

第 1 章 概 论

1.1 神经网络的生物学基础

神经元学说起源于 19 世纪末,是 Caial 于 1889 年创立的,他指出神经系统是由相对独立的神经细胞构成的。神经细胞也称神经元,是人体系统的基本单元,大约有 $10^{11} \sim 10^{13}$ 个左右。每个神经元与大约 $10^3 \sim 10^5$ 个其他神经元相连接,按不同形式的结合方式构成一个极其庞大而又复杂的网络,即生物神经网络。通过神经元及其连接的可塑性,使人类大脑具有学习、记忆、认识和决策等智能。生物神经网络中各神经元之间连接的强弱,依据外部的激励信号作适应变化,而每个神经元又随着所接受的多个激励信号的综合结果呈现出兴奋与抑制状态。大脑的学习过程,就是神经元之间连接强度随外部激励信息作自适应变化的过程,大脑处理信息的结果由各神经元状态的整体效果确定。

1.1.1 生物神经元的结构和功能

作为人脑最小单元的神经元,其形态不尽相同,功能也有所差异,但从组成结构来说,各种神经元都是由细胞体、树突、轴突、突触等四部分组成(图 1-1)。

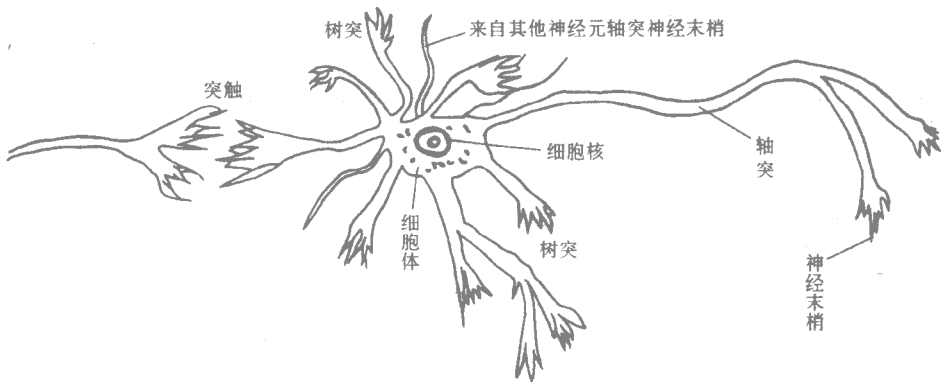


图 1-1 生物神经元

1. 细胞体

细胞体由细胞核、细胞质和细胞膜三部分构成。细胞体是神经元的主体，它是接受与处理信息的部件。细胞核占据细胞体的很大一部分，进行呼吸和新陈代谢等许多生化过程。细胞体的外部是细胞膜，膜将内外细胞液分开。由于细胞膜对细胞液中的不同离子具有通透性，使得膜内外存在着离子浓度差，故而出现内负外正的静息电位。

2. 树突

树突是在细胞体周围向外伸出许多突起的神经纤维，像灌木丛状的分支群聚集在细胞体的附近，其中大部分突起较短，这些突起称为树突。它是细胞体的信息输入端，神经元靠树突接受来自其他神经元的信号。

3. 轴突

轴突也称神经纤维，它是由细胞体向外延伸最长的突起纤维体，其长度从几个 μm 到 1m 左右。轴突比树突长，用来传出细胞体产生的输出电化学信号，相当于细胞体的输出端。在轴突的终端长出些细的分支称为神经末梢，通过它向四周传输信号。轴突有两种结构形式：髓鞘纤维和无髓鞘纤维，两者传递信息的速度不同，前者约为后者的 10 倍。

4. 突触

一个神经元的神经末梢与另一个神经元树突或细胞体的连接称为突触。这种连接相当于神经元之间信息传递的输入与输出接口。每个神经元约有 $10^3 \sim 10^5$ 个突触。突触包括突触前膜、突触间隙、突触后膜等三个部分（见图 1-2）。前一个神经元的末梢部分是突触前膜，与后一个神经元的树突或细胞体等受体表面组成连接，中间相隔 $10 \sim 50\text{nm}$ 间隙，即是突触间隙。多个神经元以突触连接形成神经网络，且在突触附近产生了信息的处理和传递。

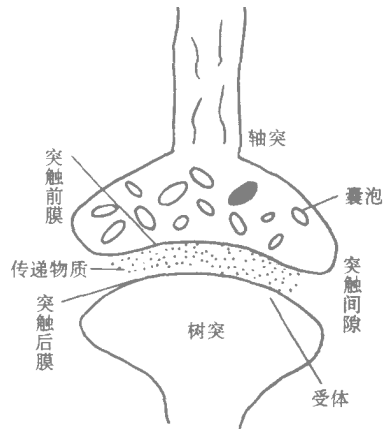


图 1-2 突触示意图

1.1.2 生物神经元产生信息传输的过程

1. 信息传输途径

生物神经元中的细胞体相当一个处理器，树突和细胞体为输入端，接受突触点的输入信号，突触为输入输出接口。该处理器对各树突和细胞体各部收到来自其他神经元的输入信号进行组合，并在一定条件下触发，产生一个输出信号，输出信号传向其他神经元的树突和细胞体。这样，信息通过神经元在网络中一个一个地传下去，直到最复杂的部分是处于大脑最外层的大脑皮层。大脑皮层中密布

着由大量神经元构成的神经网络，这就使它具有高度的分析和综合能力，它是人脑思维活动的物质基础。

2. 信息的产生和机理

神经生理学研究认为，每一个神经细胞膜的两侧都存在着许多种离子组成的电解质溶液，膜内外离子的分布情况是，膜内 K^+ 离子浓度比膜外高 20~40 倍，膜外 Na^+ 离子浓度比膜内高 7~12 倍。当神经末梢未受到外界刺激时，细胞处于安静状态（又称极化状态），此时，只有 K^+ 离子具有通透性。 K^+ 离子由膜内向膜外扩散，并在细胞膜的内外两侧之间产生一定的电位，称为静息电位（膜内为负，膜外为正），人脑神经细胞的静电位约为 $-170mV$ 左右。

若神经细胞受到外界一定强度信号的刺激时，细胞膜电位从静息电位向正偏移，称之为去极化，此时神经元的状态称为兴奋状态。如果膜电位从静息电位向负偏移，称为超级化，此时神经元的状态为抑制状态。神经细胞都处于这三个状态之一。神经元的信息的产生与兴奋程度相关，在外界刺激下，当细胞膜电位下降到某个临界值时，将引起膜的通透性改变。这时膜对 Na^+ 离子的通透性突然增大（约为静息时的 500 倍左右），大大地越过了膜对 K^+ 的通透性，并使膜外 Na^+ 快速内流，引起膜两侧电位倒转，出现了动作电位。这个能造成膜对 Na^+ 通透性突然增大的临界膜电位的数值就称为阈电位。当神经元兴奋程度超过阈值电位（ $-55mV$ ）时，神经元被激发而输出神经脉冲，也称神经冲动，其宽度为 $1ms$ ，振幅 $100mV$ 。脉冲后膜电位又急速下降，回到静息时的电位值。这一过程称为细胞的兴奋过程。当神经冲动以后电位慢慢下降到 $-55mV$ 正常状态，这段时间约为数秒，称不应期。不应期结束后，若细胞受到很强的刺激，则再次产生兴奋脉冲。

3. 神经元的信息传递

由神经细胞的研究表明：神经元的电脉冲几乎可以不衰减地沿着轴突传递到其他神经元去，由神经元传出的脉冲信号通过轴突，首先到达轴突末梢，这时使其中的囊泡产生变化，从而释放神经递质，从突触前膜经过突触间隙的液体扩散，在突触后膜与树突的受体相结合，从而使突触后膜电位发生变化，这种变化可能是兴奋或抑制。当突触前膜释放的兴奋性递质，使突触后膜的去极化电位超过了某一个阈值时，后一个神经元就有神经脉冲输出，从而把前一个神经元信息传递给后一个神经元，这种传递具有两个特性：

1) 单向传递性，即只能由一级神经元的轴突末梢传向下一级神经元的树突或细胞体，而不能作相反方向传递。

2) 时间延迟性，从脉冲信号由突触前膜，到突触后膜电位发生变化，有 $0.2 \sim 1ms$ 的时间延迟，这段延迟是化学递质分泌，向突触间隙扩散，到达突触后膜在那里发生作用所经历的时间而致。

突触的传递效率随着突触后膜表面积扩大，释放出的递质增多，突触间隙随

突触发芽及突触数目的增减等的改变而变化。

4. 神经元信息的整合

人脑神经元是通过突触接受和传递信号的，一个神经元可以从上千个其他的神经元接受多个输入。由于输入分布不同的部分，对神经元影响的比例（权值）是不同的。在同一时刻产生的刺激所引起的膜电位变化，大致等于各单独刺激引起的膜电位变化的代数和，这种累加求和称为空间整合。另外，各输入脉冲到达神经元的先后时间不一样，由脉冲引起的突触后膜电位很小，但在其持续时间内有另一脉冲相继到达时，总的突触后膜电位增大，此现象称为时间整合。

由于一个神经元接受的信息，在时间和空间上呈现出一种复杂多变的形式，需要神经元对它们进行积累和整合加工，从而决定其输出的时机和强度，正是神经元的这种作用，才使得亿万个神经元在神经系统中有条不紊、夜以继日地处理各种复杂的信息。

1.1.3 人脑神经信息处理的机制和特性

科学家们多年来对大脑进行大量的研究，为的是对人类大脑意识活动及特征进行探索。生物学家是从神经解剖的角度来提示人脑的生命活动特征，而认知心理学则是从思维、记忆和联想等功能特征角度来探索人脑的意识活动的机理。

脑的神经系统是一个由物质构成的有序生物体，其中有物质的物理化学变化，也有生物的生理变化和新陈代谢活动。从另一方面来说，脑的活动又构成了思维、意识和精神领域中的生命活动特征。尽管生物及生理学家认为可以通过研究神经系统的运行，确定其物理变化及化学反应的性质，研究神经元对电刺激的反应等，但是，神经系统有意识的思维和智能活动，至今很难得到满意的解释。作为智能模拟的对象，人脑应看作是一个既处于物理平面又处于认知平面的统一体，只有通过提示物理平面与认知平面之间的映射关系，了解它们之间的相互作用的机理，才能真正透彻理解大脑的活动。

一般从宏观上讲，人脑的信息处理过程有如下特点：

(1) 对信息可以进行学习和记忆

当外界的信号，例如光、热、声、力等形式作用于感觉器官，即可形成视觉、触觉、听觉等，映射到大脑继而进行信息加工——记忆和回想。在人脑中的记忆信息是特定“时空”中的信息，可形成特定的时间、地点、人物、事件的“动态图像”，而且记忆是联想存储式的，人们可通过某事或某物的触发而回忆起某一往事的整个事物或过程。

(2) 对信息归纳整理的功能

这一功能常常是与学习和记忆同步进行的，它使得人们将多次的感觉形成念性的意识，也可将多次重复性的经验形成理论。这种将感性认识上升到理性认

识的能力，是人脑的特有功能，也是人类智能的一种集中体现。

(3) 可以接受多种类型的信息

通过接受多种类型的信息、语言、文字或图形，均可唤起人的记忆。同一事物可由不同类型的信息而触发。

(4) 具有多种思维的能力

人类思维有多种形式，包括形象思维、抽象思维和灵感思维。形象思维是运用表象进行的一类思想活动，而表象是人通过感官所获得的客观事物的“心象”。抽象思维是以概念模式为基础的思维方式，常以语言或符号为工具。抽象思维使思维超出纯感官判断的阶段，使人可以关注事物的本质，归纳出其变化规律。灵感是非逻辑思维的一种，它产生“偶然”或短暂“瞬间”，由灵感导致的创造性发现屡见不鲜。

人的思维往往都是一种混合思维，同时运用表象和概念进行的思维。思维可依一定的逻辑推理规则进行，也可具有一定的主观随意性。在思维过程中，经验和思维惯性常常发挥着重要作用。这些与人的知识成长环境、信念及利害关系等相结合，与人类大脑所具有的丰富的联想能力相结合，便构成了整个人类既有共性又有个性的思维活动。

从信息系统研究观点出发，对于人脑这个智能信息处理系统有以下特征：

(1) 并行分布式处理

人脑中单个神经元的的信息处理速度实际上是很慢的，每次大约 1ms 比通常的电子门电路要慢几个数量级，估计不会比计算机的一条指令更复杂。但是，人脑对某一复杂过程的处理和反应都很快，一般只需要几百毫秒。例如，要判定人眼看到的两图形是否一样，实际上约需 400ms。按神经元处理的速度，如果采用串行工作模式，就必须是几百串行步内完成，这实际上是不可能办到的，因此只能把它看成由众多神经元所组成的超高密度的并行处理系统，用计算机在短时间内是不可能完成的。由此可见，大脑信息并行处理的速度已到了极高的程度。

(2) 具有可塑性和自组织性

虽然神经元之间的突触连接，基本部分是先天就有的（由遗传所决定），但是，大脑皮层的大部分突触连接是后天由环境的激励逐渐形成的。这种随环境刺激不同能形成和改变神经元之间突触连接的现象称为可塑性，也就是通过后天的训练和学习而得到加强，由修正突触的结合强度来适应环境。大脑的记忆同样是由环境的刺激在神经元之间形成新的突触连接，或者使原来的突触连接加强而形成的。若由环境的刺激，形成和调整神经元之间的突触连接，这样逐渐构成神经网络的现象称为自组织性。

(3) 信息处理与存储合二为一

经研究表明，人脑皮层中记忆和处理分别属于不同的区域，这就是大脑的信

息处理与信息储存合为一起，不像计算机那样存储地址与存储内容是彼此分开的。神经元之间的连接强度的变化既反映了神经元对激励的响应，即是信息处理过程，同时其响应结果又反映了信息的记忆。两者合二为一的优点就是有大量相关知识参与信息过程，这对于提高网络的信息处理速度和智能是至关重要的。

(4) 具有冗余性和容错性

信息在大脑的神经网络中是分散于很多神经元里存储的，而且每个神经元实际上存储多种不同信息部分内容。在分布存储的内容中，有许多是完成同一功能的，这就是神经网络具有冗余性，它可以使得大脑在单个神经元可能损坏或死亡时不致于丢失记忆的信息。大脑不是将信息储存在一个神经元里，而是分散给许多神经元及它们的突触连接之中，所以余下部分依然保存着信息，称为容错性。虽然神经元有损伤，通过自组织功能神经系统的总体功能继续有效。由于网络具有高连接度，意味着一定的误差及干涉不会使网络的性能恶化，即网络具有鲁棒性。

(5) 具有信息处理的系统性

人的大脑是一个复杂的大规模信息处理系统，它的各个部位看成是一个大系统的许多子系统，各子系统之间具有很强的相互联系，一些子系统可以调节另一些子系统的行为，有助于使系统的功能可以达到最终目的或实现某一秩序。

1.2 人工神经网络

在生物学研究的基础上，提出了模拟大脑生物过程的基本特性，提出人工神经网络的模型。它只是对生物网络的某种抽象、简化和模拟，是人脑神经系统功能的真实描述。神经元及突触是神经网络的基本器件，在人工神经元中，神经元常被称为“处理单元”，在网络中有时称为“结点”。

人工神经元是对生物神经元的一种形式化描述，它对生物神经元的的信息处理，用数学语言表达，对结构和功能进行模拟并用模型图予以表达。人工神经网络(ANN)有时也称神经网络或网络。

1.2.1 人工神经元的结构模式

人们所提出的神经元模型已有很多种，其中经常用的是 MP 模型，经过不断改进后，形成目前广泛应用的神经元模型，它是基于以下几点假定：

- 1) 每一个神经元是一个多输入单输出的信息单元。
- 2) 突触分兴奋性和抑制性两种类型。
- 3) 神经元输出有阈值特性，有如下规则：当输入总和超过阈值时，神经元才被激活；未超过阈值时，神经元不会发生冲动。
- 4) 神经元的输入与输出间有固定的时滞，主要取决于突触时延。
- 5) 忽略时间的整合和不应期。

6) 神经元本身是非时变的, 即其突触延时和突触强度均为常数。

由上面的假定, 构成的人工神经元模型如图 1-3。

图中 $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$ 分别代表来自其他神经元轴突的输入, $\omega_{j1}, \omega_{j2}, \dots, \omega_{ji}, \dots, \omega_{jn}$ 则分别表示神经元 1, 2, ..., i, \dots, n 与第 j 个神经元的突触连接强度, 即权值, 正值表示兴奋型突触, 负值表示抑制型突触。

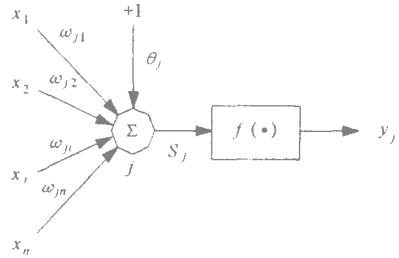


图 1-3 人工神经元结构

图 1-3 的人工神经元是生物神经元的一阶近似。因为它没有考虑生物原形的诸多因素, 如没有考虑动态特性的延时, 而是输入后立即输出, 以及频率的调制功能。但是, 它考虑了三个重要功能, 即

- 1) 加权 —— 可对每个输入信号进行不同程度的加权。
- 2) 求和 —— 确定全部输入信号的组合效果。
- 3) 转移 —— 通过转移函数 $f(\cdot)$ 确定其输出。

通过这三个功能的模拟, 基本反映了生物神经元的基本特性。

若输入以 X 列矢量表示为:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_i \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = [x_1, \dots, x_i, \dots, x_n]^T$$

式中 n —— 矢量 X 的维数, 或称分量数。

用行矢量 W_j 表示单元 j 的连接权矢量:

$$W_j = [\omega_{j1}, \omega_{j2}, \dots, \omega_{ji}, \dots, \omega_{jn}]$$

图 1-3 中的 θ_j 叫做阈值, 一般接至固定偏置 +1。

神经元又称为结点, 结点 j 的净输入 s_j 定义为:

$$s_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ji} x_i + \theta_j = W_j X + \theta_j$$

如果视 $x_0 = 1$, $\omega_{j0} = \theta_j$, 即令 X 及 W_j 包括 x_0 及 ω_{j0} , 则

$$X = [x_0, x_1, \dots, x_i, \dots, x_n]^T$$

$$W_j = [\omega_{j0}, \omega_{j1}, \dots, \omega_{ji}, \dots, \omega_{jn}]$$

则结点 j 的净输入 s_j 可表示为:

$$s_j = \sum_{i=0}^n \omega_{ji} x_i = [\omega_{j0}, \omega_{j1}, \dots, \omega_{jn}] \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_i \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = W_j X$$

也就是说，神经元的净输入 s_j 可用该单元的权矢量与输入矢量 X 的点积表示。

θ_j 值的确定有两种方法：

1) $\omega_{j0} = \theta_j$ 为预先确定的恒值，不调整。

2) ω_{j0} 也像其他值一样，由学习算法调整。

净输入（含阈值 θ_j ） s_j 通过转移函数 $f(\cdot)$ 后，便是神经元的输出 y_j

$$y_j = f(s_j) = f\left(\sum_{i=0}^n \omega_{ji} x_i\right) = f(W_j X)$$

式中 $f(\cdot)$ 是单调上升函数，而且必须是有界函数，因为细胞传递的信号不可能无限增加，必有一个最大值。

1.2.2 转移函数

神经元输入与输出的对应关系是以转移函数 $f(\cdot)$ 来表示，它又称为激活函数，其作用是模拟生物神经元所具有的非线性转移特性。神经元的各种不同数学模型的主要区别在于采用不同的转移函数，从而使神经元具有不同的信息处理特性，因此研究转移函数具有重要意义。常用的转移函数有以下几种形式：

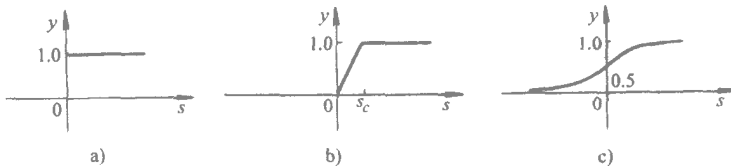


图 1-4 几种常用的转移函数

a) 阈值型函数 b) 分段线性函数 c) 非线性函数

1. 阈值型函数

阈值型函数是图 1-4a 中的单位跳跃函数，用下式表示：

$$y = f(s) = \begin{cases} 1, & s \geq 0 \\ 0, & s < 0 \end{cases}$$

按上式作用方式的神经元称阈值型神经元，MP 模型就属于这一类最简单的神经元，函数中的自变量 $s \geq 0$ 时，神经元处于兴奋状态，输出为 1；当 $s < 0$ 时，神经元为抑制状态，输出为 0。

2. 分段线性函数

该函数如图 1-4b 所示，用下式表示：

$$y = f(s) = \begin{cases} 0, & s < 0 \\ (1/s_c)s, & 0 \leq s < s_c \\ 1, & s_c \leq s \end{cases}$$

这类函数又称伪线性函数，其特点是神经单元的输入与输出在一定区间内满足线性关系。

3. 非线性函数（S 型函数或 Sigmoid 函数）

Sigmoid 函数有单极性和双极性两种。单极性用下式表示：

$$y = f(s) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda s}} \quad (1-1)$$

该转移函数为在值域 $R \in (0, 1)$ 上的单调升连续函数（如图 1-4c），该函数本身及其导数都是连续的。

还有两种常见的双极性 Sigmoid 函数，它们的值域上、下限分别为 1 和 -1。第一种双极性 Sigmoid 函数如图 1-5 所示，公式为：

$$h(s) = \frac{1 - e^{-\lambda s}}{1 + e^{-\lambda s}} \quad (1-2)$$

此函数的形状很近似于对数函数。

$$y = 2g(s) - 1 = 2 \frac{1}{1 + e^{-\lambda s}} - 1 \quad (1-3)$$

第二种双极性 Sigmoid 函数为双曲正切函数：

$$y = \tanh(s) = \frac{1 - e^{-2\lambda s}}{1 + e^{-2\lambda s}} \quad (1-4)$$

双曲正切函数到其上、下界的速度比 $h(s)$ 函数快。系数 λ 决定着 Sigmoid 函数压缩的程度。图 1-5 表示的双极性 Sigmoid 函数中， $\lambda_3 < \lambda_2 < \lambda_1$ 。选择单极性与双极性 Sigmoid 函数，并不是由网络的输入数据的极性决定的，两者间互无约束。

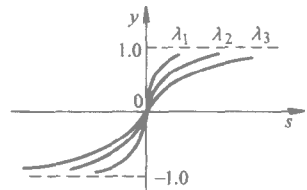


图 1-5 双极 Sigmoid 函数

4. 概率型函数

神经元的输入与输出关系采用概率型函数来描述，随机函数是不确定性的，需用一个随机函数表示输出状态为 1 或 0 的概率，若设神经元输出为 1 的概率为：

$$P(1) = \frac{1}{1 + e^{-s/T}}$$

式中 T ——温度参数。

这种输出状态分布与热力学的玻耳兹曼 (Boltzmann) 分布相类似，故此神经元模型也称热力学模型。

1.2.3 人工神经网络的类型

人脑具有记忆、联想、推理和判断等高智能的功能，其原因就在于众多的神经元按一定方式连接成网络集体工作，并按一定规则调整各单元间的突触连接强度。对于模拟生物神经网络的人工神经网络 (ANN) 的主要功能，决定于两个方面：一是网络的组成结构形式，也就是人工神经网络的连接方式；二是网络的学习和运行规则，即网络中连接权值的调整规则。虽然 ANN 力图模拟生物神经网络的结构与功能，但两者不论在神经元的数量和网络结构的复杂程度，还是在网络智能性方面都相差甚远，ANN 的模仿在现阶段仍然处于低水平。

1. 单层前馈网络

如图 1-6a 所示。输入层 (图中实心黑点) 只起到分配输入信号及传递信息的作用，故不算一层。输出层 (图中空心圆圈) 用来处理信息，并向外界输出结果。圆圈表示神经元，又称结点。

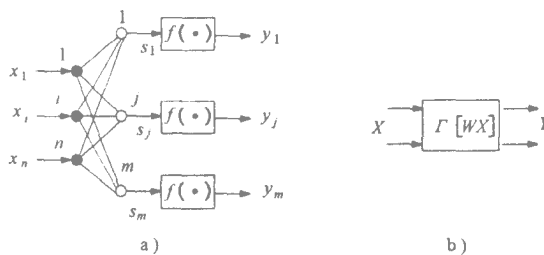


图 1-6 单层前馈网络

a) 单层前馈网络结构图 b) 网络符号图

网络中任何一层神经元的连接权，可用下面的权矩阵 W 表示：

$$W = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1i} & \cdots & \omega_{1n} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2i} & \cdots & \omega_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \omega_{j1} & \omega_{j2} & \cdots & \omega_{ji} & \cdots & \omega_{jn} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \omega_{m1} & \omega_{m2} & \cdots & \omega_{mi} & \cdots & \omega_{mn} \end{bmatrix}_{m \times n} = \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ \vdots \\ W_j \\ \vdots \\ W_m \end{bmatrix}$$

上式权矩阵 W 中的关系是：

1) 权矩阵 W 的行数等于输出结点数 m ，第 j 行是输出结点 j 的权向量 W_j (行向量)；

2) 矩阵列数等于输入结点数 n ，第 i 列是由与 x_i 相连的各权值所组成的列向量。

若网络输出层各点的净输入也用矢量表示：

$$S = \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ \vdots \\ s_j \\ \vdots \\ s_m \end{bmatrix}, \text{ 则有 } S = WX = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1i} & \cdots & \omega_{1n} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2i} & \cdots & \omega_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \omega_{j1} & \omega_{j2} & \cdots & \omega_{ji} & \cdots & \omega_{jn} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \omega_{m1} & \omega_{m2} & \cdots & \omega_{mi} & \cdots & \omega_{mn} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_j \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

若引入输入与输出特性矩阵 Γ ：

$$\Gamma = \begin{bmatrix} f(\cdot) & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & f(\cdot) & \cdots & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & f(\cdot) & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & f(\cdot) \end{bmatrix}_{m \times n}$$

$$\text{则 } \Gamma S = \begin{bmatrix} f(\cdot) & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & f(\cdot) & \cdots & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & f(\cdot) & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & f(\cdot) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_j \\ \vdots \\ s_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_j \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} = Y$$

由上式可得：

$$Y = \Gamma [WX]$$

式中 W ——网络权值矩阵；

X ——网络输入矢量（或模式）；

Y ——网络输出矢量（或模式）。

2. 多层前馈网络

生理学家研究发现，人的大脑皮层有 3~6 层神经细胞，也就是说具有层次结

构。仿照生物神经网络，ANN 也按层排列。多层网络由单层网络级连而成，即网络中下一层各神经元接受前一层各神经元的输出（见图 1-7a）。

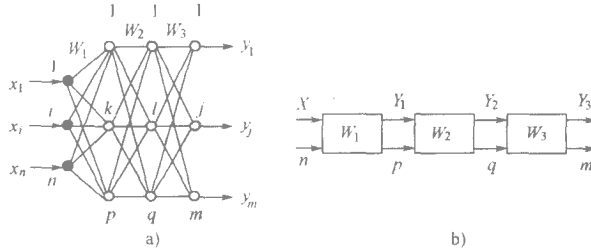


图 1-7 多层网络结构
a) 多层前馈网络结构图 b) 网络符号图

为了使图形便于清楚表达，本图仅画出三层网络。输入层各神经元负责接收来自外界输入信息，并传递给中间各隐层神经元；每一隐层是神经网络的内部信息处理层，负责信息变换；最后一个隐层将信息传递到输出层，输出层将信息进一步处理后即向外界输出信息处理结果，完成了一次从输入到输出的信息处理。由输出层构成多层网络时，各层间的转移函数应是非线性的，否则多层网络只相当于一个单层网络，其映射和储存能力丝毫不比单层强。

图 1-7a 中， $i=1, 2, \dots, n$ ； $k=1, 2, \dots, p$ ； $l=1, 2, \dots, q$ ； $j=1, 2, \dots, m$ 。 W_1, W_2, W_3 分别为第一、二、三层的权矩阵； $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3$ 分别为第一、二、三层的输入与输出特性矩阵，则

$$\text{第一层输出} : Y_1 = \Gamma_1 W_1 X$$

$$\text{第二层输出} : Y_2 = \Gamma_2 W_2 Y_1 = \Gamma_2 W_2 (\Gamma_1 W_1 X) = \Gamma_1 \Gamma_2 W_1 W_2 X$$

$$\text{第三层输出} : Y_3 = \Gamma_3 W_3 Y_2 = \Gamma_1 \Gamma_2 \Gamma_3 W_1 W_2 W_3 X = \Gamma W X$$

其中 $\Gamma = \Gamma_1 \Gamma_2 \Gamma_3$ ； $W = W_1 W_2 W_3$

3. 层内互连的前馈网络

通过层内神经元之间的相互连接（图 1-8），可以实现同一层神经元之间的横向抑制或兴奋的机制。这就可以限制每层内同时动作的神经数，或者将每层的神经元分为若干组，让每组作一个整体来运作。例如，可以用横向抑制机理把某层内具有最大输出的神经

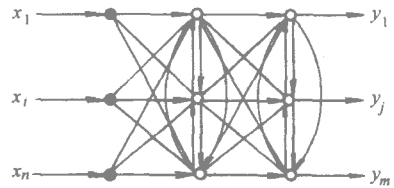


图 1-8 层内互连前馈网络

元挑出来，而抑制其他神经元，让它处于无输出状态。

4. 有反馈的前向网络

具有反馈的前向网络（图 1-9）是在前向网络的基础上，输出层的信息通过连接权反馈到输入层或前一层神经元。它的输出不仅与当前的输入有关，还与先前的输出相关，因而具有短期记忆能力。

5. 互连结合型网络

互连结合型网络（图 1-10）分为全互连型与局部型两种。全互连型网络中每个神经元都与其他神经相连，如 Hopfield 网络和 Boltzmann 机就属于这种类型。相互连接网络中，信号在神经元之间反复传递，网络处于不断改变的动态之中，经过若干次的变化才会达到某平衡状态。根据网络或神经元转换函数特性的不同，网络运行可能进行周期振荡或其他如混沌状态。

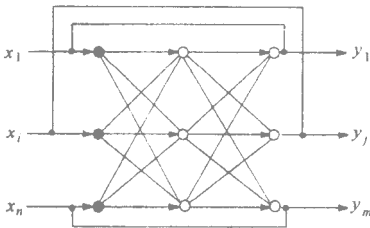


图 1-9 有反馈的前向网络

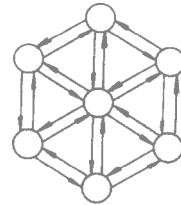


图 1-10 互连结合型网络

1.2.4 人工神经网络与生物神经网络的比较

尽管人们对大脑作了大量的研究工作，但是对大脑的神经网络结构，运行机制，甚至于单个神经细胞工作原理的了解还很肤浅。当前提出的神经网络仅仅是对大脑进行抽象，且粗略而又简单的模拟，只能在生物神经系统的分布存储、并行处理、自适应学习、容错性和鲁棒性等现象方面，构造出有一定初级智能的人工神经网络，它与生物神经网络之间还存在着很大的差别，其无论在功能上，还是在规模上都比真正的神经网络差得甚远。由于人工神经网络中的神经元数量一般在 10^4 个以下，而人大脑的神经元数量巨大，且其结构系统庞大而又复杂，因此网络规模是影响网络智能的因素之一。再则，人们对大脑智能信息处理的一些机理和机制还不太了解，相应的功能不可能在人工神经网络中得到实质性的反映。这些因素致使人工神经网络在智能上不及生物神经元。

生物神经元突触传递信息的强度影响因素很多，很复杂，如突触的微细胞（囊泡）的多少与大小，递质化学物质含量多少，递质物质释放的速度，突触间隙

变化大小，树突的位置与大小等，均对突触的电位产生影响，从而影响神经元输出脉冲的响应，而人工神经元以模拟电压作为传递信息，忽略了前面这些影响，输入与输出关系十分简单。

随着人们对人脑研究的深入，进一步发展和验证大脑的工作原理，促进神经网络理论不断发展，将使人工神经网络向高智能化迈进。

1.3 人工神经网络发展概况

1.3.1 人工神经网络国外发展情况

人工神经网络从开始研究到发展不是一帆风顺的，经历了兴起到低潮，再转入新的高潮的曲折发展道路。下面按年代顺序介绍人工神经网络研究方面有代表性的工作，以使读者对神经网络有一些粗略了解。

1. 初期阶段

19 世纪 90 年代，美国心理学家 William James 发表了《心理学原理》一书，论述了相关学习、联想记忆的基本原理，对人脑功能作了创见性的工作。他指出：当前基本的脑细胞曾经一起相继被激活过，其中一个受到刺激重新激活时，会将刺激传播到另一个。同时，James 认为：在大脑皮层上任意点的刺激量，是其他所有发射点进入该点的总和。1913 年，人工神经系统第一个实践是 Russell 描述的水力装置。1943 年，美国心理学家 W. S. McCulloch 与数学家 W. H. Pirtz 合作，用逻辑数学工具研究客观事件在形成神经网络中的数学模型表达，从此开创了对神经网络的理论研究。他们首先提出了二值神经元的 MP 模型，论述了有一定数量输入作用下超过某一阈值，神经元才兴奋，突触联系的神经元之间只有兴奋和抑制两种方式。

1949 年，心理学家 D. O. Hebb 出版《行为构成》一书，在该书中首先建立了被称为 Hebb 算法的连接权训练规则。他认为学习的过程就发生在两个神经细胞相互连接的突触处，并首先提出了神经元权值的修改方案。Hebb 学习规则至今都产生深刻影响。20 世纪 50 年代，F. Rosenblatt 首次设计制作著名的感知器，提出了一种具有三层网络的结构，第一次从理论研究转入工程实现阶段，从工程角度出发，研究了用信息处理神经网络模型，这是一种学习和自组织的心理学模型，它基本符合神经学原理，尽管比较简单，却具有神经网络的基本性质，如分布存储、并行处理、可学习性、连续计算等。这些神经网络的特性与当时串行离散符号处理的电子计算机及相应的人工智能技术有本质的不同，为此引起众多研究者的兴趣，在 20 世纪 60 年代掀起一次研究神经网络的高潮。

1962 年，Bernard Widrow 和 Marcian Hoff 提出了一种连续取值的线性加权求和阈值网络，即自适应线性元件网络，也可以看成是感知器的变形，它成功地

应用于自适应信号处理和雷达天线控制等连续可调过程。他们在人工神经网络理论上创造了一种被人们熟知的 Widrow-Hoff 学习训练算法,即 δ 算法或 LMS(最小均方)算法,并用硬件电路实现人工神经网络方面的工作,为今天用大规模集成电路实现神经网络计算机奠定了基础。

2. 低潮阶段

1969年,人工智能创造人之一 Marvin Minsky 和 Seymour Papert 出版一本名为《感知器》的专著,书中指出线性感知器功能是有限的,简单的神经网络只能进行线性分类和求解一阶谓词问题,而不能进行非线性分类和解决比较复杂的高阶谓词问题。他还指出,与高阶谓词问题相应的应该是具有隐含单元的多层神经网络。在当时的技术条件下,他们认为在加隐含单元后,想找到一个多层网络的有效学习算法是极其困难的。由于微电子技术不发达,用电子管或晶体管为基本元件,体积大、价格贵,当时用计算机实现大规模的神经网络的研究是不可能的,更难制作可以实际应用的装置。又因串行计算机正处于迅速发展时期,以符号逻辑处理方法的人工智能研究也取得很大成就,此时人工神经网络的研究者们难以得到产业界的支持和响应,为神经网络提供的研究基金枯竭了,在这种情况下,专家们不得不放弃神经网络领域的课题,使研究工作的发展进入了低潮时期,进展极其缓慢。

虽然从事神经网络研究的人员和发表的论文大幅度减少,但仍然有学者继续进行研究。1969年,美国波士顿大学自适应中心的 Stephen Grossberg 和 Carpenter 提出了著名的自适应共振理论模型,其中论述到,若在全部分神经结点中有一个结点特别兴奋,其周围的所有结点将受抑制。此理论在当前的神经网络中仍然应用。

3. 复苏阶段

进入 20 世纪 70 年代,即使是处于低潮时期,仍有不少研究工作者坚持不懈地努力工作,提出了各种不同的网络模型,增加网络的功能和各种学习算法的研究,为后来神经网络理论、数学模型、网络结构体系等奠定一些基础。

1970年和 1973年,日本学者 Kunihiko Funakoshi 研究了视觉和脑的空间和时间的人工神经系统,提出了神经认知网络理论及认识机能方面的模型。

1972年,芬兰的 T. Kohonen 教授提出了自组织映射理论,并称神经网络结构为“联想存储器”。同一时期,美国生理和心理学家 J. Anderson 提出另一个类似的神经网络,称为“交互存储器”。他们在网络结构、学习算法和传递函数方面的技术几乎完全相同。T. Kohonen 的自组织映射模型是一种无导师学习网络,主要用于模式识别和分类、语言识别等场合,随后还研究出了联想记忆网络。

T. Kohonen 主要是针对网络结构与训练算法的生物仿真及模型的研究。

1980年,日本学者福岛邦彦发表的“新知识机”,他综合出一种具有进行模式

识别能力的神经网络模型。这种网络起初为自组织的无导师训练，于 1983 年改为有导师训练，以便能更好地反映设计模式识别的工程师立场。福岛邦彦给出的神经认识机能识别 0~9 十个数字。

进入 20 世纪 70 年代后，科学取得了新的重大成果 Prigogine 提出了非平衡系统的自组织理论（耗散结构理论），获得了诺贝尔奖。数理科学家研究非线性系统，发现诸如“混沌”的动力学性质。Haken 研究了大量元件联合行动而产生有序的宏观表现，通过元件之间的相互作用，系统结构由无序到有序，系统功能由简单到复杂，类似于生物系统的进化和自组织过程以及认知系统的学习过程。又由于神经和脑科学研究方面，在感觉系统特别是视觉研究中发现的侧抑制原理，感受野的概念。皮层的功能柱结构以及信息的平行处理和层次加工的观点，被证明是神经系统处理信息的普遍原则。

被大家一致公认的神经网络研究复苏的主要标志是，1982 年美国加州理工学院物理学家 John J Hopfield 教授发表的一篇具有里程碑性的论文，他提出一种递归网络——Hopfield 网络，将网络作为一个动态系统，引入能量函数训练该系统，使网络稳定性的研究有了明确的判据，并证明了一个互连单元的神经网络系统将达到能量损耗最小的原理，也就是说，系统的动态特性保证趋于某个极小值。若将约束和指标考虑到适当形式的能量函数中，则可利用 Hopfield 网络的神经计算能力来解决约束优化问题，从而开辟了神经网络用于联想记忆和优化计算的新途径。Hopfield 还指出，神经动态方程可以用运算放大器来实现。一年后，美国加州理工学院和贝尔实验室合作，研制具有 256 个神经元和 64 个可编程的人工神经元。继 Hopfield 的文章之后，不少科学家对该网络进行了比较深入的研究和改进。G. E. Hinton 和 T. J. Sejnowski 借助统计物理学的概念和方法，提出一种随机神经网络模型——Boltzman 机，其学习过程采用模拟退火技术，有效地克服了 Hopfield 网络存在的能量局部极小问题。

1986 年，贝尔实验室宣布制成神经网络芯片，在这之前不久，以美国认知心理学家 D. E. Rumelhart 和 J. L. McClelland 为首的 PDP 研究小组发表了多层神经网络学习的误差反向传播算法（简称 BP 算法），至 1988 年发表了《并行分布式处理》（Parallel Distributed Processing 简称 PDP）一书共三卷，书中涉及到神经网络的三个主要特征，即结构、神经元的转移函数（传递函数）和它的学习训练方法。PDP 这部书最重要的贡献之一是发展了多层感知机的反向传播训练算法，将学习结果反馈到中间层次的隐结点，改变其连接权值，以达到预期的学习目的。如果说 John J. Hopfield 燃起了神经网络复苏之火，从而使神经网络的研究掀起了新的高潮，而 PDP 网络的提出，对新高潮的到来起到了推波助澜的作用。

4. 新高潮阶段

20 世纪 80 年代后期新高潮的到来，应该说是 1987 年 6 月 21 日，以在美国圣

地亚哥第一届国际神经网络学术会议的召开为开端。会上宣告了国际神经网络协会的成立及神经网络计算机科学的诞生，而且还展示了有关公司和大学开发的神经网络计算机方面的产品和芯片。随后，由三位世界著名神经网络学家，美国波士顿大学的 Stephen Grossberg 教授、芬兰赫尔辛基技术大学的 Tenvo Kohonen 教授及日本东京大学的甘利俊教授，首次创办了世界第一份神经网络杂志 (Neural Network)。接着国际电气工程师与电子工程师学会 (IEEE) 相继也成立了神经网络协会，于 1990 年 3 月出版神经网络会刊。从此以后涌现出各种神经网络的期刊，将神经网络的研究与开发推向新的热潮。

神经网络的理论、应用、实现及开发工具的迅猛发展，使人工神经网络的发展涉及神经生理科学、认知科学、心理学、数学、计算机科学、信息科学、微电子学、光学及生物电子学等学科综合的前沿性学科。

人工神经网络技术与当前技术相结合，如与人工智能 (AI)、视觉、语言、识别系统、图像处理、机器人及医学等的结合，会带来处理更快、开发更容易和应用性更强的前景。

当前各国发展的重点是以应用为导向，采取长远计划发展与近期效果相结合方法，以研究更高性能的混合计算机为目标，使神经网络在工业技术应用上发生更大的突破和新的的发展。

1.3.2 人工神经网络国内研究概况

我国脑功能和神经网络课题的研究，早在 40 年前就已经进行，对于人工神经网络能力的研究，是在 20 世纪 80 年代才开始。1980 年，涂序彦先生发表《生物控制论》一书，书中系统地介绍了神经元和神经网络的结构、功能和模型。1988 年，北京大学组织召开了第一次关于神经网络的讨论会，一些知名学者在会上作了专题报告。1989 年，北京和广州等地召开了神经网络及其应用讨论会和第一届全国信号处理——神经网络学术会议。1990 年 2 月，由中国电子学会及计算机学会等八个学会联合发起并组织了第一次中国神经网络会议，参加人数 400 余人，搜集到会议记录中的论文 358 篇，内容涉及生物、人工神经网络模型、理论、分析应用及实现等各方面。1991 年由 13 个单位发起和组织召开了第二次全国神经网络会议，录用论文 280 篇。1991 年成立中国神经网络学会，大大推动了中国学术界及工程界在人工神经网络理论及应用方面的研究。经过 10 年的发展，我国人工神经网络的研究和应用正迈向新的高科技时代。

1.4 神经网络在机械工程中的应用

人工神经网络已经渗透到多领域学科，其范围日益扩大。机械工程领域内，在机床设备方面，有人工神经网络在机床运动误差补偿、热变形控制的应用；在加