

SHENJING WANGLUO LILUN FANGFA JI
KONGZHI JISHU YINGYONG YANJIU

王晓红◎著

神经网络理论方法及 控制技术应用研究



中国水利水电出版社
www.waterpub.com.cn

神经网络理论方法及控制技术 应用研究

王晓红 著



中国水利水电出版社

www.waterpub.com.cn

· 北京 ·

内 容 提 要

神经网络作为一门新兴的信息处理科学,是对人脑若干基本特性的抽象模拟。它是以人的大脑工作模式为基础,研究自适应及非程序的信息处理方法。本书系统地论述了神经网络的主要理论、控制技术及应用实例,旨在使读者理解和熟悉神经网络及其控制的基本原理和主要应用,掌握它的结构和设计应用方法。主要内容包括神经网络基础论、神经网络控制原理、感知器神经网络、BP 神经网络、时滞神经网络、CMAC 网络、模糊神经网络控制系统等,并且注意引入目前神经网络研究领域的前沿知识如人工智能等。本书内容科学,重点突出。

图书在版编目 (CIP) 数据

神经网络理论方法及控制技术应用研究 / 王晓红著.

-- 北京:中国水利水电出版社,2017.11

ISBN 978-7-5170-6008-6

I. ①神… II. ①王… III. ①人工神经网络-研究

IV. ①TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2017) 第 267658 号

责任编辑:陈 洁

封面设计:王 伟

书 名	神经网络理论方法及控制技术应用研究 SHENJING WANGLUO LILUN FANGFA JI KONGZHI JISHU YINGYONG YANJIU
作 者	王晓红 著
出版发行	中国水利水电出版社 (北京市海淀区玉渊潭南路 1 号 D 座 100038) 网址: www.waterpub.com.cn E-mail: mchannel@263.net (万水) sales@waterpub.com.cn 电话: (010) 68367658 (营销中心)、82562819 (万水)
经 售	全国各地新华书店和相关出版物销售网点
排 版	北京万水电子信息有限公司
印 刷	三河市天润建兴印务有限公司
规 格	170mm×240mm 16 开本 12 印张 200 千字
版 次	2018 年 1 月第 1 版 2018 年 1 月第 1 次印刷
印 数	0001—2000 册
定 价	48.00 元

凡购买我社图书,如有缺页、倒页、脱页的,本社营销中心负责调换
版权所有·侵权必究

神经网络技术是 20 世纪末迅速发展起来的一门高新技术。由于神经网络具有良好的非线性映射能力、自学习适应能力和并行信息处理能力,为解决不确定非线性系统的建模和控制问题提供了一条新的思路,因而吸引了国内外众多的学者和工程技术人员从事神经网络控制的研究,并取得了丰硕成果,提出了许多成功的理论和方法,使神经网络控制逐步发展成为智能控制的一个重要分支。

神经网络控制的基本思想就是从仿生学角度,模拟人神经系统的运作方式,使机器具有人脑那样的感知、学习和推理能力。它将控制系统看成是由输入到输出的一个映射,利用神经网络的学习能力和适应能力实现系统的映射特性,从而完成对系统的建模和控制。它使模型和控制的概念更加一般化。从理论上讲,基于神经网络的控制系统具有一定的学习能力,能够更好地适应环境和系统特性的变化,非常适合于复杂系统的建模和控制。特别是当系统存在不确定性因素时,更体现了神经网络方法的优越性,它高度综合了计算机科学、信息科学、生物科学、电子学、物理学、医学、数学等众多学科,具有独特的非线性、非凸性、非局域性、非定常性、自适应性和容错性。

神经网络作为一种网络模型,其具体使用必须依赖某种实现方式。部分反馈神经网络可以使用电子电路来实现,但更通用的实现方法是利用计算机编程语言。MATLAB 就是一个非常好的选择,利用它可以方便地实现网络结构模型。MATLAB 是由美国 Math Works 公司发布的,主要面对科学计算、可视化以及交互式程序设计的高科技计算环境。它将数值分析、矩阵计算、科学数据可视化以及非线性动态系统的建模和仿真等诸多强大功能集成在一个易于使用的视窗环境中,为科学研究、工程设计以及必须进行有效数值计算的众多科学领域提供了一种全面的解决方案,并在

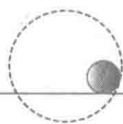
很大程度上摆脱了传统非交互式程序设计语言的编辑模式，代表了当今国际科学计算软件的先进水平，在科学和工程实践中获得了广泛的应用。

本书共八章。第一章阐述了神经网络基础理论，设计网络的结构及工作方式、学习规则及其应用。第二章对神经网络控制的基本理论、技术基础，升级网络的辨识器控制器进行了阐述说明。第三章针对感知器神经网络及其 PID 控制进行说明。第四章内容涉及 BP 神经网络模型与结构、算法与推导及其控制应用等方面。第五章主要阐述了时滞神经网络的稳定性与同步控制。第六章主要对 CMAC 网络及其控制实现进行阐述。第七章对模糊神经网络控制系统及应用分析进行阐述说明。第八章为神经网络与人工智能研究。

本书从发起、构思到落笔为时匆匆，加上涉及的内容广泛，书中难免出现疏漏及不妥之处，敬请学术界同仁和广大读者批评和指正。

作 者

2017 年 8 月



前言

第一章 神经网络基础理论.....	1
第一节 神经网络的内涵界定.....	1
第二节 神经网络的结构及工作方式.....	6
第三节 神经网络学习规则	11
第四节 神经网络的应用	15
第二章 神经网络控制的发展研究	21
第一节 控制理论的发展	21
第二节 神经网络控制的基本原理	23
第三节 神经网络控制技术基础	36
第四节 基于神经网络的辨识器和控制器	42
第三章 感知器神经网络及其 PID 控制	52
第一节 感知器的结构与功能	52
第二节 感知器的学习算法	62
第三节 感知器神经网络的 MATLAB 仿真实例	64
第四节 基于感知器神经网络的 PID 控制	71
第四章 BP 神经网络及其控制应用.....	77
第一节 BP 神经网络模型及结构.....	77
第二节 BP 神经网络的算法与 BP 网络推导	80
第三节 BP 神经网络的应用.....	89
第五章 时滞神经网络的稳定性与同步控制	97
第一节 时滞神经网络的研究进展	97

第二节	时滞神经网络的稳定性与分支	105
第三节	时滞神经网络同步控制的研究方法	113
第四节	时滞神经网络在电力系统中的应用分析	114
第六章	CMAC 网络及其控制实现	121
第一节	CMAC 网络模型与结构	121
第二节	CMAC 网络的工作原理和学习算法	123
第三节	CMAC 网络在机器人手臂控制中的应用	127
第七章	模糊神经网络控制系统及应用分析	129
第一节	模糊控制理论基础	129
第二节	模糊系统与神经网络的融合	135
第三节	模糊神经网络基本形式与常见模型	138
第八章	神经网络与人工智能研究	145
第一节	人工智能的相关研究	145
第二节	人工神经网络与计算智能	151
第三节	基于主成分分析(PAC)神经网络分析与实例	161
第四节	基于支持向量机神经网络分析与实例	166
第五节	基于神经网络的半监督学习方法与应用	176
参考文献		182

第一章 神经网络基础理论

人类的大脑是由复杂的神经网络组成的，正是由于这些神经网络，人们才能以非常高的速度理解感官的信息、神经网络。更精确地说，人工神经网络，是以人脑的生理研究成果为基础的，这是高度简化后的生物神经网络的一种近似。它模拟人脑神经系统的结构及其在不同程度、不同层次的信息处理、存储和检索功能，为了模拟人脑的某些功能和机制，某些方面的功能，虽然他们对人脑神经系统的了解非常有限，但人工神经网络具有很高的智能水平和实用价值，在众多领域得到了广泛应用。

第一节 神经网络的内涵界定

一、神经网络的内涵

非线性科学的深入研究改变了人们对自然、社会的基本观点，例如，曾经被人们认为是有害的“混沌”现象，现已被广泛地应用于数学、物理、医学、通信、生物工程等领域。^① 尽管非线性科学的研究已经取得了长足的进展，但是，人们对非线性问题和现象的研究和认识还远远没有达到成熟的程度，非线性科学正逐步成为跨学科的研究前沿和热点。

目前，神经网络的定义是不均匀的，根据美国科学家 Hecht Nielsen 的神经网络，神经网络是由多个计算机系统非常简单的处理单元，在某种程度上彼此互相形成了系统的动态响应，取决于外部输入信息的状态信息处理。综合神经网络的起源、特点和各种解释可以概括为：人工神经网络是模仿人脑结构和功能而设计的信息处理系统。

^① 周尚波. 时延神经网络系统的 Hopf 分岔、混沌及其控制研究 [D]. 电子科技大学博士学位论文, 2003.

人工神经网络的历史发展可以追溯到 20 世纪 40 年代初, 1943 年, 美国神经生物学家 Mc Culloch 与数理逻辑学家 Pitts 在数学生物物理学会刊 *Bulletiorno*, *Mathematical Biophysics* 上发表文章, 从脑信息处理的角度, 利用脑细胞的数学模型和生物神经元的结构和动作的基本生理特征, 建立了神经元的第一个神经计算模型, 即神经元的阈值元模型, 简称 M-P 型:

$$\begin{cases} v_i(k+1) = \text{sgn}[v_i(k)] \\ v_i(k) = \sum_{j=1}^n T_{ij}v_j(k) + I_i \end{cases}$$

其中

$$\text{sgn}(\theta) = \begin{cases} 1, & \theta > 0 \\ -1, & \theta < 0 \end{cases}$$

v_i 表示第 i 个神经元的输入; v_i 表示第 i 个神经元的输出; T_{ij} 表示第 i 个神经元和第 j 个神经元之间的连接强度; I_i 代表了第 i 个神经元的外部输入。他们在原则上证明了人工神经网络可以计算任何算术和逻辑功能, 在人工神经网络的研究中迈出了第一步。该模型具有激励和抑制两种状态, 可以执行有限的逻辑运算。该模型虽然简单, 但为建立人工神经网络模型和理论研究奠定了基础。

人工神经网络的第一次实际应用出现在 20 世纪 50 年代末。1958 年, 计算机科学家 Nank Rosenblatt 提出了著名的感知模型, 包括阈值神经元, 模拟感知和动物的学习能力和大脑。学习的过程是改变神经元之间的连接强度的传感器, 适用于模式识别、联想记忆和其他人在实用技术感兴趣, 感知器模型包括一个现代神经计算机的基本原理、结构和电神经和生理知识, 提高人工神经网络研究的第一次高潮。^①

1960 年, Bernard Widrow 和 Ted Hoff 发表了题为《自适应开关电路》的论文。他们提出了自适应线性元件网络, 简称 ADALINE (Adaptive Linear Element), 这是一种连续取值的线性加权求和阈值网络, 为了训练该网络, 他们还提出了 Widrow-Hoff 算法, 该算法后来被称为 LMS (Least Mean Square) 算法, 即数学上俗称的最速下降法, 这种算法在后来的误差反向传播 (Back-Propagation) 及自适应信号处理系统中得到了广泛应用, 然而, 在 1969 年, 人工智能的先驱 Marvin Minsky 和 Seymour Papert 出版了名为 *PF-rceptroris* 的专著, 论证了简单的线性感知器功能是有限的, 并指出单层感知器只能进行线性分类, 不能解决“异或 (XOR)”

① 郗强. 具有混合时滞和分段常数变元的脉冲神经网络的稳定性的分析 [D]. 山东大学博士学位论文, 2014.

这样的基本问题,更不能解决非线性问题。于是, Minsky 断言这种感知器无科学研究价值可言,包括多层的感知器也没有什么实际意义。当时,由于没有功能强大的数字计算机来支持各种实验,使得许多研究人员对于神经网络的研究前景失去了信心,以至于神经网络在随后的 10 年左右一直处于萧条的状态,尽管如此,在这一时期,仍然有不少学者在极端艰难的条件下致力于人工神经网络的研究。例如,美国学者 Stephen Grossberg 等提出了自适应共振理论 (Adaptive Resonance Theory, ART 模型),并在之后的若干年发展了 ART1, ART2 和 ART3 三种神经网络模型;芬兰学者 Kohonen 提出了自适应映射 (Self-Organizing Map, SOM) 理论模型,这是一种无监督学习型人工神经网络;Anderson 和 Coworkers 提出了盒中脑 (Brain-State-in-a-Box, BSB) 神经网络,^① 这是一种节点之间存在横向连接和节点自反馈的单层网络,可以用作自联想最邻近分类器,并可存储任何模拟向量模式等。这些工作都为以后的神经网络研究和发展奠定了理论基础,神经网络研究的重新兴起,在很大程度上归功于美国加州理工学院 (California Institute of Technology) 生物物理学家 John J. Hopfield, 1982 年的工作,他提出了一个全连接神经网络 (Hopfield 神经网络) 模型,对神经网络模型的电路设计和开发,并用它成功地解决了旅行商 (Traveling Salesman Problem, TSP) 优化问题,这种连续神经网络可以用如下微分方程描述:

$$C_i \frac{du_i}{dt} = -\frac{u_i}{R_i} + \sum_{j=1}^n T_{ij} V_j + I_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

其中,电气阻尼和 R_i 并行仿真电容、模仿生物神经元的延迟特性;电阻 $R_{ij} = 1/T_{ij}$ 模拟突触特性;电压 v_i 为第 i 个输入神经元; $V_i = g_i(v_i)$ 运算放大器的输出,是一个非线性的连续可微函数,严格单调,生物神经元特性的非线性。Hopfield 通过能量函数及 LaSalle 不变性原理给出了网络模型的状态 (即动力学模型中的流量) 最终收敛于平衡点集这一重要的动力学分析结果。这为联想记忆及优化的性能与功效的提高提供了强有力的理论基础,对神经网络研究的复兴起到了重大的影响和推动作用。

1983 年, Michael A. Cohen 和 Stephen Grossberg 合作提出了一类新型神经网络模型 (Cohen-Grossberg 神经网络):

$$\dot{x}_i t = -\alpha_i [x_i(t)] \left\{ b_i [x_i(t)] - \sum_{j=1}^n t_{ij} S_j [x_j(t)] \right\}$$

^① 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2006, 第 25 页.

式中, X_j 是第 J 个神经元的状态, $\alpha_i[x_i(t)]$ 是系数, $b_i[x_i(t)]$ 是自激项, $t_{ij}S_j[x_j(t)]$ 是第 J 个神经元到第 i 个神经元的加权抑制输入。Cohen-Grossberg 神经网络是一种更为广义的神经网络模型, 在形式上描述了来自神经生物学、人口生态和进化理论等一大类模型, 以及著名的 Hopfield 神经网络模型。

1988 年, 美国加利福尼亚大学伯克利分校的华裔科学家蔡少棠 (Leon O. Chua) 教授受细胞自动机的启发下, 基于 Hopfield 神经网络提出了一种新的神经网络模型——细胞神经网络模型:

$$\begin{cases} \dot{x}_{ij}(t) = -x_{ij}(t) + \sum_{k, l \in N_{ij}(r)} a_{kl} f(x_{kl}) + \sum_{k, l \in N_{ij}(r)} b_{kl} f(v_{kl}) + z_{ij} \\ y_{ij} = f(x_{ij}) = \frac{1}{2} \left(\left| \frac{1}{2} + 1 \right| - |x_{ij} - 1| \right) \end{cases}$$

与 Hopfield 神经网络和 Cohen Grossberg 的神经网络模型相同, 神经网络是一个复杂的非线性仿真体系统。细胞神经网络的基本单元电路称为一个细胞 (Cell), 包括线性电容、线性电阻, 线性和非线性电源和电源控制, 在网络中, 每一个细胞相邻的细胞连接, 也就是说, 相邻细胞直接相互影响, 并连续时间动态的细胞神经网络的传递函数, 有细胞之间没有直接的关系也可能有间接的影响, 这使得每个模块的细胞神经网络更易于实现大规模集成电路。

同时, Kosko 提出了一个双向联想记忆 (Bi-Directional Associative Memory, BAM) 的神经网络模型:

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = -a_i x_i(t) + \sum_{k=1}^N a_{ik} f_k[y_k(t)] + I_i, i = 1, 2, \dots, N \\ \dot{y}_j(t) = -b_j y_j(t) + \sum_{l=1}^P a_{jl} g_l[x_l(t)] + J_j, i = 1, 2, \dots, P \end{cases}$$

联想记忆神经网络模拟人脑, 把一些模式存储在神经网络的权值中, 通过大规模并行计算, 失真模式不完整, 通过“噪声污染”来恢复网络中原有的模式本身。例如, 当你听到一首歌的一部分, 你可以想到整首歌; 看到某人的名字会产生他或她的容貌、相貌等特征。前者称为自联想, 而后者称为异联想, 异联想也称为双向联想记忆, 如图 1-1 所示。BAM 存储器可以存储两组矢量 N 维矢量 $A = (a_0, a_1, \dots, a_{N-1})$ 和 P 维矢量 $\beta = (b_0, b_1, \dots, b_{N-1})$, 给定 A 可经过联想得到对应的标准样本 B , 当有噪声或缺时, 联想功能可使样本对复原。

目前, 大批学者围绕神经网络展开了进一步的研究工作, 大量神经网络模型相继被提出, 例如, 竞争神经网络模型、忆阻器神经网络模型、分

数阶神经网络模型等。正是由于神经网络独特的结构和处理信息的方法，它们在诸如最优化计算、自动控制、信号处理、模式识别、故障诊断、海洋遥感、时间序列分析、机器人运动等许多实际领域表现出了良好的智能特性和潜在的应用前景。

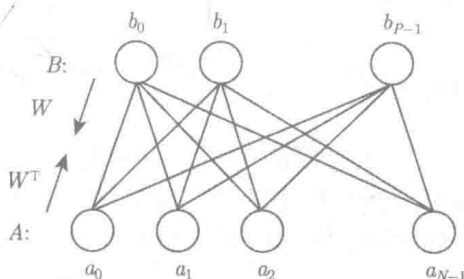


图 1-1 由矢量 A 和 B 组成的双向联想记忆神经网络

二、神经网络的基本知识

人类的大脑是一个信息处理系统，宇宙中已知的最复杂、最完善、最有效的，最高是生物进化的产物，是人类智慧的物质基础，是思维和情感等高级的心理活动，也是人类认知的几个领域。长期以来，人们不断地通过神经科学、生物学、心理学、认知科学、数学、电子，在一系列的研究和分析，计算机科学和其他学科的神经网络，对大脑神经网络的一些特性，设计了一个智能系统有一些功能相似的大脑处理各种信息，解决不同的问题。

使用机器人代替人脑是科学技术发展的一个重要标志。计算机是一种利用电子元件来执行人脑的一些记忆、计算和判断功能的系统。在现代计算机，每个电子元件在纳秒 (10^{-9} s) 计算的水平，而人类大脑中的每个神经细胞只有几毫秒的反应时间 (曲线)。然而，在记忆、语言理解、直觉推理、图像识别等决策过程中，人脑往往只需 1 到 2 个小时就完成了复杂的加工过程。换句话说，大脑神经元不需要超过 100 个步骤去做一个决定，和 Vanderman (J. A. feldman) 称这 100 步程序的长度。显然，任何现代串行计算机都不能 100 步完成这些任务。因此，人们希望追求一种能够超越人类计算能力的新的信号处理系统，具有识别、判断、联想和决策的能力。

人工神经网络是一种并行与分布式系统、机制与传统人工智能和信息处理技术完全不同，克服了基于直觉的传统人工智能逻辑符号的不足，非结构化信息处理的缺陷，具有自组织、自适应的特点，实时学习。

第二节 神经网络的结构及工作方式

一、神经网络的结构

神经网络是由许多相互连接的神经元（也称为元素或节点）和输入的外部环境，每个神经元执行两个功能：输入来自其他神经元的不同重量和外部输入的叠加，同时输入的非线性变换以产生一个输出的叠加，通过连接其他神经元对刺激的输出连接，用下式可以表示第 i 个神经元所执行的这两个功能：^①

$$\begin{cases} y_{ji}(t) = f_i[X_i(t) - \Gamma_i] \\ u_{ji}(t) = w_{ji}y_i(t - T_{ji}) \end{cases}$$

其中， X_i 为第 i 个神经元的状态变量； Γ_i 为第 i 个神经元的激励函数阈值； y_i 为该神经元把来自其他神经元的输入施以不同的连接权并对外部输入叠加，同时对这个叠加的输入进行非线性变换后产生的输出；该神经元的输出 y_i 又通过连接权 w_{ji} 与第 j 个神经元相连； T_{ji} 则为第 j 个神经元与第 i 个神经元之间的传输时滞。

要设计一个神经网络，必须确定以下四个方面的内容：

- (1) 神经元间的连接模式；
- (2) 激励函数；
- (3) 连接权值；
- (4) 神经元个数。

这里，我们主要讨论神经网络的连接模式和激励函数。

神经网络是一个复杂的互联系统，各单元之间的互联方式将对网络的性能和功能产生重要的影响。根据不同的连接方式，神经网络可以分为两类：前馈神经网络和反馈（递归）神经网络。前馈网络主要是前馈神经网络映射的函数，每个神经元接收前一级的输入和输出到下一级，没有反馈。节点分为两类，即输入节点和计算节点，每个计算节点可以有多个输入，但只有一个输出，通常的前馈网络可以分为不同的层次，第 i 层的输入只与第 $i-1$ 层的输出相连，输入与输出节点与外界相连，而其他中间层

① 甘勤涛，徐瑞. 时滞神经网络的稳定性与同步控制 [M]. 北京：科学出版社，2016，第 5 页。

则称为隐层。常见的前馈神经网络有 BP 网络、RBF 网络等，可用于模式识别和函数逼近，在无反馈的前馈神经网络中，信号一旦通过某个神经元，过程就结束了。而在递归神经网络中，连续变化的动态过程中，神经元之间、神经元之间的往返传输必须重复信号。它将从初始状态开始，经过几次变化后，将达到一个平衡状态，根据神经元和神经网络的结构特点，很可能进入诸如混沌振荡或其他平衡状态的周期。递归神经网络由于存在反馈，所以它是一个非线性动态系统，可以用来实现和求解联想记忆神经网络的优化问题，本书讨论的神经网络主要是递归神经网络。

从图 1-2 可以看出，模仿生物神经元的激活对外界刺激的激励功能（兴奋）和抑制两种状态，即如果外部刺激兴奋神经元的输出是高和低的水平，因为每个神经元的激活函数的其他神经元的输入加权和作为输入的非线性变换函数，并转化为由于输出触摸其他神经元激励函数的特性，是神经网络的性能至关重要，如具有有界激励函数的神经网络总能保证平衡点的存在性，而对于无界的激励函数，神经网络则可能不存在平衡点。

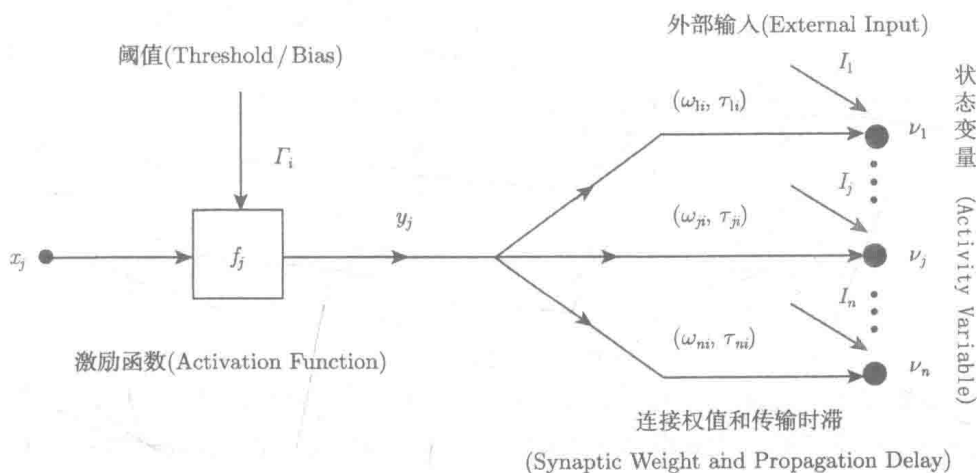


图 1-2 神经网络结构

激励函数形式多样，利用它们的不同特性可以构成功能各异的神经网络，典型的激励函数包括阶梯函数、线性作用函数和 Sigmoid 函数等。

阶梯函数如图 1-3 所示，可以用下式表示：

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

例如，McCulloch-Pitts 模型的激励函数采用的就是阶梯函数。

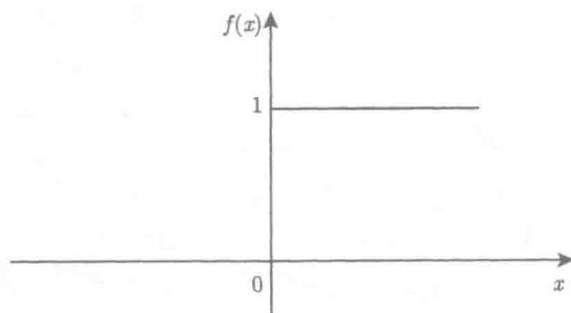


图 1-3 阶梯函数

分段线性函数可分为非对称分段线性函数和对称分段线性函数。其中,非对称分段线性函数可表示为:

$$f(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x \leq 0 \\ \beta x, & 0 < x < \frac{1}{\beta} \\ 1, & x \geq \frac{1}{\beta} \end{cases}$$

对称分段线性函数可表示为:

$$f(x) = \begin{cases} -1, & x \leq -\frac{1}{\beta} \\ \beta x, & -\frac{1}{\beta} < x < \frac{1}{\beta} \\ 1, & x \geq \frac{1}{\beta} \end{cases}$$

如图 1-4 所示,分段线性函数描述了神经元的非线性开关特征, β 为神经元增益参数,当 β 取无穷大时,分段线性函数退化为阶梯函数,该函数广泛应用于细胞神经网络模型。

Sigmoid 函数也称为 S 型作用函数,是目前应用最广的一种激励函数,为严格单调增光滑有界函数。^① Sigmoid 函数可分为非对称型和对称型,其中非对称型 Sigmoid 函数可表达为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}}, \quad x \in R$$

式中, $\beta = f'(0) > 0$ 为神经元增益参数,如图 1-5 所示。

^① 钟守铭,刘碧森,王晓梅,范小明.神经网络稳定性理论[M].北京:科技出版社,2008,第8页.

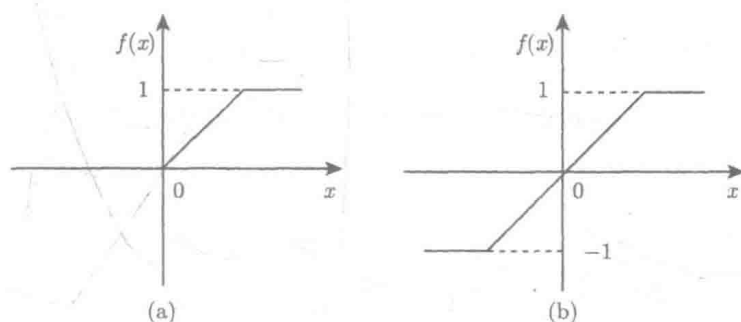


图 1-4 (a) 非对称分段线性函数, (b) 对称分段线性函数

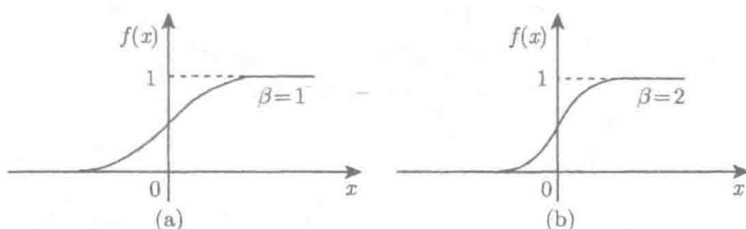


图 1-5 非对称型 Sigmoid 函数

Sigmoid 函数是光滑、可微的函数, 将输入从负无穷到正无穷的范围映射到 $[0, 1]$ 或 $[-1, 1]$ 区间内, 具有非线性的放大功能, 在分类时比线性函数更精确, 容错性更好。

研究表明, 激励函数如果选择适当可以大大改善神经网络的性能。比如, 激励函数的特性与神经网络的存储容量密切相关, 对联想记忆模型来说, 如果把通常的 Sigmoid 激励函数用非单调的激励函数代替时, 联想记忆模型的记忆容量可以大大改进。而当神经网络用于优化时, 仅仅考虑有界性和可微性的激励函数并不能满足实际优化的需要 (为了简化理论推导, 在建立神经网络模型的时候经常会对激励函数做一些假设, 最常用的包括一般 Lipschitz 条件和非递减 Lipschitz 条件)^①。因此, 推广可使用的激励函数范围, 在更加广泛的意义上 (减弱有界性、可微性以及单调性的要求) 研究神经网络的稳定性与混沌同步不仅可以推动神经网络理论的完善与发展, 而且能为神经网络的实际应用奠定坚实的理论基础。

① Morita M. Associative memory with nonmonotone dynamics [J]. Neural Networks, 1993 (1).

二、神经网络的工作方式

拓扑结构是神经网络的一个重要特征,从连接方式看神经网络主要有两种。^①

(一) 前馈型网络

在前馈网络中,每个神经元接收来自前一层的输入,并将其输出到下一层,无须反馈。图 1-6 所示为具有一个隐层的前馈型网络。

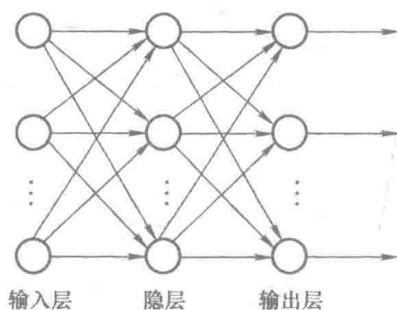


图 1-6 具有一个隐层的前馈型网络

(二) 反馈型网络

反馈网络中的所有节点都是计算单元,也可以接收外界的输入和输出。它可以被绘制为一个无向图,如图 1-7a 所示,每一行是双向的。它也可以被绘制在图 1-7b 表现形式。如果单位总数为 n ,每个节点有 $n-1$ 个输入和 1 个输出。

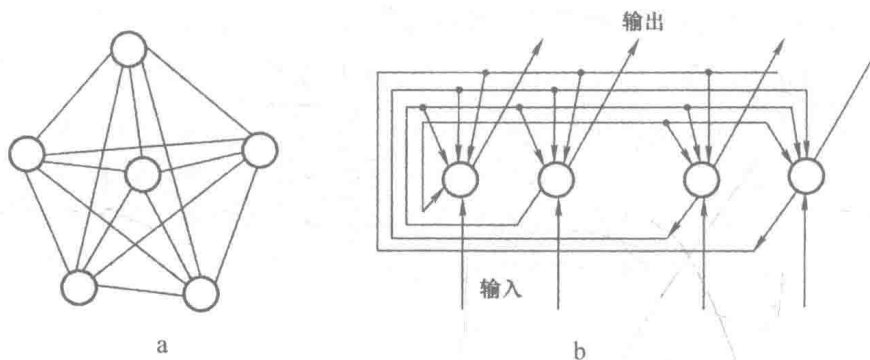


图 1-7 单层全连接反馈型网络

^① 韩丽. 神经网络结构优化方法及应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2012, 第 3 页.