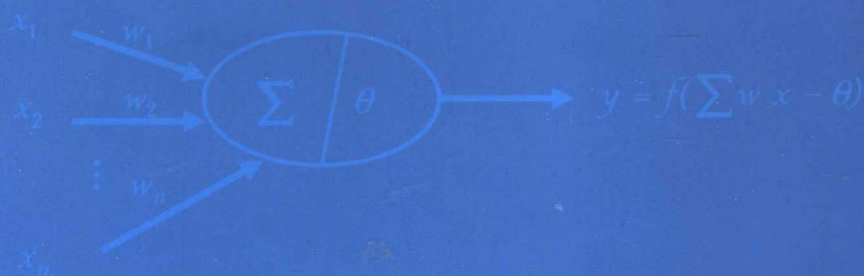
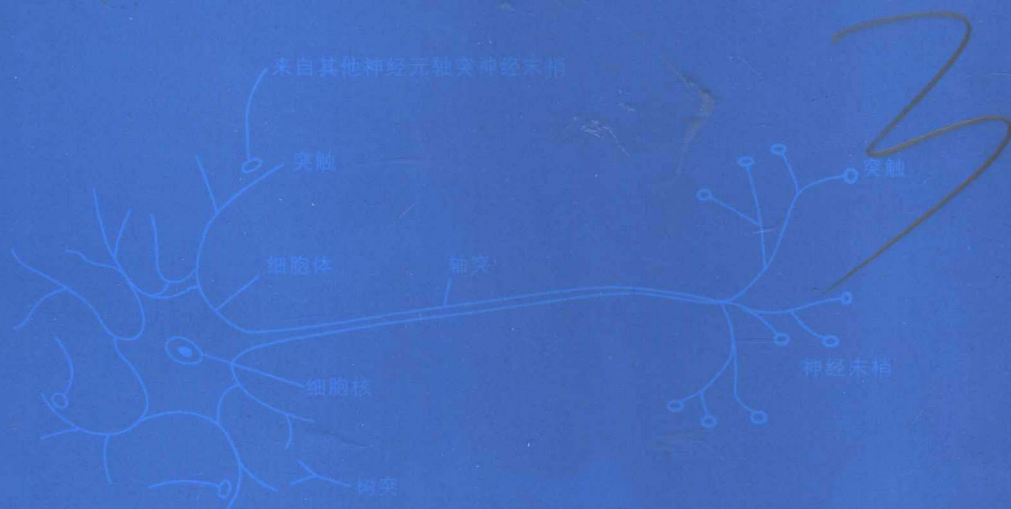


人工神经网络理论

· 模型 · 算法与应用

RENGONG SHENJING WANGLUO LILUN
MOXING SUANFA YU YINGYONG

■ 罗晓曙 主编



GUANGXI NORMAL UNIVERSITY PRESS

广西师范大学出版社

人工神经网络理论

· 模型 · 算法与应用

RENGONG SHENJING WANGLUO LILUN
MOXING SUANFA YU YINGYONG

■ 罗晓曙 主编



GUANGXI NORMAL UNIVERSITY PRESS

广西师范大学出版社

· 桂林 ·

图书在版编目 (CIP) 数据

人工神经网络理论·模型·算法与应用 / 罗晓曙主编.
桂林: 广西师范大学出版社, 2005.4
ISBN 7-5633-4659-7

I. 人… II. 罗… III. 人工神经网络—高等学校—教材 IV. TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2004) 第 054193 号

广西师范大学出版社出版发行

(广西桂林市育才路 15 号 邮政编码: 541004
网址: <http://www.bbtpress.com>)

出版人: 肖启明

全国新华书店经销

桂林中核印刷厂印刷

(广西桂林市八里街 310 小区 邮政编码: 541213)

开本: 787 mm × 1 092 mm 1/16

印张: 12 字数: 310 千字

2005 年 4 月第 1 版 2005 年 4 月第 1 次印刷

定价: 20.00 元

如发现印装质量问题, 影响阅读, 请与印刷厂联系调换。

前 言

20 世纪 80 年代以来,以美国为代表,掀起了一股人工神经网络研究的热潮。人工神经网络具有超高维、强非线性、自学习、自适应、自组织和并行处理等众多独特的性能和优点,使其在许多实际应用领域:如系统辨识、自动控制、故障诊断、模式识别、组合优化、通信和语音及图像、信号处理中得到广泛的应用并取得了显著成效,能够解决传统方法极难求解的一些问题,如旅行推销员问题(TSP 问题)。

人工神经网络是一门新兴的交叉科学,它源于当代几种著名的科学理论,如计算神经理论、统计物理中非平衡系统的自组织理论及分形与混沌理论。这门学科的出现不是偶然的,一方面是科学和工程的广泛领域出于自身发展的需要,例如自动控制领域中人们遇到了日益复杂的控制系统(时变、非线性、多变量控制系统)及越来越高的控制要求,使得传统的控制方法遇到了极大的挑战;人工智能和计算机科学也出现了很多困难,这促使人们去试图模拟人脑的优异功能来解决传统方法遇到的问题。另一方面是有关交叉学科,如脑科学、认知科学、统计物理、分形与混沌理论等取得了长足的发展,为人工神经网络理论的形成打下了坚实的基础。

目前关于人工神经网络,无论是神经网络模型、结构、算法的研究,还是神经网络的应用研究都处于迅速的发展之中。编者在有关研究生课程《神经网络理论与应用》教学讲义的基础上,参考有关国内外已出版的神经网络理论著作和论文资料,结合作者在混沌控制和非线性时间序列预测、自动控制等方面的研究工作,编写成此书。全书共分七章,第一章介绍了神经网络的基本知识与发展概况、神经网络的实现与应用领域;第二章介绍了前馈多层网络(包括 BP 神经网络、径向基函数(RBF)神经网络、小波神经网络、小脑模型神经网络、FLAT 神经网络)的结构、学习算法、非线性映射与逼近能力,同时介绍了我们用径向基函数神经网络(RBF)实现脑电信号预测的研究工作;第三章讨论了反馈神经网络(包括 Hopfield 神经网络、随机神经网络、递归神经网络)的结构、工作方式、稳定性条件及 Hopfield 神经网络在求解 TSP 问题、A/D 转换器方面的应用;第四章主要讨论自组织神经网络的结构、学习算法及在求解输入变量概率分布方面的应用;第五章介绍几种混沌神经网络模型的动力学特征、稳定性、混沌控制及其在全局优化和动态关联存储方面的应用;第六章的内容是基于神经网络的系统辨识,主要讨论了基于神经网络系统辨识的结构和特点及几种基于神经网络的逆模型辨识,以及用 BP 网络进行非线性系统和混沌系统的辨识实例;第七章的内容是基于神经网络的自动控制,主要讨论了线性系统的神经网络控制、神经网络自适应控制、神经网络非线性预测控制、神经网络模糊控制。

本书由罗晓曙主编。第一、二、三、四、六、七章由罗晓曙编著,第五章由蒋品群编著。

本书受到广西师范大学出版基金和广西“新世纪十百千人才工程”人选专项资金(批准号 2002226)的资助。

由于作者水平有限,书中的错误和不妥之处在所难免,恳请专家和读者批评指正。

编著者

2004 年 9 月

目 录

第一章 神经网络基础概论	(1)
§ 1.1 神经网络理论形成的科学背景	(1)
§ 1.2 神经网络理论的发展历史与趋势	(2)
1.2.1 早期阶段	(2)
1.2.2 20 世纪 70 年代的过渡期	(3)
1.2.3 20 世纪 80 年代的高潮期	(3)
1.2.4 目前的研究状况和方向	(4)
§ 1.3 人工神经网络的生物学基础和人工神经元模型	(5)
1.3.1 神经网络的生物学基础	(5)
1.3.2 人工神经元模型	(6)
§ 1.4 神经网络模型的定义和结构	(7)
1.4.1 神经网络模型的定义	(7)
1.4.2 神经网络模型的结构	(8)
§ 1.5 人工神经网络计算和传统计算的特点比较	(9)
§ 1.6 神经网络的学习规则与实现	(9)
1.6.1 神经网络的学习规则	(9)
1.6.2 神经网络的实现	(11)
§ 1.7 神经网络的应用领域	(12)
第二章 前馈神经网络	(14)
§ 2.1 感知器	(14)
2.1.1 单层感知器的网络结构	(14)
2.1.2 单层感知器的表征能力与线性可分性	(15)
2.1.3 感知器的学习算法	(17)
§ 2.2 前馈型 BP 神经网络	(18)
2.2.1 BP 网络的结构	(18)
2.2.2 BP 网络的分类能力	(19)

§ 2.3	BP 网络的学习算法	(21)
2.3.1	误差反向传播学习算法(EBP)	(21)
2.3.2	EBP 算法的缺点与改进	(24)
2.3.3	模拟退火算法	(25)
2.3.4	遗传算法	(26)
§ 2.4	前馈型多层网络的映射能力与逼近能力	(28)
2.4.1	前馈网络的映射能力	(28)
2.4.2	前馈网络的逼近能力	(30)
§ 2.5	BP 网络的设计讨论	(30)
§ 2.6	BP 学习算法的 VC++ 语言编程及有关结果	(32)
2.6.1	EBP 学习算法实现异或分类的 C++ 语言程序	(32)
2.6.2	运行结果	(39)
§ 2.7	BP 神经网络小结	(40)
§ 2.8	径向基函数(RBF)神经网络	(41)
2.8.1	RBF 神经网络的生物学背景与结构	(41)
2.8.2	RBF 网络的学习算法	(43)
§ 2.9	小波神经网络	(45)
2.9.1	小波函数的定义	(46)
2.9.2	小波神经网络的结构	(46)
2.9.3	小波神经网络的优点和学习算法	(47)
§ 2.10	小脑模型神经网络	(48)
2.10.1	CMAC 网络的结构	(48)
2.10.2	CMAC 网络的学习算法	(50)
§ 2.11	FLAT 神经网络	(50)
2.11.1	FLAT 神经网络的结构	(50)
2.11.2	FLAT 神经网络的学习算法	(51)
§ 2.12	用径向基函数神经网络实现 EEG 信号的预测	(52)
2.12.1	预测原理及其模型	(52)
2.12.2	RBF 网络径向基函数的改进	(53)
2.12.3	数据处理结果及讨论	(54)
第三章	反馈神经网络	(57)
§ 3.1	概述	(57)
§ 3.2	离散 Hopfield 神经网络	(58)
3.2.1	网络的结构及工作方式	(58)
3.2.2	网络的能量函数与稳定性分析	(59)
3.2.3	网络的联想记忆和记忆容量	(61)

§ 3.3	连续 Hopfield 神经网络	(63)
3.3.1	网络的拓扑结构	(64)
3.3.2	CHNN 的能量函数与稳定性分析	(65)
§ 3.4	连续 Hopfield 网络用于组合优化问题的求解	(66)
3.4.1	基于连续 Hopfield 网络求解 TSP 问题	(66)
3.4.2	算法的具体实现及计算结果	(70)
3.4.3	基于 Hopfield 网络的 A/D 转换器	(72)
§ 3.5	Hopfield 神经网络运行的 C 语言程序	(73)
§ 3.6	随机神经网络	(81)
3.6.1	Boltzman 机	(81)
§ 3.7	递归神经网络	(84)
第四章	自组织神经网络	(86)
§ 4.1	概述	(86)
§ 4.2	自组织竞争型神经网络	(87)
4.2.1	基本竞争型神经网络及其学习规则	(88)
4.2.2	抑制竞争型神经网络及其学习规则	(89)
§ 4.3	自适应共振理论神经网络	(91)
4.3.1	ART 神经网络的主要优点	(91)
4.3.2	ART-1 的基本原理	(92)
4.3.3	ART-1 神经网络的学习算法	(95)
4.3.4	ART-2 神经网络	(99)
4.3.5	ART-2 神经网络小结	(103)
§ 4.4	Kohonen 自组织特征映射网络及其学习算法	(104)
4.4.1	SOFM 网络结构	(105)
4.4.2	Kohonen 自组织映射算法	(106)
4.4.3	学习速率函数和连接权初值确定问题的讨论	(106)
4.4.4	实例	(108)
§ 4.5	SOMF 神经网络模拟概率分布的 C++ 语言程序	(111)
第五章	混沌神经网络及其混沌控制	(117)
§ 5.1	混沌神经网络研究的历史与现状	(117)
§ 5.2	混沌神经网络模型及其动力学特征	(118)
5.2.1	互联混沌神经网络	(118)
5.2.2	自组织映射混沌神经网络	(119)
5.2.3	离散混沌神经网络模型	(121)

§ 5.3	混沌神经网络中的混沌行为控制	(125)
§ 5.4	混沌神经网络在优化计算中的应用	(126)
§ 5.5	混沌神经网络在动态关联存储方面的应用	(128)
§ 5.6	前馈型神经网络用于混沌控制	(129)
5.6.1	控制方法	(129)
5.6.2	数值模拟	(130)
5.6.3	控制机理的进一步讨论	(133)
§ 5.7	神经网络特征的归纳和总结	(134)
第六章	基于神经网络的系统辨识	(135)
§ 6.1	系统辨识的基本概念和内容	(135)
6.1.1	系统辨识的定义	(135)
6.1.2	线性系统的辨识方法	(136)
6.1.3	系统辨识的内容	(136)
6.1.4	实际辨识中要考虑的几个关键问题	(137)
6.1.5	非线性系统的特点及其辨识方法	(137)
§ 6.2	基于神经网络的系统辨识	(138)
6.2.1	基于神经网络辨识的特点	(139)
6.2.2	几种典型的非线性模型与结构	(140)
6.2.3	基于神经网络辨识的条件和结构	(141)
6.2.4	基于神经网络的两种主要模型的辨识结构	(142)
§ 6.3	基于神经网络的逆动力学系统的辨识	(143)
6.3.1	非线性系统的可逆性	(143)
6.3.2	逆系统建模方法	(144)
§ 6.4	基于 BP 网络的系统辨识与实例	(145)
6.4.1	基于 BP 网络的系统辨识算法	(145)
6.4.2	基于 BP 网络系统辨识的实例	(146)
第七章	神经网络与自动控制	(149)
§ 7.1	概述	(149)
§ 7.2	神经网络控制的发展及其用于控制的优越性	(149)
7.2.1	神经网络控制的发展	(149)
7.2.2	神经网络用于控制的优越性	(150)
§ 7.3	线性系统的神经网络控制	(150)
7.3.1	反馈的两种基本形式	(150)
7.3.2	神经网络观测器的实现方法	(154)

§ 7.4	神经网络自适应控制	(155)
7.4.1	概述	(155)
7.4.2	自适应控制的基本概念与结构	(156)
7.4.3	神经网络直接自适应控制	(157)
7.4.4	神经网络模型参考自适应控制	(158)
7.4.5	神经网络自校正控制	(161)
§ 7.5	神经网络非线性预测控制	(163)
7.5.1	神经网络预测控制的一般结构与算法	(163)
7.5.2	神经网络预测器的几种方案	(165)
§ 7.6	神经网络模糊控制	(166)
7.6.1	模糊控制的基本思想	(166)
7.6.2	模糊控制的特点与组成	(166)
7.6.3	反模糊化	(168)
7.6.4	模糊控制的优点和需要解决的问题	(169)
7.6.5	神经网络与模糊控制系统	(169)
7.6.6	神经网络在模糊控制中的应用	(170)
参考文献		(173)
附录 1 用四阶龙格—库塔算法求解 Lorenz 系统的 C 语言程序		(175)
附录 2 时间序列快速傅立叶变换(FFT)的 C 语言程序		(177)

第一章 神经网络基础概论

近代科学诞生之后,人类在研究自然现象及其规律性时,总是把研究对象归结为一个数学模型,通过研究这个数学模型的性质和规律达到认识自然界规律性的目的。神经网络模型就是一种基于生理学的智能仿生模型,它体现了当代几种著名的科学理论,如计算神经理论、耗散结构理论及分形、混沌理论的基本精神。它的突出特点是超高维和强非线性,具有自组织、自适应和自学习能力,以及非局域性、非定常性和非凸性等特点。神经网络模型的出现及其理论的发展,成为了一个全新的科学模型化的新范例,将对计算机科学与技术及其他相关科学的发展产生持久而深远的影响。

§ 1.1 神经网络理论形成的科学背景

从神经网络科学的发展史来看,虽然早在 20 世纪 40 年代,心理学家和数学家出于研究人脑认知功能的目的,开展了基于生理学的智能仿生模型——即人工神经网络(以下简称神经网络)的研究,但神经网络作为一门科学,它成熟于 20 世纪 80 年代至 90 年代中期。经历了一个兴衰起伏的曲折发展过程,这一过程的出现是科学发展自身的规律性作用 and 实际应用需要的结果,主要有以下几个方面的原因:

(1)人类在研究自然、改造自然的过程中,逐渐认识到了研究人类大脑的物质结构、意识活动和生物特征的极端重要性。虽然人们已能从神经结构、细胞体构成和分子生物学的水平上初步探明了大脑组织的特征,并已可以通过生理实验证明许多大脑的认知机理,而且从定性上掌握了人脑的信息处理具有并行运算、分布式存储、自学习和联想记忆的特点。但因脑神经细胞的数量巨大(约为 100 亿个)和连接的高度复杂性,人们到目前为止还不能完全掌握大脑的物质组成结构、大脑思维、意识和精神活动的特点。神经网络理论的诞生,是人类建立研究大脑的一种科学模型化的新范例。

(2)以 Von. Neumann 体系为基础的计算机在数值计算、科学管理、自动化控制等领域取得了辉煌的成就。尤其在数值计算方面,如对几千个未知数的线性方程求解,计算机有极快的运算速度。这种计算速度是人类无法比拟的,但却有大量人类能快速处理的问题,即使是最大型的计算机也显得力不从心。例如,一个咿呀学语的两岁小孩,能很快

地从人群中识别出自己的父母,而计算机却很难做到。这是由于 Von. Neumann 计算机在求解问题之前,必须首先将待解的问题抽象为数学模型,然后根据所得的数学模型设计出相应的算法,最后由算法编制成程序在计算机上运行,从而得到问题的解。实际上,在自然界中,由于有些问题的求解所需的信息是不完整的,或者问题本身的概念是模糊的,因而往往无法归结为相应的数学模型。

(3)因日本第五代计算机计划远未达到预期目标,人们认识到必须开拓新的思路和方法,以弄清人的认知功能是如何进行的。这些功能包括视、听、感知、学习记忆、运动控制等。这时,20 世纪 50 年代提出的与人脑的物理组织更为接近的神经网络模型自然成为人们所青睐的理想模型。

(4)神经网络理论的形成也是众多科学领域的成果综合得到的产物。如脑科学中的侧抑制原理、感受野概念、统计物理中提出的非平衡系统的自组织理论、非线性系统中发现的混沌运动等为神经网络理论的形成起了重要的推动作用。

§ 1.2 神经网络理论的发展历史与趋势

人们对神经网络的研究始于 20 世纪 40 年代,至今已有半个多世纪的历史。从第一个简单的神经元模型的提出到神经网络理论的成熟,大致经历了以下三个发展阶段。

1.2.1 早期阶段

1. MP 模型的提出

1943 年,心理学家 W. S. McCulloch 和数学家 W. A. Pitts 提出了著名的 MP 模型,这标志着人类开始用数学模型化的方法研究人脑的功能。这种模型可以用非线性特征加布尔运算实现计算,从而来描述网络各单元的动态变化。该模型的基本特点是神经元的连接权值固定,因此这一模型赋予形式神经元的功能是较弱的。但由于网络中有足够的结点,且结点间有丰富的连接,因此这种网络的计算潜力是巨大的。在此基础上,1949 年,心理学家 Hebb 提出了改变神经元连接强度(即连接权)的学习规则,使神经网络具有了可塑性。他认为学习过程发生在突触,连接权的调整正比于两相连神经元之间激活值的乘积,这就是著名的 Hebb 学习规则。这一规则仍是现代神经网络中一个极为重要的学习规则,到目前为止,大部分神经网络的学习规则仍采用 Hebb 规则及其改进型。Hebb 还提出了两条关于网络功能的论点:

- (1)神经细胞可通过联系强化成小集团,形成神经细胞集合;
- (2)表象的分布性,许多细胞共同参与反映某事物的表象。

上述论点说明人脑中不存在中央控制单元,阐明了人脑的记忆具有分布式的特点。实际上,对有关脑切除与记忆损失的研究结论证实了上述论点的正确性。

2. 感知机的出现

1957 年, F. Rosenblatt 提出了著名的感知器(Perceptron)模型,试图模拟动物和人脑的感知和学习能力,这是第一个完整的人工神经网络模型。它由阈值单元构成,利用教

师信号进行训练,它已初步具备了神经网络的一些基本特征,如并行处理、分布存储和学习等。虽然它并未能解决三层感知器的训练算法问题,但是它为一大类神经网络模型的研究提供了有重要价值的参考。该模型首次把神经网络的研究应用于工程实践,主要用于模式识别、联想记忆等方面。1960年,B. Widrow 和 Hoff 提出了自适应线性单元(Adaline)网络及一种有效的学习方法——Widrow-Hoff 学习规则,它是一个连续取值的网络,主要用于自适应系统。1962年,Block 用解析法证明了感知器的学习收敛性。

人工智能创始人之一 M. Minsky 和 S. Paper 对以感知器为代表的神经网络系统的功能及其局限性从数学上作了深入研究,于1969年出版了产生广泛影响的著作《Perceptron》,严格论证了简单线性感知器功能的局限性,从理论上论证了单层感知器只能用于线性问题的求解,不能求解像 XOR(异或)这样简单的非线性问题。他们还指出,能求解非线性问题的网络应该具有隐含层的多层神经网络,而对多层感知器当时还没有找到有效的学习算法。因 Minsky 在学术界享有崇高的地位和影响,他作出的悲观性结论导致在其后近十年内,很多学者放弃了这一领域的探索和研究,使神经网络的研究进入了一个缓慢发展的低潮期。

1.2.2 20 世纪 70 年代的过渡期

难能可贵的是,在此期间,有少数具有远见卓识的科学工作者在十分不利的条件下仍继续着人工神经网络模型、理论和学习算法的研究。1969年,在人工神经网络系统研究中极负盛名的、最有影响的学者 S. Grossberg 等人提出了自适应共振理论。S. Grossberg 多年潜心于研究用数学描述人的心理和认知活动,企图在这两个方面建立统一的数学理论,自适应共振理论就是这一理论的核心部分。1973年,芬兰的 T. Kohonen 与 Ruohonen 合作发现线性联想记忆到存储,不是线性无关的向量寻找最优映射的联想记忆。1970年和1973年,Fukushima 提出了神经认知网络理论,Fukushima 网络包括人工神经认知机和基于人工神经认知机的有选择注意力的识别两个模型。日本学者 Amari 则致力于神经网络有关数学理论的研究,1971年~1974年他发表了多篇关于随机连接的人工神经系统动力学的处理方法及其严格数学基础的论文,1973年与 Arbib 合作发表过竞争学习的论文。有的学者还提出了连接机制(Connectionism)和并行分布处理概念(Parallel Distributed Processing)等。

1.2.3 20 世纪 80 年代的高潮期

进入 20 世纪 80 年代,以美国为代表,神经网络的研究又获得了重大的突破,其标志性事件是美国加州理工学院的生物物理学家 J. J. Hopfield 在美国国家科学院的刊物上发表了著名的“Hopfield 模型”理论。这是一个非线性动力系统的理论模型。他在这种网络模型的研究中,首次引入了网络能量函数的概念,并给出了网络稳定性判据,研究了神经网络的动力学渐近行为,并在神经计算和联想记忆方面做了开创性的工作。如果把网络的各平衡点设想为存储于该网络中的信息,则网络的稳定性将保证这一网络的动力学性质随时间的演化收敛到这些平衡点之一,从而使网络具有联想记忆的特性。信息存储于整个网络的拓扑结构中,因而是分布式存储,这种信息存储方式不同于把信息孤立

地存储于互不联系的存储单元之中,从而具有较大的容错能力。这就从根本上克服了以逻辑推理为基础的人工智能理论和 Von. Neumann 计算机在处理视觉、听觉、形象思维、联想记忆和运动控制等方面的缺陷。1984 年, Hopfield 又提出了用运算放大器实现该网络模型的电子线路,为神经网络的工程实现提供了有重要参考价值的实现途径。

以 Hopfield 的工作为起点,国际上又掀起了研究神经网络的高潮。1984 年和 1985 年,青年学者 Sejnowski 与其合作者 Hinton、Ackley 提出了大规模并行网络(massively parallel network)学习机,并明确提出了隐单元(hidden unit)的概念。他们用统计物理学的概念和方法来研究神经网络,提出了被称为 Boltzmann 机的神经网络。他们首次采用了多层网络的学习算法,并用模拟退火过程来模拟外界环境。1986 年, D. E. Rumelhart 等提出了误差反向传播(EBP)学习算法,成为影响很大的一种网络学习方法。反向传播算法从实践上证明了神经网络具有很强的运算能力。1987 年美国神经计算机专家 R. Hecht-Nielsen 提出了对向传播(Counter Propagation)神经网络,该网络具有分类灵活、算法简练等优点,可用于模式分类、函数逼近、统计分析和数据压缩等领域。1988 年美国加州大学的 L. O. Chua 等人提出了细胞神经网络(CNN)模型,这种网络与 Hopfield 网络不同之处在于它的连接方式是局域性的,而 Hopfield 网络是全互联的。它在图像处理方面得到了应用。目前已提出的神经网络模型多达数十种,在此就不一一列举了。

1.2.4 目前的研究状况和方向

目前,随着大量创造性研究工作的深入开展,近百种网络结构、学习算法相继出现,硬件实现的研究工作也取得了重要的进展。神经网络理论的应用研究已经渗透到大量的工程领域,如在智能控制、模式识别、自适应滤波和信号处理、非线性优化、传感技术、机器人方面显示出了巨大的应用前景。这些成就进一步深化了人们对神经网络系统的认识,引起了众多学科的科学工作者的广泛关注,国际学术交流日趋频繁。1987 年 6 月 IEEE 在 San Diego 召开了第一届神经网络会议,标志着神经网络研究在世界范围内形成了高潮,此后国际上每年都有以神经网络为主题的国际会议召开。我国也于 1990 年 12 月在北京召开了首届神经网络学术大会,并决定以后每年召开一次中国神经网络学术大会。1988 年 1 月,《Neural Network》杂志创刊;1988 年起国际神经网络学会和 IEEE 联合召开每年一次的国际学术年会;1990 年 3 月,《IEEE Trans Neural Network》会刊问世。随着神经网络理论研究的进展,其应用产品开发也获得了初步的成功。目前已有的神经网络应用产品有 HNC 公司的手写体识别,Neural teach 的专家系统设计,HNC 的脑电图分析,HNC 和 AI-WARE 的过程与机器人控制等众多产品。在举世瞩目的海湾战争中,美国空军也采用了神经网络进行决策与控制。

近几年来,我国在神经网络的研究方面发展规模大、速度快而且取得不少成果。中国科学院半导体研究所神经网络组在王守觉院士的领导下,研究开发了一种适合我国神经网络研究需要的通用神经网络处理机——“预言神”神经计算机,适用于各种高速实时自适应控制及高速实时模式识别等应用;承担的“九五”国家重点攻关“半导体神经网络技术及其应用”、“高精度双权值突触神经计算机”、“高速二值 Hopfield 网络神经计算机”等项目于 2000 年 12 月通过了中科院的鉴定、验收。我国在神经网络的应用研究中的另

一项具有较大影响的成果是国防科技大学的胡守仁教授等人研制成功的一个通用神经网络模拟系统 NNSS, 该系统能按用户意图建立各种复杂的互联模型, 并在 BP、Hopfield 等 10 余种算法程序的支持下, 实现从学习、分类到识别结果输出的全过程。

目前, 对于神经网络的研究, 无论是在理论研究方面还是在其应用研究方面都处于迅速发展之中。但是, 由于神经网络系统是一个超高维、强非线性的动力学系统, 当前对其理论基础和动力学行为的认识还很不够, 为了更好地推动神经网络的理论与应用研究, 需要在以下几个方面开展深入的工作:

(1) 神经网络模型的研究: 包括利用神经生理与认知科学研究大脑思维及智能机理, 研究高阶非线性模型、多维局域连接模型及其相应的学习算法。

(2) 神经网络超高维非线性动力学系统的描述方法和复杂性分析: 包括自适应、自组织、协同作用、分岔、突变、奇怪吸引子与混沌行为研究等。

(3) 混沌神经网络、模糊神经网络和细胞神经网络的动力学行为与控制、研究。混沌神经网络在优化、模式记忆等方面的应用。

(4) 细胞神经网络和具有时延反馈神经网络的稳定性研究。

(5) 神经网络的软件模拟和硬件实现研究。

(6) 神经网络在各个科学技术领域的应用研究, 包括在非线性系统辨识、诊断、识别、控制、随机时间序列预测计算机等应用中出现的动力学问题及神经网络软件模拟和硬件实现方面的研究。

§ 1.3 人工神经网络的生物学基础和人工神经元模型

1.3.1 神经网络的生物学基础

脑神经生理学的研究表明, 人的大脑由 $10^{11} \sim 10^{12}$ 个神经元组成, 而其中每一个神经元又与其他 $10^2 \sim 10^4$ 个神经元相连, 全部大脑神经元经神经元之间的神经键(突触)结合, 构成拓扑上极其复杂的神经网络。这个网络通过感觉器官(视觉、嗅觉、味觉、听觉、触觉)接收外界的信息, 在大脑中进行加工处理, 然后通过执行器官向外界输出响应信号, 从而构成一个有闭环控制系统特征的大规模系统, 如图 1-1 所示。

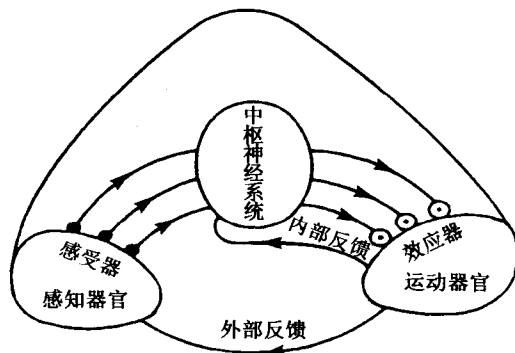


图 1-1 神经系统的信息(流)处理

神经元是大脑处理信息的基本单元,它的结构如图 1-2 所示。它主要由细胞体、树突、轴突和突触(又称神经键)组成。

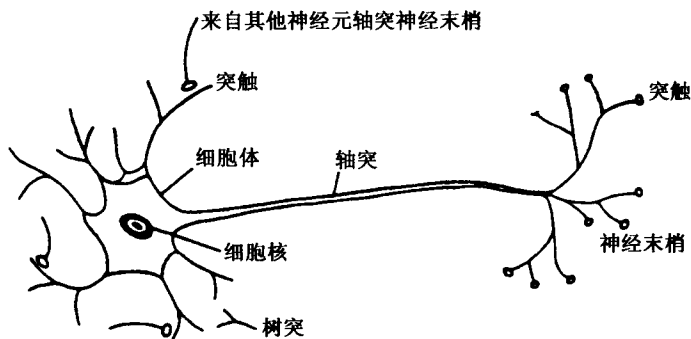


图 1-2 生物神经元示意图

细胞体是神经元新陈代谢的中心,也是接受与处理信息的部件。树突围绕细胞体形成树状结构,通过突触接收其他神经元输入的信号。轴突是细胞体向外延伸得最长、最粗的一条树枝纤维体,它是神经元的输出通道。神经元的输出信号通过此通道,从细胞体长距离地传达到神经系统的其他部分。突触是一个神经元的轴突与另一个神经元的树突之间的功能性接触点,在突触处,两个神经元并不相通,仅仅是彼此发生功能联系的界面。关于突触传递,已知的有电学传递和化学传递两种。

神经元之间相互作用的机理至今仍未完全弄清楚,一般说突触可分为兴奋型和抑制型两种。若突触后膜的电位超过引起神经激发的阈值即为兴奋型,否则为抑制型。一个神经元将所有与其输入通路相连的突触上的兴奋电流收集起来,若兴奋电流占主导地位,则该神经元被激活,并将这个信息通过与其输出通道相连的突触传送给其他神经元。人脑中有的神经元只与邻近很少几个神经元通信,而有的神经元却与几千个神经元相连。突触的另一个特点是具有可塑性,即神经元的神键(突触)随着动作电位的脉冲激励方式与强度的变化,其电位传递作用可增强和减弱,这是人工神经网络权值学习的生物学基础。

1.3.2 人工神经元模型

1943 年,心理学家 W. S. McCulloch 和数学家 W. A. Pitts 以上述简化的生物神经元为基础,提出了第一个人工神经元模型(简称为 MP 模型),如图 1-3 所示。

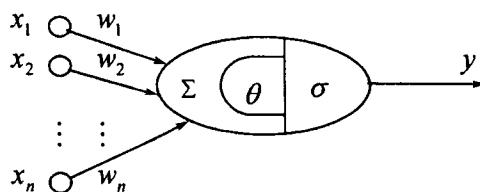


图 1-3 MP 模型结构

在图 1-3 中, $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为神经元的输入信号; w_i 为相应的连接权系数, 它表示输入 x_i 的传递强度的一个比例系数; $\sum$ 表示对所有输入信号加权求和; θ 表示神经元的阈值; $f(\cdot)$ 表示神经元的激活函数。该模型的数学表达式为:

$$s = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta_i \quad (1.1)$$

$$y = f(s) \quad (1.2)$$

神经网络的激活函数是一个重要的概念, 不同的激活函数, 就会形成不同的网络, 从而具有不同的性能。常用的激活函数有:

(1) 阈值函数

$$f(s) = \begin{cases} 1 & s \geq 0 \\ 0 & s < 0 \end{cases} \quad (1.3)$$

(2) 线性函数

$$f(s) = s \quad (1.4)$$

(3) 非线性函数

常用的非线性函数有 Sigmoid 函数、径向基函数、双曲函数和小波函数。

① Sigmoid 函数:

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}} \quad (1.5)$$

② 径向基函数(RBF)。最常用的径向基函数是高斯函数:

$$f(s) = e^{-s^2/2\sigma^2} \quad (1.6)$$

总体而言, MP 神经元模型是对生物神经元进行相当程度的简化而得出的。当模型的响应函数取阶跃函数时, 输入、输出取值为 0 或 1。1 代表神经元的兴奋状态, 0 代表神经元的抑制状态。即便如此, MP 神经元模型仍具有计算能力。选择适当的权值 w_i 和阈值 θ_i 可以进行基本的逻辑 AND、OR 和 NOT 运算, 若考虑到单元的延时性质, MP 模型可以组合成时序数字电路。

§ 1.4 神经网络模型的定义和结构

1.4.1 神经网络模型的定义

上面介绍的人工神经元虽然具备一定的计算能力和信号处理能力, 但单个神经元的功能是十分有限的。只有用许多神经元按一定的规则连接构成神经网络才具有强大的功能。关于神经网络模型的定义, 基于不同角度与背景有多种定义。这里我们采用著名的神经网络学者 T. Kohonen 教授对神经网络模型给出的定义: 神经网络模型是由简单神经单元组成的广泛并行互联的网络, 能够模拟生物神经系统的真实世界物体所作出的交互式反应。随着对人工神经网络研究的发展, 其定义也将随之深化。