；经过一段时间的神经活动后，由于神经元本身的一些相对持久的变化，施加在一组细胞上的刺激将引起另一组细胞的反应的概率可能会改变。

3. 通过接触大量的刺激样本，那些最"相似"的刺激（在某种意义上必须以特定的物理系统来定义）将倾向于

形成通向同一组反应细胞的途径。那些明显"不相似"的细胞将倾向于发展与不同反应细胞组的连接。

4. 正强化和/或负强化的应用（或具有这种功能的刺激）可以促进或阻碍目前正在进行的任何连接的形成。

5. 在这样一个系统中，相似性在神经系统的某个层面上表现为类似刺激激活相同的细胞组的趋势。

相似性不是特定形式或地理计量量类刺激的必要属性，而是取决于感知系统的物理组织，这种组织通过与特定环境的互动而演变。

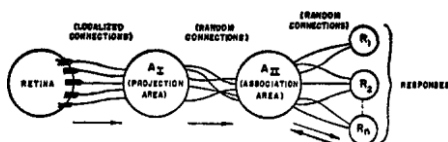
系统的结构，以及刺激-环境的生态学，将影响并在很大程度上决定"事物"的类别，感知世界被划分为这些类别。

感受器的组织

一个典型的光电感知器（对光学图案作为刺激作出反应的感知器）的组织结构显示在图1。其组织规则如下。

1. 刺激物撞击在感觉单元（S点）的视网膜上，在一些模型中，这些感觉单元被假定在全有或全无的基础上做出反应，或者在其他模型中，以与刺激物强度相近的脉冲幅度或频率做出反应。在这里讨论的模型中，将假设全有或全无的反应。

2. 脉冲被传送到"投射区"（Ar）的一组联想细胞（A-单元）。在一些模型中，这个投射区可能被省略了，在这些模型中，视网膜直接与联想区（Au）相连。



FrG.1.感知器的组织。

投射区的细胞各自接受来自感觉点的若干连接。

向某一特定A单元传递冲动的S点的集合将被称为该A单元的起源点。

这些起源点对A单元的影响可能是兴奋性的，也可能是抑制性的。如果兴奋性和抑制性脉冲强度的代数和等于或大于A单元的阈值（0），那么A单元就会发射，同样是在全有或全无的基础上发射（或者，在某些模型中，这里不考虑，其频率取决于所收到的脉冲的净值）。

脉冲的净值）。投射区的A-单元的原点倾向于围绕某个中心点聚集或聚焦，与每个A-单元相对应。

原点的数量随着视网膜与中心点的距离呈指数下降。有关的A-单元

增加。（这种分布似乎得到了生理学证据的支持，并在轮廓检测中起到了重要的功能作用）。

3. 在投影区和关联区（Arr）之间，连接被假定为是随机的。也就是说，Arr集的每个A单元从Ar集的原点接收一些纤维，但这些原点是随机地分散在整个投影区。除了它们的连接分布外，Arr单元与A1单元是相同的，并在类似的条件下作出反应。

4. 响应，"R1, R2, ...", Rn是细胞（或细胞组），这些细胞

响应的方式与A-单元基本相同。每个响应都有大量的原点，这些原点在Au集上是随机的。向某一特定反应发射脉冲的A单元的集合将被称为该反应的源集。（一个反应的源集与它在A-系统中的原点集是一致的）。图1中的箭头表示通过网络传输的方向。请注意，到An为止，所有的连接都是向前的，而且没有反馈。当我们走到最后一组连接时，在An和R单元之间，连接是双向的。在大多数感知器的模型中，管理反馈连接的规则可以是以下两种选择之一。

- (a) 每个反应都有兴奋性反馈连接到它自己的源集中的细胞，或
- (b) 每个反应都与它自己的源集的完整性有抑制性反馈联系（即，它倾向于禁止任何不向它传送的关联细胞的活动）。

第一条规则在解剖学上似乎更合理，因为R单元可能与它们各自的源头位于同一皮层区域。

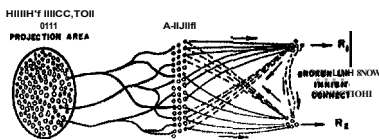


图2A.简单感知器中的连接示意图。

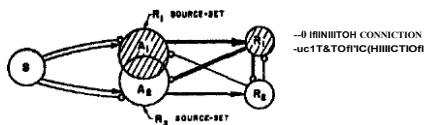


图2B.同每ceptron1的维恩图（阴影显示R1反应的活动集）。

集，使适当的源集的R单元和A单元之间的相互激发变得非常可能。然而，替代规则 (b) 导致一个更易分析的系统，因此将对这里要评估的大多数系统进行假设。

图2显示了一个简化的感知器的组织，它为进入统计可分离性理论提供了便利。在为这个简化模型建立理论后，我们将能更好地讨论图1中系统的优势。图2中所示的反馈连接是临时性的，并进入它们所产生的反应的源集的补充；因此，这个系统是根据上述规则b组织的。这里显示的系统只有三个阶段，第一个关联阶段已经被取消了。每个A单元在视网膜上有一组随机定位的起源点。这样的系统将根据刺激物的共同区域形成相似性概念，而不是通过轮廓或外形的相似性。虽然这样的系统在许多辨别经验中处于劣势，但它的能力仍然是相当令人印象深刻的，这一点将在下面得到证明。图2所示的系统只有两个反应，但显然对可能包括的数量没有限制。

以这种方式组织的系统中的反应是相互排斥的。如果R1发生，它将倾向于抑制R2，并且也将抑制R2的源集。同样地，如果R2发生，它将倾向于抑制R1。如果从一个源集的所有A单元收到的总冲动比另一个（对抗性）反应收到的冲动更强或更频繁，那么第一个反应将

倾向于获得对另一个的优势，并将是发生的那个。如果这样的系统有学习能力，那么就必须有可能修改A单元或它们的连接，使一类刺激在R1源集中往往比在R2源集中唤起更强的冲动，而另一类（不同）的刺激在R2源集中往往比在R1源集中唤起更强的冲动。

我们将假设每个A单元输出的脉冲可以用一个值V来表征，这个值可以是振幅、频率、延时或完成传输的概率。如果一个A单元有一个高值，那么它的所有输出脉冲被认为是更有效的。

与来自A单元数值较低的冲动相比，A单元更有效力，或更有可能到达它们的末梢。一个A单元的值被认为是一个相当稳定的特性，可能取决于细胞和细胞膜的代谢状况，但它不是绝对恒定的。据认为，一般来说，活动期倾向于增加细胞的价值，而价值可能随着不活动而衰减（在一些模型中）。最有趣的模型是那些假定细胞竞争新陈代谢物质的模型，较活跃的细胞以牺牲较不活跃的细胞为代价获得。在这样的系统中，如果没有活动，所有细胞将倾向于保持在一个相对稳定的状态，并且（无论活动如何）系统的净值，以

表1

a、fl和Y系统的逻辑特性的比较

	a- 系统（非补偿性 增益系统）	ti- 系统（恒定进 料系统）。	-y- 系统（寄生增 益系统）。
每次加固的源集的总价值-收益	N_r	K	0
1个单位时间内活跃的A单元的AV	+1	$K/N_{..}$	+1
在支配集之外的非活动A单元的AV	0	$K/N_{..t}$	0
主导集的非活动A单元的AV	0	0	$\frac{-N_{..}}{N, 1, -N_{..}}$
A-系统的平均值	随着增援数量的增加而增加	随着时间的推移而增加	恒定
源集的平均值之间的差异	与强化频率的差异成正比 $(n, r_i - n_{..}, 1)$	0	0

注：在fl和Y系统中，任何A单元的总价值变化将是它所属的所有源集的AV的总和。

$N_{..}$ =源集中的活动单元数

N_{Ar} = 源集中的单位总数

$n_{..t}$ = 与反应r相关的刺激物的数量。

K = 任意常数

它的全部，将在任何时候都保持不变。我们对三种类型的系统进行了定量研究，它们在价值动态方面有所不同。它们的主要逻辑特征在表1中进行了比较。在阿尔法系统中，一个活动单元只是为每个脉冲获得一个价值增量，并无限期地保持这个增益。在β系统中，每个源集被允许有一定的恒定增益率，增量在源集的细胞中按其活动比例分配。在伽马系统中，活跃的细胞以其源集的非活跃细胞为代价获得价值，因此源集的总价值始终是恒定的。

为了分析的目的，区分系统对刺激的反应的两个阶段是很有必要的（图3）。在主导阶段，一定比例的A单元（图中用实心点表示）对刺激作出反应，但R单元仍然不活动。这一阶段是短暂的，并很快让位于后主导阶段，在这一阶段中，其中一个反应变得活跃，抑制组合中的活动。

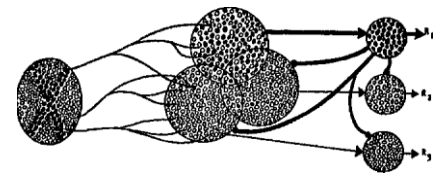
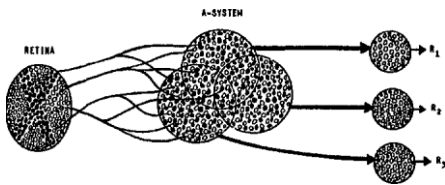


图3A. 主导阶段，抑制性连接未显示。黑色实心单元是活跃的。



图，3B。后支配阶段。主导子集抑制对手集。抑制性连接显示

图3. 对刺激物的反应阶段。

它自己的源集的元素，从而防止任何替代反应的发生。碰巧成为主导的反应最初是随机的，但如果A单元得到强化（即如果允许活跃的单元获得价值），那么当相同的刺激在以后的时间再次呈现时，相同的反应将有更强的倾向性出现，可以说学习已经发生了。

主要相位的分析

这里考虑的感知器总是假定A单元的激活有一个固定的阈值，8。这样的系统将被称为固定阈值模型，与连续换能器模型相反，其中A单元的反应是冲击刺激能量的一些连续函数。

为了预测学习在固定阈值感知器的曲线中，有两个变量被认为是最重要的。它们的定义如下。

$P_a =$

被一定大小的刺激物激活的A单元的预期比例。

$P_c =$ 条件概率

一个对给定刺激S1有反应的A单元，也会对另一个给定刺激S2有反应。

可以证明（Rosenblatt, 15），随着视网膜尺寸的增加，S点的数量（ N ，）很快就不再是一个重要的参数， P_0 和 P_c 的值接近于它们在具有无限多点的视网膜中的值。因此，对于一个大的视网膜，方程式如下。

$$\times (y, s-9)$$

$$P(e,i) = \prod_{i=0}^L P(e,i) \quad (1)$$

其中

$$P(e, i) = (:) \quad R - (1 - R)x -$$

$$X () Ri (1 - R)u - i$$

和

R = 被刺激物激活的S点的比例
 x =

每个A单元的兴奋性连接的数量

y =

每个A单元的抑制性连接的数量

θ = A级单位的阈值。

(量 e 和 i 是A单元从刺激中接收到的兴奋的兴奋和抑制成分)。

如果代数式

总和 $a = e + i$ 等于或大于比 θ , 则假定A单元会响应)。

$$P_c = \frac{1}{P_a} \sum_{e=\theta}^x \sum_{i=\theta-\theta}^y \sum_{l_e=0}^e \sum_{l_i=0}^i \left| \begin{array}{c} z-6 \quad y-i \\ L \quad L \quad P(e, i, l, l, g, g;) \\ O_i = D \quad O_i = 0 \end{array} \right| \quad (2)$$

$$(e - i - l, + l; + g, - g; 2 \theta)$$

其中

$$P(e, i, l, l, g, g;)$$

$$= (:) \quad R - (1 - R)x - e$$

$$X () Ri (1 - R) u -。$$

$$X (Z:) V - (1 - L) H。$$

$$X (Z) V - (1 - L) i - l。$$

$$\times \left(\begin{array}{c} x - e \\ g_e \end{array} \right) G^{g_e} (1 - G)^{x - e - g_e}$$

$$\times \left(\begin{array}{c} y - i \\ g_i \end{array} \right) G^{g_i} (1 - G)^{y - i - g_i}$$

和

$$L \quad =$$

第一个刺激物S1所照亮的S点中没有被S2所照亮的比例

$$G \quad =$$

残余的S组(第一次刺激留下的)在第二次刺激(S2)中的比例。

量 R 、 L 和 C 指定两个刺激和它们的视网膜重叠。 l 和 l_i 分别是, 当刺激S1被S2取代时, A单元 "失去" 的兴奋性和抑制性起源点的数量; g 和 g_i 是当刺激S1被S2取代时 "获得" 的兴奋性和抑制性起源点的数量。方程2中的求和为在所示极限之间, 受制于侧面条件 $e - i - l, + l_i + g, - g; 2 \theta$ 。

图4显示了 P_a 的一些最重要的特征, 它显示了 P_a 与被照亮的视网膜面积(R)的关系。

请注意, 通过提高阈值 θ , 或通过增加临时连接的比例(y), 可以减少 P_a 的大小。对图4b和4c的比较表明, 如果激励与抑制相等, 那么 P_a 与 R 的函数关系曲线就会变平, 因此, 对于不同大小的刺激, P_a 的变化很小。

这一事实对于需要 P_a 接近最佳值才能正常工作的系统是非常重要的。

图5和图6说明了 P_c 的行为。图5中的曲线可以与图中的 P_a 的曲线进行比较。

4. 请注意, 随着阈值的增加, P_c 的值比 P_a 的情况更急剧下降, P_c 也随着抑制性连接比例的增加而下降, 就像 P_a 一样, 图5, 这是

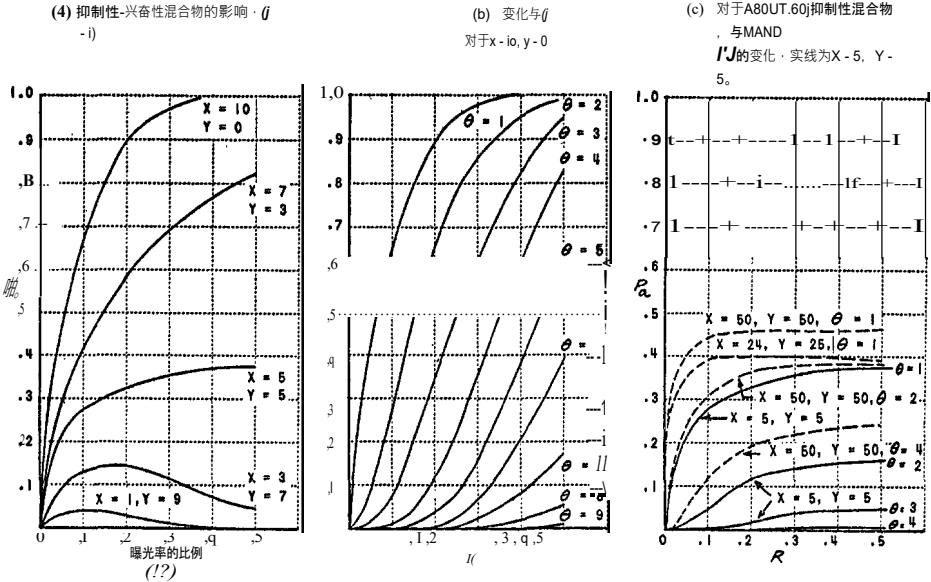


图4. P_a 与被照亮的视网膜面积的关系。

对不重叠的刺激物进行计算，说明即使在刺激物完全不相干的情况下， P_c 仍然大于零，并且 illumi 没有共同的视网膜点。在图6显示了刺激物之间不同数量的重叠的影响。在所有情况下，当刺激物接近完全一致时， P_c 的值会上升到统一。对于较小的刺激（断线曲线）， P_c 的值比大刺激低。同样地，高阈值比低阈值要小。 P_c 的最小值将等于

$$P_{cmin} = (1-L) \cdot (1-G) \cdot Y, \quad (3).$$

在图6中， P_{cmin} 对应于 $\theta = 10$ 的曲线。请注意，在这些条件下，A 单元对两个刺激都有反应的概率 (P) 实际上是零，除非是对相当接近的刺激。身份。这种情况对辨别学习有相当大的帮助。

感知器中学习的数学分析

感知器在主导阶段的反应，即部分 A 单元（分散在整个系统中）对刺激作出反应，很快让位于后主导反应，在后主导反应中，活动被限制在一个单一的源集，其他的源集被抑制。为了确定后支配阶段的“支配”反应，已经研究了两个可能的系统。在一种情况下（均值判别系统，或称 μ 系统），其输入具有最大均值的反应首先作出反应，获得对其他反应的轻微优势，因此它很快成为主导。在第二种情况下（总和判别系统，或称 Σ 系统），其输入具有最大净值的反应获得优势。在大多数情况下，响应平均值的系统比响应总和的系统有优势，因为平均值是

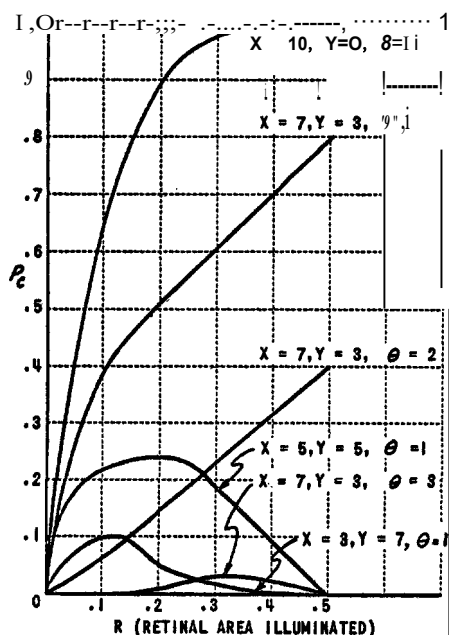


Fig. 5. P_c 是 R 的函数。
对于不重叠的刺激物。

较少受到从一个源集到另一个源集的 P_a 随机变化的影响。然而，在 μ -系统的情况下（见表1）， μ -系统和2:-系统的性能变得相同。

我们已经指出，预计感知器会学习，或形成联想，因为联想细胞的活动导致了价值的变化。在评估这种学习时，可以考虑两种类型的假设实验之一。在第一种情况下，感知器被暴露在一些系列的刺激模式下（这些模式可能在视网膜上的随机位置呈现），并被“强迫”在每种情况下给出期望的反应。（这种强迫反应被认为是实验者的一种特权。在旨在评估试错学习的实验中，使用更复杂的感知器，实验者并不强迫系统进行试错。

以期望的方式作出反应，但只是在反应恰好是正确的时候应用正强化，而在反应错误的时候应用负强化。）在评估这个“学习系列”中发生的学习时，假设感知器被“冻结”在其当前状态中，不允许有进一步的数值变化，并且以完全相同的方式再次呈现相同的刺激系列，使刺激落在视网膜上的相同位置。感知器偏向于“正确”反应（之前在学习系列中被强制的反应）而不是任何给定的替代反应的概率被称为 P ，即在两个替代反应中正确选择反应的概率。

在第二种类型的实验中，一个学习系列与之前完全一样，但不是使用之前显示的相同系列的刺激物来评估感知器的性能，而是预先发送一个新的系列，其中的刺激物可能来自之前的相同类别。

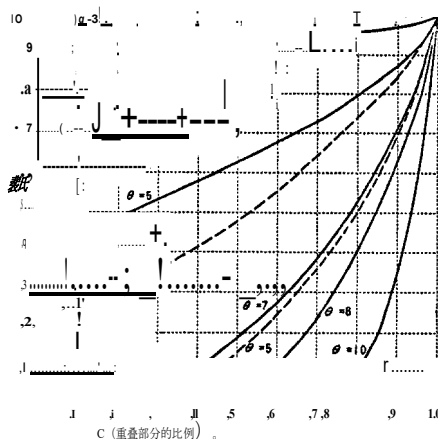


图6. P 作为 C 的函数。
 $X=10, Y=0$. 实线。 $R = .5$; 断线。 $R = .2$.

这一新的测试系列是由投射在随机视网膜位置上的刺激物组成的，这些刺激物是为学习系列选择的独立位置。这个新的测试系列被认为是由投射到随机视网膜位置的刺激物组成的，这些位置的选择与为学习系列所选择的位置无关。测试系列的刺激物也可能在大小或旋转位置上与以前经历的刺激物不同。在这种情况下，我们感兴趣的是感知器对所代表的那类刺激给出正确反应的概率，而不考虑特定的刺激以前是否被看过。这个概率被称为 P_0 ，即正确概括的概率能力。与 P 一样， P_0 实际上是偏向于正确的反应而不是任何一种选择的概率；每次只考虑一对反应，而且在一对反应中反应偏向正确的事实并不意味着可能没有其他偏向于错误反应的对。正确的反应比所有替代方案更受青睐的可能性被指定为 PR 或 Pa 。

在所调查的所有情况下，如果用适当的常数来代替 P 和 P_0 的结果。这个方程的形式是：

$$P = P(Na, > 0) - \langle t \rangle (Z) \quad (4)$$

其中

$$P(Na, > 0) = 1 - (1 - Pa)N$$

$\langle t \rangle (Z) =$ 从 $-\infty$ 到 Z 的

法线曲线积分

和

$$Z = \frac{c}{\sigma} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\frac{1}{\sqrt{2\pi}}} e^{-\frac{1}{2}t^2} dt \right)$$

如果 R_1 是“正确的”反应，而 R_2 是正在考虑的备选反应，公式4是 R_1 被优先考虑的可能性。

R_2 在 n .之后，在学习期间，两个反应中的每一个都被显示了刺激。 N 是每个源集中“有效”

的A单元的数量；也就是说，任何一个源集中没有与两个反应共同连接的A单元的数量。那些共同连接的单元对价值平衡的两边都有同等贡献，因此不会影响对一个反应的净偏向。 Na ，是一个源集中对测试作出反应的活动单元的数量。

刺激， $S1-P(Na, > 0)$ 的概率为正确反应的源集合中的 N 个有效单元中至少有一个单元会被测试刺激物 St 激活的能力（被指定为 R_1 反应）。

在 P_0 的情况下，常数 c_2 总是等于零，其他三个常数与 P ，相同。这四个常数的值取决于物理神经网络（感知器）的参数，也取决于刺激环境的组织。

要分析的最简单的情况是，向感知器展示来自“理想环境”

的刺激，包括随机放置的照明点，其中没有试图根据内在的相似性来对刺激进行分类。因此，在一个典型的学习实验中，我们可能会向感知器展示1000个由视网膜照明点的随机集合组成的刺激，我们可能会任意强化 R_1 作为其中前500个的

“正确

”反应，并强化 R_2 作为其余500个的反应。这种环境是“理想

”的，就像我们在物理学中所说的理想气体一样；它是一个方便分析的伪命题，并不能导致感知器的最佳表现。在理想环境中，常数 c_1

总是等于零，因此，在

在 P_0

(其中 c_2 也是零)的情况下, Z 的值将是零, 而且 Pu 永远不会比0.5的随机期望值好。然而, 在这些条件下, 对 P 的评估对 α 、 β 和 γ 系统之间的差异提出了一些有趣的看法(表1)。

首先考虑阿尔法系统, 它的动态是三个系统中最简单的。在这个系统中, 每当一个A单元活动了一个单位的时间, 它就获得一个单位的价值。我们将假设一个实验, 在这个实验中, N --

(与每个反应相关的刺激数)对所有反应都是恒定的。在这种情况下, 对于总和系统。

$$\therefore 1-Pa) N.\}o$$

$$\begin{aligned} & (5) \\ Ca &= 2Paw \\ c4 &= 0 \end{aligned}$$

其中 w =连接到每个A单元的响应的比例。如果源集是不连贯的, $w=1/NR$, 其中 NR 是系统中的响应数量。对于 μ 系统。

$$\therefore 1-Pa) N.\}o$$

$$\begin{aligned} & (6) \\ Ca &= 0 \\ c4 &= 2w \end{aligned}$$

将 c_3 减少到零, 可以得到 μ 系统比其他系统有明显的优势。

系统。图7和图8中比较了这些系统的典型学习曲线。图9显示了变化对系统性能的影响。

如果 n, n 不是固定的, 而是被视为一个随机变量, 因此, 与每个反应相关的刺激物的数量是从某个分布中单独抽取的, 那么每个

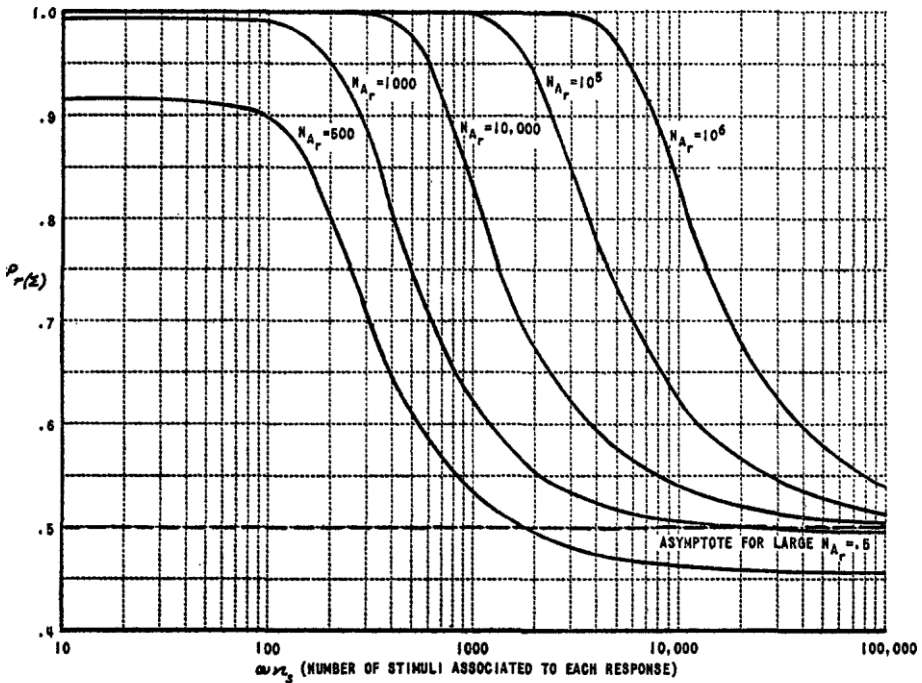


FIG. 7. $P_r(\Sigma)$ as function of ωn_s , for discrete subsets.
($\omega_e = 0$, $P_a = .005$. Ideal environment assumed.)

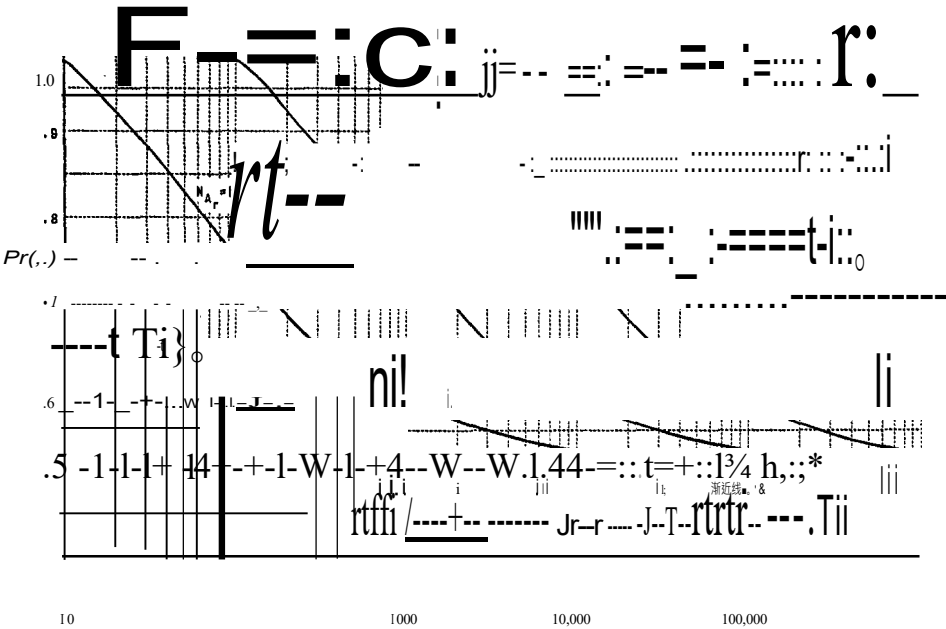


图8. $P_r(\mu)$ 是 wn 的函数。(对于 $Pa=.07$, $w=0$ 。假设理想环境。)

a系统的性能被认为比上述方程显示的要差。在这些条件下， μ 系统的常数为

$$\begin{aligned} c_1 &= 0 \\ c_2 &= 1 - Pa \\ ca &= 2P \cdot 2q^2 \left[\frac{(wNn-1)^2}{Nn-2} + 1 \right] \\ c_4 &= \frac{2(1-Pa)Nn}{(1-Wc)NA} \end{aligned} \quad (7)$$

其中

$q = \frac{CF_{nsr}}{f}$ 与 f 的比率。
 NR = 系统中的响应数量
诱惑
 NA = 系统中的A单元数量
诱惑
我们普通A单元的比例
到 $R1$ 和 $R2$ 。

对于这个方程（以及任何其他将 n ，作为随机变量处理的方程），有必要定义 n, r
在公式4中，作为{该变量的预期值，在所有的反应集合中。

对于6-系统，有一个更大的性能赤字，由于这一事实，净值继续增长，无论发生在系统的什么。由刺激物激活的子集的大净值往往会放大统计差异

导致不可靠的性能。
这种情况下的常数（同样对于 μ 系统来说）是

$$\left. \begin{aligned} c_1 &= 0 \\ c_2 &= (1 - Pa)N_e \\ c_3 &= 2(P_a N_e q \omega N_R^2)^2 \\ c_4 &= 2(1 - Pa)\omega N_R N_e \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

在阿尔法和贝塔系统中，总和判别模型的性能将比以下模型差。
平均值判别的情况。然而，在伽马系统中，可以证明 $P_r(\mu) = Pr(\mu)$ ；也就是说，无论使用-系统还是 μ 系统，在性能上都没有区别。此外，“Y-”的常数为系统，变量为 n ，，是相同的常数，即 α - μ -sys-的常数。

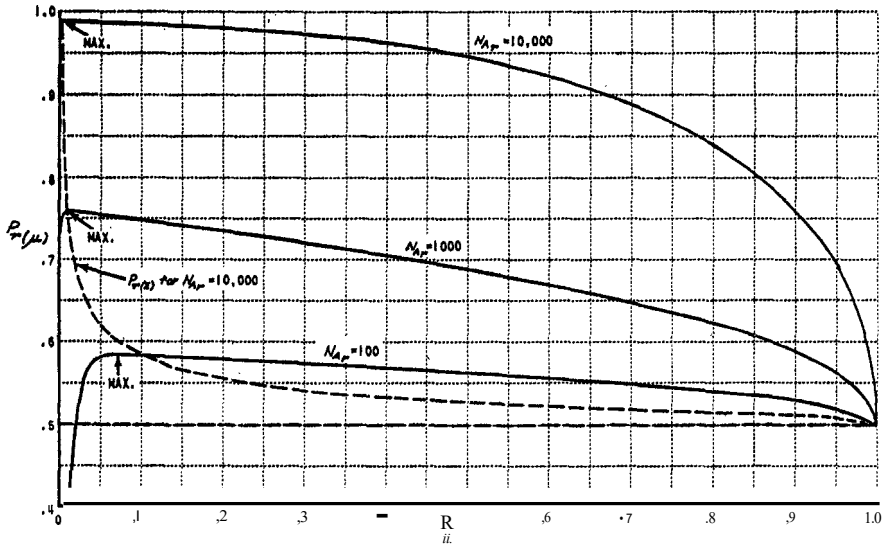


图9. $P_r(\mu)$ 是 Pa 的函数。 (对于 $n_{,,}=1,000$, 我们 $\neq 0$ 。假设为理想环境。)

n 的情况下, 固定的 (公式6)。
图10对这三个系统的性能进行了比较,
可以清楚地看到

证明了
y-系统。
现在让我们把 "理想的en-

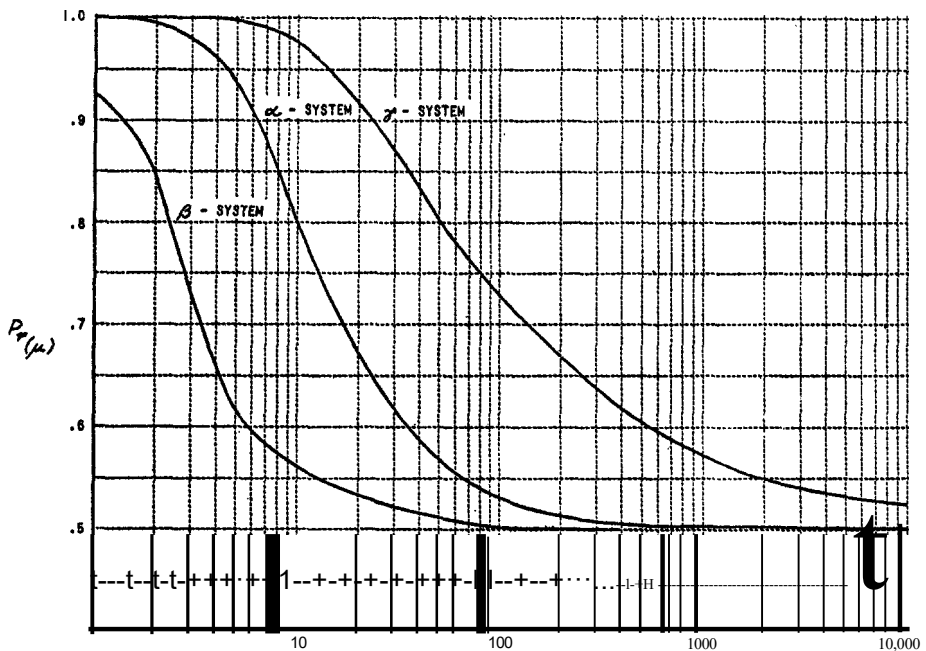


图10. α , β 和 γ 系统的比较, 对于变量 n ,
($NR=100$, $\sigma_{n_{,,}}=.5n_{,,}$, $N_{A_p}=10,000$, $P_r=.07$, $w=.2$)。

我们用一个 "有区别的环境" 的模型来解释 "环境" 的假设, 其中有几类可区别的刺激物 (如正方形、圆形和三角形, 或字母)。如果我们设计一个实验, 在这个实验中, 刺激物被认为是 "有区别的"。

如果每个反应都来自不同的类别, 那么感知器的学习曲线就会发生剧烈的变化。最重要的区别是, 常数 c_i (即 n 的系数, 在 Z 的分子中)

不再等于零, 所以方程4现在有一个非随机的渐近线。此外, 在 p_0 的形式中 (正确的概率概括), 其中 $c_2=0$, 即量 Z 仍然大于零, 而 p_0 实际上接近与 P 相同的渐近线。因此, 对于 P_r 和 p_0 来说, 感知器在对每一类刺激有了无限的经验之后, 其表现的方程式是相同的。

$$Proo = Pooo = [1 - (1 - Pa)N - J$$

$$X \phi () \quad (9)$$

这意味着, 在极限情况下, 感知器之前是否看到过特定的测试刺激并没有什么区别; 如果刺激来自一个有区别的环境, 那么执行

在这两种情况下, 性能都会同样好。为了评估系统在差异化环境中的表现, 有必要定义一个量 P_{cafl} -----。

这个量被解释为从 a 类和 β 类中随机抽取的一对刺激物之间的 p_0 的预期值。

特别是, P_m 是同一类别成员之间的 P_c 的预期值, P_{ci2} 是 P_0 的预期值。

从 S_i 刺激物中提取的 P_c

1类和从2类抽取的 S_2 刺激物。 P_{01x} 是第1类和第2类成员之间 p_0 的预期值

。

从环境中所有其他类别中随机抽取的刺激物。

如果 $Pen > Pa > Pct_2$, 那么限制性的感知器 (p_{000}) 的性能将优于偶然性, 学习一些反应, R_i , 作为1类成员的适当的

"泛化反应", 最终应该发生。如果不满足上述不等式, 那么可能不会出现对偶然表现的改进, 而可能出现第2类反应。可以证明 (15), 对于大多数简单的几何形式, 我们通常认为是

"相似的", 如果系统的参数选择得当, 就可以满足所要求的不等式。

在一个有区别的环境中, 所有反应的 n 都是固定的, A型感知器的总和判别版本的 $P_{...}$ 的方程式将有以下四个系数的表达。

$$\begin{aligned} C_t &= PaNe(Pc11 - Pct2) \\ c_2 &= PaN, (1 - Pc11) \\ cs &= \sum_{r=1,2} 1: Pa(l - Pa)Ne \\ &\quad X [Pc \setminus, +us2 (Pci,)] \\ &\quad + ul (Pc1,) + (wNn - 1) \\ &\quad X (Pctz + u,^2 (p_{01x}) \\ &\quad + ul (Pc, ,)) + 2 (wNn - 1) \\ &\quad (Pct.Peta,)] + Pa2Ne2 \\ &\quad X [u,^2 (Pct,) + (wNn - 1)^2 \\ &\quad Xu,^2 (Pc1a,) + 2 (wNn - 1)E] \\ &\quad \circ \\ C_4 &= \sum_{r=1,2} 1: PaNe [P_{01r} - Pc1r2 \\ &\quad - <1,^2 (Pct,) - <1; 2 (Pc1r) \\ &\quad + (wNn - 1) (Pc1, , - Pc1/) \\ &\quad - o\} (Pc1x))] \end{aligned} \quad (10)$$

其中

$u,^2 (Pci,)$ 和 $u,^2 (Pc1a,)$ 表示

$Petr$ 和 $Pc1a$ 的方差; 在可能的测试刺激集合 S_1 上的测量, 和

$u''(Pc1_i)$ 和 $u;2(Pc1x)$ 代表 $Pc1_i$ 和 $Pc1a_i$ 在所有A单元集合上测量的方差， a_i 。

E $p_{0i}, Pc1x$ 的协方差，假定其可以忽略不计。

迄今为止，出现在这些表达式中的变异数还没有得到精确的分析，可以作为经验变量来对待，以确定有关的刺激类别。如果西格玛被设定为变量预期值的一半，在每种情况下，都可以得到一个保守的估计。当一个给定类别的刺激物都属于

形状相同，并且均匀地分布在视网膜膜上，下标s变量等于零。Pac
)将由同一组系数来表示，除了c2，照例是等于零。

对于平均判别系统，系数为：。

$$\begin{aligned} c1 &= (\text{笔} \\ Pc12) \quad C2 &= (l- \\ Pc11) \quad \left. \begin{matrix} 1 \\ \end{matrix} \right] \\ Cg &= L \left[\begin{matrix} 1 \\ Pa(N.-1) \end{matrix} \right] \quad N.-1 \\ &= X [ul(Pc1_i) + (wNR-1)^2 \\ &\quad Xu/(Pcix)] + [u;^2 (Pcix) \\ &\quad + (wNR- \\ &\quad 1) \lambda^2 u;2 (Pc1x) J \\ C4 &= L \frac{pN}{r-1,2ae} [Pc1,- Pc1/) \\ &\quad - u;^2(Pc1_i) - u;2(Pcix) \\ &\quad + (wNR-1) (Pc1_i,-Pcd) \\ &\quad - <Ts^2(Pcix)-u;2(Pcix))] \end{aligned} \quad (11)$$

一些被认为可以忽略的协方差项在此被省略。

图11显示了一组典型的差异化环境模型的学习曲线，用于平均判别系统。这些参数是基于对某一时刻的测量。

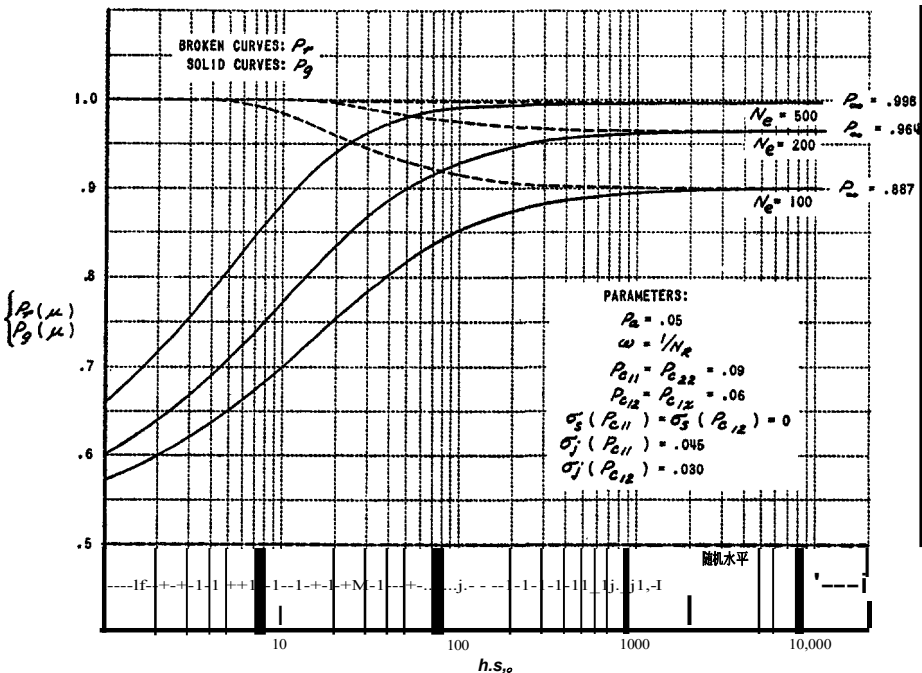


图11. P_i 和 P_0 作为 n 的函数，，。基于方圆判别的参数。

方圆分辨问题。请注意， P 和 P_u 的曲线都接近相同的渐近线，正如预测的那样。这些渐近线的值可以通过代入方程9中的适当系数得到。

随着系统中关联单元数量的增加，渐进学习极限迅速接近统一，因此，对于一个有几千个单元的系统来说，在一个像这里描述的那样简单的问题上，性能误差应该是可以忽略的。

随着系统中反应数量的增加，如果每个反应都与所有备选方案相互排斥，那么性能就会逐渐变差。避免这种恶化的一种方法（在Rosenblatt, 15中详细描述）是通过反应的二进制编码。在这种情况下，不是用100个不同的、相互排斥的反应来代表100个不同的刺激模式，而是找到有限数量的辨别特征，每个特征都可以被独立地识别为存在或不存在，因此，可以用一对相互排斥的反应来代表。考虑到一组理想的二元特征（如深、浅；高、矮；直、弯；等等），100个刺激物类别可以通过适当配置七对反应来区分。

在该系统的进一步修改中，一个反应能够通过其活动或不活动来表示每个二元特征的存在或不存在。这种编码的效率取决于可以找到的用于区分刺激物的独立可识别的“标记”的数量。如果刺激物只能从整体上被识别出来，而不能进行这样的分析，那么最终就需要一个单独的二元反应对，或者说是比特，来进行区分。

表示每个刺激类别的存在或不存在（例如，“狗”或“不是狗”），与所有反应都是互斥的系统相比，没有任何收获。

二价系统

在到目前为止所分析的所有系统中，作为强化或经验的结果，活跃的A单元所获得的价值增量总是积极的，在这个意义上，活跃的单元总是在激活它所连接的反应的能力方面有所提高。在伽马系统中，确实有一些单位失去了价值，但这些总是不活跃的单位，活跃的单位获得的是与它们的活动率成比例的。在二价系统中，有两种类型的强化是可能的（正强化和负强化），一个活跃的单位可能获得或失去价值，这取决于系统中一时的事态发展。如果正强化和负强化可以通过应用外部刺激来控制，它们在本质上就等同于“奖励”和“惩罚”，并且可以被实验者在这个意义上使用。在这些条件下，感知器似乎有能力进行试错学习。然而，一个二价系统不一定涉及奖励和惩罚的应用。如果一个二进制编码反应系统是这样组织的，即有一个单一的反应或反应对来代表每个“位”，或被学习的刺激特征，如果反应是“开”，则对它自己的源集有正反馈，如果反应是“关”，则有负反馈（从活跃的A单元将失去而不是获得价值的意义上来说），那么该系统在其特征上仍然是二价的。这样一个二价的

该系统在产生一些偏见效应方面特别有效（由于其相关刺激的规模或频率更大而偏爱错误的反应），而这些偏见效应困扰着改变的本地系统。

已经考虑了几种形式的二价系统（**15**，第七章）。其中最有效的是具有以下逻辑特征。

如果系统处于正强化状态，那么在"开"反应的源集中的所有活动A单元的值上添加正的AV，而在"关"反应的源集中的活动单元上添加负的AV。

如果系统目前处于负强化状态，那么在"开"响应的源集中的所有活动单元上添加负的AV，而在"关"响应的源集中的活动单元上添加正的AV。

如果源集是不连续的（这对该系统的正常工作至关重要），二价-y系统的等式与一价a系统的系数相同，为 μ 情况（等式11）。该系统的性能曲线如图12所示，其中渐进的泛化概率

该系统可达到的温度是在以下情况下绘制的

在图11中被使用。这是一个n位响应模式中所有位都是正确的概率。很明显，如果大多数正确的反应的赞助，足以确定一个刺激尺度正确，性能会比这些曲线显示的要好。

在一个二价系统的形式中，它利用更合理的生物假设，A单元对连接反应的影响可能是兴奋性或抑制性的。在这个系统中，一个正的AV对应于一个兴奋性单元的递增。

而负的AV对应于一个抑制性单元的增加。

这样一个系统的性能与上面考虑的系统相似，但可以证明其效率较低。

在康奈尔航空实验室的IBM 704计算机的一系列实验中，已经对类似于图12中所示的二价系统进行了详细模拟。结果证明了该理论的所有主要预测，并将在以后单独报告。

改进的感知器和自发组织

前面几节对每个感知器性能的定量分析省略了对时间作为刺激维度的任何考虑。一个没有时间模式识别能力的感知器被称为"瞬间刺激感知器"。可以证明(15)，同样的统计可分离性原则将允许感知器区分速度、声音序列等，只要刺激留下一些暂时持续的痕迹，如改变的阈值。

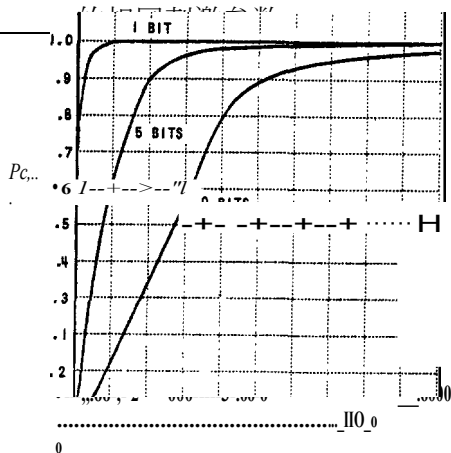


图12.二价二元系统的 $P_{a..}$ （参数与图11相同）。

导致A系统在时间 t 的行为 $lvlt_y$ 在一定程度上取决于时间 $t-1$ 的活动。

我们还假设A单元的原点是完全随机的。可以证明，通过对原点进行适当的组织，其中空间分布受到限制（如图1所示的投影区原点），A-单元将对轮廓的位置变得特别敏感，性能也将得到改善。

在最近的发展中，我们希望在不久的将来详细报告，已经证明，如果允许A单元的值以与它们的大小成比例的速度衰减，就会出现一个惊人的新特性：感知器能够"自发"形成概念。也就是说，如果系统被暴露在两个"不同"类别的随机系列刺激下，它的所有反应都被自动强制，而不考虑它们是"正确"还是"错误"，系统将倾向于一个稳定的终端条件，其中（对于每个二元反应）对一个刺激类别的成员的响应是"1"，而对另一个类别的成员是"0"；也就是说，感知器将自发识别

即感知器将同时识别两个类别之间的差异。这一现象已经在704计算机的模拟实验中得到了成功的证明。

一个感知器，即使只有一个在A单元和反应单元的逻辑层面上，可以证明在选择性回忆和选择性注意领域有许多有趣的特性。这些特性通常取决于不同反应的源集的交叉点，并在其他地方详细讨论（15）。

对视觉对象进行"命名"，并让感知器做出"命名左边的物体"或"命名这个刺激物的颜色"的命令所指定的选择性反应。

在这一点上，人们很可能提出这样的问题：感知器的能力究竟在哪里停止。我们已经看到，所描述的系统对于模式识别、联想学习以及选择性注意和选择性回忆所需的认知集来说是足够的。该系统似乎有能力进行时间模式识别，以及空间识别，涉及任何感觉模式或模式组合。可以证明，在适当的强化下，它能够进行试错学习，并能学习发出有序的反应序列，只要它自己的反应通过感觉通道反馈。

这是否意味着，感知器是能否在不作进一步修改的情况下，实现人类语言、交流和思维中所涉及的高阶功能？实际上，感知器能力的极限似乎在于相对判断和关系的抽象化方面。在其"象征性行为"方面，感知器显示出与戈尔茨坦的脑损伤病人有一些惊人的相似之处

(5)。对明确的、具体的刺激的反应是可以学习的，即使适当的反应需要识别一些同时存在的限定条件（例如，如果刺激在左边，就说出颜色，如果在右边，就说出形状）。然而，一旦反应要求识别刺激物之间的关系（如"说出正方形左边的物体"或"指出出现在圆圈之前的图案"），则

对于感知器来说，这个问题通常变得过于困难。仅仅是统计学上的可分离性并不能为高阶抽象提供充分的基础。在这一点上，似乎需要一些在原则上比感知器更先进的系统。

结论和评价

对感知器的理论研究的主要结论可以总结为以下几点。

1. 在一个随机刺激的环境中，一个由相互连接的单元组成的系统，受到上面讨论的参数限制，可以学会将特定的反应与特定的刺激联系起来。即使许多刺激与每个反应相关联，它们仍能以比机会更高的概率被识别出来，尽管它们可能与彼此非常相似，并可能激活系统的许多相同的感受输入。

2. 在这样一个“理想的环境”中，随着所学刺激物数量的增加，正确反应的概率会向其原来的跑马场水平递减。

3. 在这样的环境中，不存在归纳的基础。

4. 在一个“有区别的环境”中，每个人的反应都被认为是“有区别的”。

随着系统学习的刺激数量的增加，对某些特定刺激的学习联想将被正确保留的概率通常接近一个优于机会的渐近值。这个渐近线可以通过增加系统中联想单元的数量而任意地接近于统一。

5. 在有区别的环境中，一个刺激物的概率

在这种情况下，以前没有见过的东西将被正确识别并与它的适当类别相关联（正确归纳的概率）接近于对以前强化的刺激作出正确反应的概率的同一渐近线。这个渐近线将优于机会，如果在满足 $P_{e12} < P_a < P_{e11}$ 的平等条件，因为有关的刺激类。

6. 该系统的性能可以通过使用敏感的投影区和使用二进制响应系统来改善，其中每个响应或“位”对应于刺激的一些独立的特征或属性。

7. 在二价强化系统中，试错学习是可能的。

8. 刺激模式和反应的时间组织可以由一个系统来学习，该系统只使用原始的统计可分离性原则的扩展，而不在组织中引入任何重大的复杂问题。

9. 组织系统的系统的组织中引入任何重大的复杂因素。

10. 感知器的记忆是分布式的，在这个意义上，任何联想都可能利用系统中的很大一部分单元，去除联想系统的一部分不会对任何一个辨别或联想的性能产生明显的影响，但会在所有学习的联想中开始显示出普遍的缺陷。

11. 简单的认知集、选择性回忆和对特定环境中存在的类别的自发识别是可能的。然而，对空间和时间关系的识别似乎代表了感知器形成认知性抽象的能力的一个极限。

心理学家，特别是学习理论家，现在可能会问：“目前的理论已经完成了什么。”

超越赫尔、布什和莫斯特勒等人的定量理论，或赫伯的生理逻辑理论中已经完成的工作？”当然，目前的理论仍然过于原始，不能被视为人类学习的现有理论的一个成熟的对手。

然而，作为一个初步的近似，它的主要成就可以被陈述如下。对于一个特定的组织模式（a，

β，或Y。

或μ；单价或双价）

，学习、知觉辨别和概括的基本现象可以从六个基本的物理参数中被预测出来。

等，即。

x：每个A单元的兴奋性连接的数量。

y：每个A单元的抑制性连接的数量。

0：一个A单元的预期阈值。

w：一个A单元所连接的R单元的比例。

NA：系统中A单元的数量，和

Nn：系统中R单元的数量。

N_i（感觉单元的数量）如果非常小，就会很重要。假设系统开始时，所有单元都处于统一的价值状态；否则也需要初始价值分配。上述每个参数都是一个明确定义的物理变量，它本身是可以测量的，独立于我们的行为和感知现象之外。

现象，我们试图预测这些现象。由于它以物理变量为基础，本系统在三个主要方面远远超出了现有的学习和行为理论：简洁性、可验证性、解释力和通用性。

让我们考虑一下这三点这几点依次进行。

1. 朴素性。基本上，这个系统中使用的所有基本变量和规律都已经存在于物理和生物科学的结构中，因此我们发现有必要只假设一个潜在的变量（或结构），我们称之为V，即关联细胞的

"价值"；这是一个必须符合某些可以明确说明的功能特性的变量，并且假定它有一个潜在的可测量的物理关联。

2. 可验证性。以前的量化学习理论，显然无一例外，都有一个重要的共同特点：它们都是基于在特定情况下对行为的测量，利用这些测量（经过理论处理）来预测其他情况下的行为。

这种程序，归根结底，相当于一个曲线拟合和外推的过程，希望描述一组曲线的常数能够适用于其他情况下的其他曲线。

虽然从严格意义上讲，这种外推法不一定是循环的，但它也有许多循环的逻辑困难，特别是在被用作行为的"解释"时。

这种外推法在新的情况下很难证明是合理的，而且已经表明，如果基本常数和参数在任何情况下被重新推导出来，它们在经验上就会被打破

（如从白鼠到人类的变化），那么基本"理论

"基本上是不可辩驳的，就像任何成功的曲线拟合方程都是不可辩驳的。

事实上，心理学家们普遍承认，试图"反驳"当今使用的任何主要学习理论都没有什么意义，因为通过扩展或改变参数，它们

都被证明能够适应任何具体的经验数据。

这体现在越来越普遍的态度上，即选择理论模型主要是个人审美偏好或判断的问题，每个科学家都有权选择自己喜欢的模型。

在考虑这种方法时，人们会想起Kistiakowsky的一句话："给我七个参数，我就能装下一头大象。"

这显然不是一个系统的情况，在这个系统中，独立的变量或参数可以独立于预测的行为进行测量。

在这样一个系统中，如果目前使用的参数会导致不恰当的结果，那么就不可能"强制"拟合经验数据。结果。在

目前的理论中，如果在新的情况下不能拟合曲线，就会清楚地表明理论或经验测量是错误的。

因此，如果这样的理论在反复测试中确实成立，我们就可以对它的有效性和普遍性有更大的信心，而不是对必须手工调整以满足每种情况的理论。

3. 解释力和通用性。

本理论是由基本的物理变量推导出来的，并不专门针对任何一种生物体或学习情况。它在原则上可以被概括为涵盖任何物理参数已知的系统中的任何形式的行为。在这些基础上构建的学习理论，应该比以前提出的任何理论都要强大得多。它不仅会告诉我们在任何已知的生物体中可能发生什么行为，而且会允许合成行为系统，以满足特殊要求。其他学习理论随着它们的普遍化，往往变得越来越有质量。

因此，当我们试图把它从任何物种和任何情况下归纳出来时，一套描述奖励对白鼠T型迷宫学习的影响的方程式就简单地简化为一个声明：奖励行为倾向于随着概率能力的增加而发生。这里所介绍的理论并没有因为通用性而失去其精确性。

唐纳德·赫布 (Donald Hebb) (7) 提出的理论试图避免基于行为的模型的这些困难，表明心理学功能如何可以从神经生理学理论中得到。

在他试图实现这一目标的过程中，Hebb的方法哲学似乎与我们自己的方法很接近，他的工作对这里所提出的大部分内容来说是一个灵感来源。然而，Hebb从来没有真正实现一个模型，通过这个模型可以从生理逻辑系统中预测行为（或任何心理数据）。他的生理学更多的是对可能掩盖行为的有机基质的一种建议，并试图表明生物物理学和心理学之间的桥梁的合理性。

本理论代表了这样一座桥梁的首次实际完成。通过使用前面几节中的方程式，有可能从神经学变量中预测学习曲线，同样，也可以从学习曲线中预测神经学变量。这座桥能不能经受住反复穿越的考验，还有待观察。同时，这里报告的理论清楚地证明了定量统计方法对认知系统组织的可行性和成果性。通过对诸如感知器这样的系统的研究，我们希望所有信息处理系统所共有的那些基本的组织规律，也就是说，所有信息处理系统所共有的那些基本的组织规律。

包括中国人和男人，甚至可能实际上是被理解的。

参考文献

1. ASHBY, W.R. *Design for a brain*. New York: Wiley, 1952.
2. CULBERTSON, J. T. *Consciousness and behavior*. Dubuque, Iowa: Wm. C. Brown, 1950.
3. CULBERTSON, J. T. Some uneconomical robots. In C. E. Shannon & J. McCarthy (Eds.), *Automata studies*. Princeton: Princeton Univer. Press, 1956. Pp. 99-116.
4. ECCLES, J. C. *The neurophysiological basis of mind*. 牛津. Clarendon, 1953.
5. GOLDSTEIN, K. *Human nature in the light of psychopathology*. 剑桥. Harvard Univer. Press, 1940.
6. HAYEK, F. A. *The sensory order*. Chicago: Univer. Chicago Press, 1952.
7. HEBB, D. O. *The organization of behavior*. New York: Wiley, 1949.
8. KLEENE, S. C. 神经网络和有限自动机中的事件表示。在 C. E. Shannon & J. McCarthy (Eds.), *Automata studies*. Princeton: Princeton Univer. Press, 1956. Pp. 3--41.
9. KOHLER, W. Relational determination in perception. In L. A. Jeffress (Ed.), *Cerebral mechanisms in behavior*. New York: Wiley, 1951. Pp. 200-243.
10. McCULLOCH, W. S. Why the mind is in the head. In L. A. Jeffress (Ed.), *Cerebral mechanisms in behavior*. New York: Wiley, 1951. Pp. 42-111.
11. McCULLOCH, W. S., & PITTS, W. A. 神经活动中所蕴含的理想的逻辑计算。 *Bull. math. 生物物理学*, 1943, **5**, 115-133.
12. MILNER, P. M. 细胞组装。 Mark II. *Psycho. Rev.*, 1957, **64**, 242-252.
13. MINSKY, M. L. Some universal elements for finite automata. In C. E. Shannon & J. McCarthy (Eds.), *Automata studies*. Princeton: Princeton Univer. Press, 1956. Pp. 117-128.
14. RASHEVSKY, N. *Mathematical biophysics*. 芝加哥. Univer. Chicago Press, 1938.
15. ROSENBLATT, F. *The perceptron: A theory of statistical separability in cognitive systems*. 布法罗. 康奈尔航空实验室, 公司. Rep. No. VG-1196-G-1, 1958.
16. TUTTLEY, A. M. Conditional probability machines and conditioned reflexes. In C. E. Shannon & J. McCarthy (Eds.), *Automata studies*. Princeton: Princeton Univer. Press, 1956. Pp. 253-275.
17. VON NEUMANN, J. The general and logical theory of automata. In L. A. Jeffress (Ed.), *Cerebral mechanisms in behavior*. New York: Wiley, 1951. Pp. 1-41.
18. VON NEUMANN, J. 概率逻辑和可靠有机体的合成从不可靠的组件。 In C. E. Shannon & J. McCarthy (Eds.), *Automata studies*. Princeton: Princeton Univer. Press, 1956. Pp. 43-98.

(1958年4月23日收到)