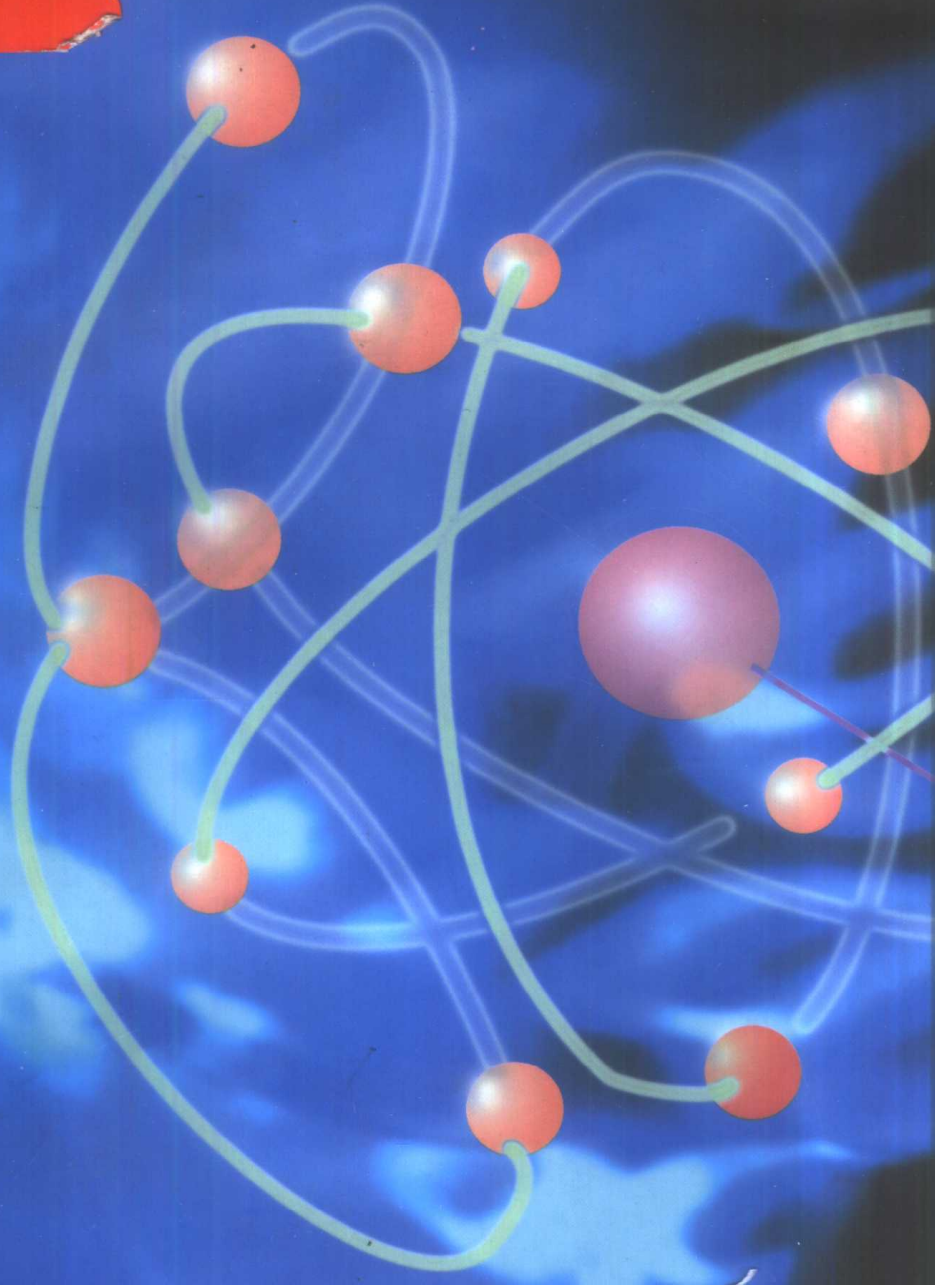


杨建刚
编著

人工神经网络实用教程



2

浙江大學出版社

TP183

6

人工神经网络实用教程

杨建刚 编著

浙江大學出版社

内 容 简 介

本书系统地介绍了人工神经网络典型模型的原理、算法,并对遗传算法的基本原理也作了简单介绍。全书共分九章,内容包括:概述、人工神经网络基本模型、BP网络(误差反向传播算法)、Hopfield网络模型、Boltzmann机、自组织神经网络模型、联想记忆模型、CMAC模型、遗传算法原理。为了方便读者在运用神经网络方法求解实际问题时的需要,在书中的附录中分别给出了:人工神经网络研究中的一些常用数学方法、用C语言编写的一些神经网络模型和遗传算法的源程序,供读者参考。

人工神经网络方法已在许多领域获得成功运用。本书是为以应用为主要目的各专业研究生和高年级本科生编写的教材,也可供从事人工智能、信息处理研究和应用的科技人员学习参考。

图书在版编目(CIP)数据

人工神经网络实用教程 / 杨建刚编著. —杭州:浙江大学出版社, 2001.1

ISBN 7-308-02453-9

I.人... II.杨... III.人工神经元网络-教材
IV.TP183

中国版本图书馆CIP数据核字(2000)第42366号

责任编辑 张 明

出版发行 浙江大学出版社

(杭州浙大路38号 邮政编码310027)

(网址: <http://www.zjupress.com>)

(E-mail: zupress@mail.hz.zj.cn)

排 版 浙江大学出版社电脑排版中心

印 刷 浙江大学印刷厂

经 销 浙江省新华书店

开 本 787mm×1092mm 1/16

印 张 16

字 数 420千

版、印次 2001年1月第1版 2001年6月第2次印刷

印 数 501—1500

书 号 ISBN 7-308-02453-9/TP·202

定 价 25.00元

前 言

在人们梦想着掌握和获取大脑记忆思维机理的愿望驱使下,从 80 年代以来,人工神经网络的研究吸引着众多的科学工作者,使得在短期内,在人工神经网络模型、拓扑结构、算法原理、应用与实现等各方面取得了令人鼓舞的成果。今天,人工神经网络方法已不再是专家的“绝活”,它已被大多数科技工作者认可,作为某种有效的工具,得到广泛的推崇。学习和掌握人工神经网络的基本概念、原理、设计和利用神经计算的原理解决应用中的问题,是很有意义的。

当前,国内外人工神经网络的研究仍然方兴未艾,人工神经网络的研究已成为当代人工智能领域最富挑战性和最引人入胜的研究热点。

神经网络的主要特点体现在其具有信息处理的并行性、分布式的信息存储、自组织性和自适应性、具有很强的学习和联想功能以及容错性等。通过对神经网络的研究,将会对探索更加完善的智能计算机系统和相应的人工智能技术开辟新的途径。

本书是在作者多年来为浙江大学全校性研究生开设计算机神经网络理论及应用课程的讲义基础上,结合一些相关研究以及参考国内外有关文献资料撰写的。书中的大多数内容凝结了许多先行者的研究心血。本书在综合的基础上,重点放在神经记忆和计算的思想、人工神经网络设计概念与方法、应用中的有效算法等方面,主要目的是使读者能够在本书的基础上就可得到应用的方法和思路,而不仅是拍象的理论推导。

本书共分九章,内容包括:概述、人工神经网络基本模型、BP 网络(误差反向传播算法)、Hopfield 网络模型、Boltzmann 机、自组织神经网络模型、联想记忆模型、CMAC 模型、遗传算法原理。为了方便读者在运用神经网络方法求解实际问题时的需要,在书中的附录中分别给出了:人工神经网络研究中的一些常用数学方法、用 C 语言编写的一些神经网络模型和遗传算法的源程序,供读者参考。

由于作者水平所限,书中错误与遗漏以及不妥之处在所难免,恳请读者提出批评和指正。

编 者

2000 年春于求是园

目 录

第 1 章 概 述	1
1.1 人工神经网络研究与发展	1
1.2 生物神经元	5
1.3 人工神经网络的构成.....	11
1.4 人工神经网络(1943~1992)的主要研究工作.....	16
第 2 章 人工神经网络基本模型	26
2.1 MP 模型	26
2.2 感知器模型.....	28
2.3 自适应线性神经元.....	35
第 3 章 EBP 网络(反向传播算法)	41
3.1 含隐层的前馈网络的 δ 学习规则	42
3.2 Sigmoid 激发函数下的 BP 算法	44
3.3 BP 网络的训练与测试	45
3.4 BP 算法的改进	47
3.5 多层网络 BP 算法的程序设计	58
第 4 章 Hopfield 网络模型	63
4.1 离散型 Hopfield 神经网络.....	63
4.2 连续型 Hopfield 神经网络.....	80
4.3 旅行商问题(TSP)的 HNN 求解	83
第 5 章 随机型神经网络	92
5.1 模拟退火算法.....	92
5.2 Boltzmann 机	96
5.3 Gaussian 机	108
第 6 章 自组织神经网络	112
6.1 竞争型学习	112
6.2 自适应共振理论(ART)模型	114
6.3 自组织特征映射(SOM)模型	122
6.4 CPN 模型	124

第 7 章 联想记忆神经网络	127
7.1 联想记忆基本特点	127
7.2 线性联想记忆(LAM)模型	128
7.3 双向联想记忆 BAM 模型	131
7.4 时间联想记忆 TAM 模型	134
第 8 章 CMAC 模型	137
8.1 CMAC 模型	137
8.2 CMAC 映射算法	139
8.3 CMAC 的输出计算	142
8.4 CMAC 控制器模型	143
第 9 章 遗传算法原理	148
9.1 概述	148
9.2 遗传算法的工作原理	149
9.3 遗传算法的实现步骤	155
9.4 遗传算法示范程序	157
<hr/>	
附录 A 人工神经网络研究中的若干数学方法	160
附录 B 多层前向网络 BP 算法源程序	183
附录 C Hopfield 网络模型源程序	202
附录 D Hopfield 模型联想记忆源程序	206
附录 E Hopfield 模型求解 TSP 源程序	213
附录 F Boltzmann 机模型源程序	220
附录 G 遗传算法程序	226
<hr/>	
参 考 文 献	247
<hr/>	

第 1 章 概 述

人类在很多方面已成功地采用机器来完成繁重和重复的体力工作,但人们也一直没有放弃让机器具有人类思维能力的努力。电子计算机的出现,使这种梦想有了某些实现的可能性,特别是人工智能技术的出现,使得人们又向思维机器的研究方向迈进了一步。现在,人工神经网络技术又为我们进一步研究怎样模拟人类智能以及了解人脑思维的奥秘开辟了一条新的途径。

1.1 人工神经网络研究与发展

人们研究神经网络已有几十年历史。纵观其发展过程,不难看出该过程是波澜起伏、几经兴衰的。

1.1.1 历史回顾

40年代初,美国 Mc Culloch 和 Pitts 从信息处理的角度,研究神经细胞行为的数学模型表达,提出了二值神经元模型。MP 模型的提出开始了对神经网络的研究进程。1949 年心理学家 D. O. Hebb 提出著名的 Hebb 学习规则,即由神经元之间结合强度的改变来实现神经学习的方法。虽然 Hebb 学习规则在人们研究神经网络的初期就已提出,但是其基本思想至今在神经网络的研究中仍发挥着重要作用。

50 年代末期, Rosenblatt 提出感知机(Perceptron),首先从工程角度出发,研究了用于信息处理的神经网络模型。这是一种学习和自组织的心理学模型,它基本符合神经生理学的原理。Perceptron 虽然比较简单,却已具有神经网络的一些基本性质,如分布式存贮、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流行串行的、离散的、符号处理的电子计算机及其相应的人工智能技术有本质上的不同,由此引起许多研究者的兴趣,在 60 代掀起了神经网络研究的第一次高潮。但是,当时人们对神经网络研究过于乐观,认为只要将这种神经元互连成一个网络,就可以解决人脑思维的模拟问题。然而,后来的研究结果却又使人们走到另一个极端上。

在 60 年代末,美国著名人工智能专家 Minsky 和 Papert 对 Rosenblatt 的工作进行了深入

研究,出版了有较大影响的《Perceptron》一书,指出感知机的功能和处理能力的局限性,甚至连 XOR(异或)这样的问题也不能解决,同时也指出如果在感知器中引入隐含神经元,增加神经网络的层次,可以提高神经网络的处理能力,但是却无法给出相应的网络学习算法。因此 Minsky 的结论是悲观的。另一方面,由于 60 年代以来集成电路和微电子技术日新月异的发展,使得电子计算机的计算速度飞速提高,加上那时以功能模拟为目标、以知识信息处理为基础的知识工程等研究成果,给人工智能从实验室走向实用带来了希望,这些技术进步给人们造成这样的认识:以为串行信息处理及以它为基础的传统人工智能技术的潜力是无穷的,这就暂时掩盖了发展新型计算机和寻找新的人工智能途径的必要性和迫切性。另外,当时对大脑的计算原理、对神经网络计算的优点、缺点、可能性及其局限性等还很不清楚。总之,认识上的局限性使对神经网络的研究进入了低潮。

在这一低潮时期,仍有一些学者扎扎实实地继续着神经网络模型和学习算法的基础理论研究,提出了许多有意义的理论和方法。其中, S. Grossberg 等提出了自适应共振理论, Kohonen 提出了自组织映射, Fukushima 提出了认知机网络模型理论, Anderson 提出了 BSB 模型等等,为神经网络的发展奠定了理论基础。

进入 80 年代,首先是基于“知识库”的专家系统的研究和运用,在许多方面取得了较大成功。但在一段时间以后,实际情况表明专家系统并不像人们所希望的那样高明,特别是在处理视觉、听觉、形象思维、联想记忆以及运动控制等方面,传统的计算机和人工智能技术面临着重重困难。模拟人脑的智能信息处理过程,如果仅靠串行逻辑和符号处理等传统的方法来解决复杂的问题,会产生计算量的组合爆炸。因此,具有并行分布处理模式的神经网络理论又重新受到人们的重视。对神经网络的研究又开始复兴,掀起了第二次研究高潮。

1982 年,美国加州理工学院物理学家 J. J. Hopfield 提出了一种新的神经网络 HNN。他引入了“能量函数”的概念,使得网络稳定性研究有了明确的判据。HNN 的电子电路物理实现为神经计算机的研究奠定了基础,并将其应用于目前电子计算机尚难解决的计算复杂度为 NP 完全型的问题,例如著名的“巡回推销员问题”(TSP),取得了很好的效果。从事并行分布处理研究的学者,如 Hinton、Sejnowsky 和 Rumelhart 等,于 1985 年对 Hopfield 模型引入随机机制,提出了 Boltzmann 机。1986 年 Rumelhart 等人在多层神经网络模型的基础上,提出了多层神经网络模型的反向传播学习算法(BP 算法),解决了多层前向神经网络的学习问题,证明了多层神经网络具有很强的学习能力,它可以完成许多学习任务,解决许多实际问题。

近十几年来,许多具备不同信息处理能力的神经网络已被提出来并应用于许多信息处理领域,如模式识别、自动控制、信号处理、决策辅助、人工智能等方面。神经计算机的研究也为神经网络的理论研究提供了许多有利条件,各种神经网络模拟软件包、神经网络芯片以及电子神经计算机的出现,体现了神经网络领域的各项研究均取得了长足进展。同时,相应的神经网络学术会议和神经网络学术刊物的大量出现,给神经网络的研究者们提供了许多讨论交流的机会。

虽然人们已对神经网络在人工智能领域的研究达成了共识,对其巨大潜力也毋庸置疑,但是须知,人类对自身大脑的研究,尤其是对其中智能信息处理机制的了解,还十分肤浅。因而现有的研究成果仅仅处于起步阶段,还需许多有识之士长期的艰苦努力。

概括以上的简要介绍,可以看出,当前又处于神经网络理论的研究高潮,不仅给新一代智能计算机的研究带来巨大影响,而且将推动整个人工智能领域的发展。但另一方面,由于问题本身的复杂性,不论是神经网络原理自身,还是正在努力进行探索和研究的神经计算机,目前

都还处于基础性的起步发展阶段,它的影响力和最终所能达到的目标,目前还不十分明确,还有待于继续深入研究。

人们深信,在人类科学发展的里程碑上,人类大脑的研究将是新世纪划时代的挑战。可以预计,未来的神经网络研究前景令人鼓舞,人类在探索大脑奥秘的过程中,一定会使人工智能有长足的发展。

1.1.2 研究意义

自从1946年美国宾夕法尼亚大学研制成功世界上第一台电子数字计算机以来,世界电子计算机技术有了突飞猛进的惊人发展。由第一代的真空管式(1946~1958年),第二代的晶体管式(1959~1966年),第三代的大规模集成电路式(1967~1979年),一直到现今的超大规模集成电路计算机,电子计算机已成为人们赖以进行各种信息处理的最重要的通用手段和工具。目前通行的计算机工作模式是建立在图灵(Turing)算法求解的基本思想上。Turing-Church认为,任何物理可实现系统或过程都必须能够进行有效计算的,任何能够进行有效计算的过程都可通过对符号串的有限步骤的操作来实现。冯·诺依曼(Von Neumann)在这种计算概念的基础上,用电子加法器和程序存储的方式构成了计算机的体系结构,为计算机的具体实现铺平了道路。因此,我们称这种顺序执行已存储程序的现行计算机类型为冯·诺依曼型计算机。

尽管冯·诺依曼型计算机在当今世界上发挥着巨大的作用,但它在智能化信息处理过程中存在着许多局限性。为此,我们简单分析一下冯·诺依曼型计算机求解某个问题所采用的方法。

- (1) 根据该问题的特点,建立合适的数学模型。
- (2) 根据所建立的数学模型的原始数据资料,生成适合于输入计算机的程序和数据。
- (3) 计算机的控制器命令输入器将计算步骤的初始数据记录到存储器中。
- (4) 控制器根据计算步骤的顺序,依次按存储器地址读出第一个计算步骤,然后根据读出步骤的规定,控制运算器对相应数据执行规定的运算操作。
- (5) 反馈器从反馈信号中得知运算器操作完毕,把所得的中间结果记录到存储器某个确定位置存储好。
- (6) 反馈信号通知控制器再取第二个计算步骤,然后重复上述的执行过程。一直到整个运算完成后,控制器就命令输出器把存储器中存放的最终结果用打印、显示或绘图等方式输出。

将以上整个计算过程概括起来,可以看出现行冯·诺依曼计算机有以下三个主要特点:

- (1) 它必须不折不扣地按照人们已经编制好的程序步骤来进行相应的数值计算或逻辑运算,它没有主动学习的能力和自适应能力,因此它是被动的。
- (2) 所有的程序指令都要调入CPU,一条接一条地顺序执行。因此,它的处理信息方式是集中的、串行的。
- (3) 存储器的位置(即地址)和其中所存储的具体内容无关。因此,在调用操作的指令或数据时,总是先找它所在存储器的地址,然后再查出所存储的内容。这就是说,存储内容和存储地址是不相关的。

由于现行计算机的上述特点,一方面它在像数值计算或逻辑运算这类属于顺序性(串行性)信息处理中,表现出远非人所能及的速度;另一方面,在涉及人类日常的信息活动,例如识

别图像、听懂语言或作出判断时,却又显得那样低能和笨拙。现行计算机上实现人工智能的方法与途径,与人脑固有的智能信息处理方式有着很大的差别。但在实际上,在计算机技术的整个发展过程中,在研究电脑向人脑学习或向人脑靠近的问题上,人们始终不懈地进行着努力。人工智能技术的研究与发展就与此密切相关。

揭示并模拟大脑神经系统的学习机制,是研制新一代智能信息处理系统的关键之一。大脑的智能来自两方面:遗传和后天的学习,与遗传相比,后天的学习对智能的形成起非常重要的作用。

学习过程中,神经系统究竟哪些部分发生了变化,这是神经系统学习的实质性问题。当前神经电生理学、组织学和行为实验学为解决这一问题提供了线索和思路,从而形成了两大学派:一是化学学说,认为神经系统把学习后的信息记录在某些生物分子上,正像遗传信息记录在DNA上一样;另一派是突触修正学说,认为学习过程中神经元之间的突触联系发生了变化。这两种假说中,后一种为多数神经生理学家所接受。现在我们要研究的人工神经网络模型也都是基于突触修正假说而建立的。

根据 Feigenbaum 在《Manual of Artificial Intelligence》中的提法,人工智能(AI)的定义是“人工智能是计算机科学中的一部分,它关心智能计算机系统的设计,这类系统显示人类行为中与智能有关的一些特征”。

人工智能所涉及的内容非常广泛,有模式识别、自然语言的理解、专家系统、知识工程与智能知识库、规划与决策、博弈与对抗、机器自动证明、智能机器人和自动程序设计等。

1981年日本提出研制第五代计算机,其目的是想研制一种有渊博知识、能推理会学习的新一代智能计算机。其所设想的第五代计算机系统的目标包括:用自然语言、图像和文件进行输入和输出;配备有各种知识数据库,能保存和处理知识;能用自然语言人机对话,为非专业用户使用计算机提供方便;能够进行自学和推理等等。然而,经过一段时间的努力后,基于知识处理,并在并行操作系统和知识库管理系统支持下的 PROLOG 并行推理机并没有达到第五代计算机的预期目标。其主要原因在于用它来处理图像识别、语音理解之类的非数值计算问题时,由于规则推理解释的串行性和非确定本质,以及对大容量知识库顺序检索和匹配,使得信息处理的时间耗费有呈指数爆炸的危险。

实际上,脑对外界世界时空客体的描述和识别,乃是认知的基础。认知问题离不开对低层次信息处理的研究和认识。虽然符号处理在脑的思维功能模拟等方面取得了很大进展,但它对诸如视觉、听觉、联想记忆和形象思维等问题的处理往往感到力不从心。所以符号处理不可能全面解决认知问题和机器智能化问题,它对高层次脑功能的宏观模拟很有效,而对一些低层次的模式处理则至今还有许多困难。

正是由于认识到传统的冯·诺依曼计算机在智能信息处理中的这种难以逾越的局限性,使得人们考虑到有必要进一步了解分析人脑神经系统信息处理和存贮的机理特征,以便寻求一条新的人工神经网络智能信息处理途径。

人工神经网络研究是采用自下而上的方法,从脑的神经系统结构出发来研究脑的功能,研究大量简单的神经元的集团信息处理能力及其动态行为。目前,神经网络的研究使得对多年来困扰计算机科学和符号处理的一些难题可以得到比较令人满意的解答,特别是对那些时空信息存贮及并行搜索、自组织联想记忆、时空数据统计描述的自组织以及从一些相互关联的活动中自动获取知识等一般性问题的求解,更显示出独特的能力。由此引起了智能研究者的广泛关注,并普遍认为神经网络方法适合于低层次的模式处理。

符号处理与神经网络是一种互补关系。神经网络的研究重点在于模拟和实现人的认知过程中的感知过程、形象思维、分布式记忆和自学习自组织过程。而符号处理则侧重于模拟人的逻辑思维。符号处理的长处正好弥补了神经网络的不足,因此,神经网络与符号处理相结合,可能会使人们对人的认知过程有一个较全面的理解。在这一领域内的任何一项基础理论上的进展,必将对计算机科学和人工智能产生实际的影响。

神经网络是在许多学科的基础上发展起来的,对它研究的深入也必然会带动其他相关学科的发展。神经生物学家也正期待着另一次理论上的飞跃,这将使他们能够解释已知的各种现象,并提出可由实验室验证的假说。虽然他们已经积累了大量关于大脑组成、大脑外形以及大脑运转基本要素等等知识,但他们仍然解释不了有关大脑信息处理的一些实质性问题。而建立在认知过程信息处理的微结构理论之上的神经网络,作为人的认知过程的一种定量描述,则为神经科学家提供了一个独一无二的机会来发展和验证大脑的工作原理。神经网络理论的发展,可在神经科学中推动理论神经科学的发展,为计算神经科学提供必要的理论和模型,同时也促进脑科学向定量、精确和理论化方向发展。

1.2 生物神经元

人工神经网络是对生物神经系统的模拟。它的信息处理功能是由网络单元(神经元)的输入输出特性(激活特性)、网络的拓扑结构(神经元的连接方式)、连接权的大小(突触联系强度)和神经元的阈值(可视为特殊的连接权)等所决定的。神经网络在拓扑结构固定时,其学习归结为连接权的变化。在对这些生物神经系统进行模拟之前,我们需要对真实生物神经系统有一个大致的了解。本节对生物神经元作一简要介绍。

1.2.1 生物神经元及其联接

生物神经系统是一个有高度组织和相互作用的数量巨大的细胞组织群体。人类大脑的神经细胞大约在 $10^{11} \sim 10^{13}$ 个左右。神经细胞也称神经元,是神经系统的基本单元,它们按不同的结合方式构成了复杂的神经网络。通过神经元及其联接的可塑性,使得大脑具有学习、记忆和认知等各种智能。

人工神经网络的研究出发点是以生物神经元学说为基础的。生物神经元学说认为,神经细胞即神经元是神经系统中独立的营养和功能单元。生物神经系统,包括中枢神经系统和大脑,均是由各类神经元组成。其独立性是指每一个神经元均有自己的核和自己的分界线或原生质膜。

生物神经元之间的相互连接从而让信息传递的部位被称为突触(Synapse)。突触按其传递信息的不同机制,可分为化学突触和电突触,其中化学突触占大多数,其神经冲动传递借助于化学递质的作用。生物神经元的结构大致描述如图 1.1 所示。

神经元由细胞体和延伸部分组成。延伸部分按功能分有两类,一种称为树突,占延伸部分的大多数,用来接受来自其他神经元的信息;另一种用来传递和输出信息,称为轴突。神经元对信息的接受和传递都是通过突触来进行的。单个神经元可以从别的细胞接受多达上千个的突触输入。这些输入可达到神经元的树突、胞体和轴突等不同部位,但其分布各不相同,对神

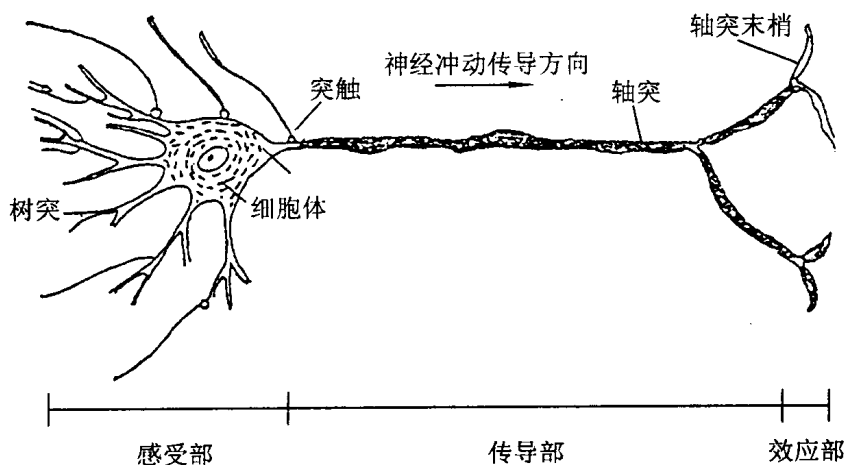


图 1.1 神经元及其突触连接

神经元影响的程度也不同。

突触是一个神经元的轴突末梢与另一个神经元所形成的功能性接触点。根据神经元学说,在突触处两个神经元的细胞质并不连通,仅仅是彼此发生功能联系。

电生理的研究表明,突触可分为兴奋性的或抑制性的,这取决于突触前部的“活性”是否能使突触后膜的电位超过引起神经冲动的阈值。复杂的神经网络就是依靠众多突触所建立的链式通路反馈环路来传递信息,并在神经元之间建立密切的形态和功能联系。

神经元的大小、形状、轴突的长度与直径、突触的数目和分支方式差别很大。最简单的神经元为单极神经元和双极神经元。大多数神经元是多极神经元,即细胞体发出的树突不止一个。这类神经元通常只有一个轴突。

按照神经生理学的研究,每一个神经细胞膜的两侧都存在着由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。当神经元未受到外界刺激时,即在细胞处于安静状态时,只有 K^+ 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差,称为静息电位(内负外正)。人脑神经细胞的静电位约为 $-70 \sim -90 \text{ mV}$ 。

当神经细胞受到外界一定强度信号的刺激时,则会引起兴奋性反应,并出现一次可传导的动作电位(即神经冲动)。这是因为当膜外有外向电流通过时,由于膜本身具有一定的电阻,于是在细胞膜的两侧会产生一个内正外负的电压降。这个电压降刚好与原有的内负外正的静息电位方向相反。因此,反应使得静息电位数值减少。

当这个细胞膜电位下降到某一临界值时,将引起膜的通透性改变。这时膜对 Na^+ 的通透性会突然增大(约为静息时的 500 倍左右),大大超过了膜对 K^+ 的通透性,并使膜外 Na^+ 快速内流,引起膜两侧电位的倒转,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。实验表明,除了电刺激外,机械、化学等其他各种刺激,只要达到一定的强度,都能产生一个动作电位。

所产生的动作电位可以通过突触,由一个神经元传播到另一个神经元。但是,实验表明,这种传递具有如下两个特性:

(1) 单向传递性,即只能由前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,

而不能作相反方向的传递。

(2) 时间延迟,即这种通过突触的传递,一般至少会产生0.5~1.0 ms的延迟。

这些现象说明,兴奋在神经细胞之间的传递是十分复杂的。另外,大量的实验表明,其中还有一些特殊的化学递质参与。当动作电位传递到神经末梢处时,将引起贮存在该处的某些化学递质释放,被释放的化学递质通过细胞之间的间歇扩散,到达突触后的神经元膜表面,与膜上的特殊受体相结合,并引起突触后膜某些离子通道的开放。由于这些离子的移动,将引起该膜的静息电位数值下降。也就是说,在实际的生理过程中,这些化学递质在电位的传递过程中是起一定作用的。

人类大脑皮质的全部表面积约有 $20 \times 10^4 \text{ mm}^2$,平均厚度约2.5 mm,皮质的体积则约为 $50 \times 10^4 \text{ mm}^3$ 。如果皮质中突触的平均密度是 $6 \times 10^9/\text{mm}^3$ 左右,则可认为皮质中的全部突触数为 3×10^{16} 个。如果再按上述人脑所含的全部神经元数目计算,则每个神经元平均的突触数目可能就有1.5~3.0万个左右。

神经元之间的联系主要依赖其突触的联接作用。这种突触的联接是可塑的,也就是说突触特性的变化是会受到外界信息的影响或自身生长过程的影响。生理学的研究归纳有以下几个方面的变化:

(1) 突触传递效率的变化。首先是突触的膨胀以及由此产生的突触后膜表面积扩大,从而突触所释放出的传递物质增多,使得突触的传递效率提高。其次是突触传递物质质量的变化,包括比例成分的变化所引起传递效率的变化。

(2) 突触接触间隙的变化。在突触表面有许多形状各异的小凸芽,调节其形状变化可以改变接触间隙,并影响传递效率。

(3) 突触的发芽。当某些神经纤维被破坏后,可能又会长出新芽,并重新产生附着于神经元上的突触,形成新的回路。由于新的回路的形成,使得结合模式发生变化,也会引起传递效率的变化。

(4) 突触数目的增减。由于种种复杂环境条件的刺激等原因,或者由于动物本身的生长或衰老,神经系统的突触数目会发生变化,并影响神经元之间的传递效率。

神经元对信息的接受和传递都是通过突触来进行的。单个神经元可以从别的细胞接受多个输入。由于输入分布于不同的部位,对神经元影响的比例(权重)是不相同的。另外,各突触输入抵达神经元的先后时间也不一样。因此,一个神经元接受的信息,在时间和空间上常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。正是神经元这种整合作用,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,执行着生物中枢神经系统的各种信息处理功能。

多个神经元以突触联接形成了一个神经网络。研究表明,生物神经网络的功能决不是单个神经元生理和信息处理功能的简单叠加,而是一个有层次的、多单元的动态信息处理系统。它们有其独特的运行方式和控制机制,以接受生物内外环境的输入信息,加以综合分析处理,然后调节控制机体对环境作出适当的反应。

1.2.2 人脑信息处理的机制与特性

多年以来,科学家们对大脑进行了多方面的研究,旨在对人脑的意识活动及其特征进行探索。生物学家是从神经解剖的角度来揭示脑的生命活动特征,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脑的意识活动的机理。

从总体上看,脑的神经系统可以被看作是在两个“空间”上工作:一方面,它是一个由物质构成的有序生物体,其中既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;另一方面,脑的活动又构成了思维、意识和精神领域中的复杂的生命活动特征。在生物生理学家看来,大脑是一个特殊的生物器官。对这一个可触及的实体,可以通过研究其神经系统的运行,确定其物理变化及化学反应的性质,记录其神经元对电刺激的反应,分析脑电波所表示的特征,以及在网络中标记动作电位的通路等。但是,脑神经系统的这些活动究竟如何构成了有意识的思维和智能活动,现阶段的研究很难给出满意的解释。作为复杂生命活动特征的人类思维和情感,并不是一种能在较低的生理组织或结构上观察到的现象,它似乎是一种宏观的、与认知行为相联系的集群效应。

作为智能模拟的对象或“参照物”,脑应被看作是一个既处于物理平面又处于认知平面的统一体。只有通过揭示其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联系与作用的机理,才能真正透彻理解大脑的活动。

从宏观上讲,人脑的信息处理过程有如下特点:

(1) 人脑对信息可以进行学习和记忆。

人的感官可接受信息。当外界事物的信号以力、光、声、热和其他等形式作用于人的各种感觉器官,即可形成人的听觉、视觉、嗅觉、味觉和触觉等。它们映射到大脑后,大脑对这些信息进行加工——记忆和回想。记忆按巩固的程度可分为瞬时记忆、短期记忆和长期记忆。但人脑对信息的记忆并不是“孤立”的“死记”,其中含有复杂的信息融合与联想的功能。存在于人脑中的记忆信息是一种处于特定“时空”中的信息,可以形成一种有特定时间、地点、人物、事件的“动态图像”。另外,人脑的记忆是联想存贮式的,对往事的记忆往往有这样的经历:人们因某事或某物而触发对某一往事的回忆,或是根据一些开始时并不完整的记忆而回忆起整个事件或过程。

(2) 人脑对信息有归纳整理的功能。

人对外界信息的接受不只是简单的映射,人脑对外界信息在记忆的过程中进行加工。除了加工整合联想记忆之外,还有一种归纳整理的功能。这一功能常常是与学习和记忆同步进行的,它使得人可以将多次的感觉形成概念性的意识,也可以将多次重复性的经验形成一种理论。这种可将感性认识上升为理性认识的能力或许是人脑所特有的功能,是人类智能的一种集中体现。

(3) 人脑可以接受多种类型的信息。

人可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。当然,在外界看来不同类型的信息,在人脑中已经形成了有机的联系或是相对固定的思维通道。

(4) 人脑具有多种思维的能力。

什么是思维?一般认为,思维是人脑对客观事物的概括而间接的反映;也有人认为一切意识活动均可看做是思维活动,包括注意、整合、归纳、记忆和联想等在内。正常的思维通常具有概括性、间接性、语言性、感源性、实践性和主动性。它可通过对初步加工的外界信息的分析、综合和比较,抽象和概括出“概念”,再由客观事实及事物的发展变化形成判断和推理。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维活动,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了纯感官刺激的阶段,使人可以关注事物的本质,归纳出其变化规律,因而相对说来提高了思维的效率。灵感是非逻辑思维的一种,它产生于“偶然”或短暂的“瞬间”,由灵感而导致的创造性发现例子并不鲜见。

大多数情况下,人的思维是一种混合思维,即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化的思维活动。

以上是从宏观上分析了人脑信息处理特点。从信息系统研究的观点出发,对于人脑这个智能信息处理系统,有如下一些固有特征:

(1) 并行分布处理的工作模式。

实际上大脑中单个神经元的的信息处理速度是很慢的,每次约 1 ms,比通常的电子门电路要慢几个数量级。每个神经元的处理功能也很有限,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却很快,一般只需几百毫秒。例如要判定人眼看到的两个图形是否一样,实际上约需 400 ms,而在这个处理过程中,与脑神经系统的一些主要功能,如视觉、记忆、推理等有关。按照上述神经元的处理速度,如果采用串行工作模式,就必须在几百个串行步内完成,这实际上是不可能办到的。因此只能把它看成是一个由众多神经元所组成的超高密度的并行处理系统。例如在一张照片寻找一个熟人的面孔,对人脑而言,几秒钟便可完成,但如用计算机来处理,以现有的技术,是不可能在规定时间内完成的。由此可见,大脑信息处理的并行速度已达到了极高的程度。

(2) 神经系统的可塑性和自组织性。

神经系统的可塑性和自组织性与人脑的生长发育过程有关。例如,人的幼年时期约在 9 岁左右,学习语言的能力十分强,说明在幼年时期,大脑的可塑性和柔软性特别良好。从生理学的角度看,它体现在突触的可塑性和联接状态的变化,同时还表现在神经系统的自组织特性上。例如在某一外界信息反复刺激下,接受该信息的神经细胞之间的突触结合强度会增强。这种可塑性反映出大脑功能既有先天的制约因素,也有可能通过后天的训练和学习而得到加强。神经网络的学习机制就是基于这种可塑性现象,并通过修正突触的结合强度来实现的。

(3) 信息处理与信息存贮合二为一。

大脑中的信息处理与信息存贮是有机结合在一起的,而不像现行计算机那样,存贮地址和存贮内容是彼此分开的。由于大脑神经元兼有信息处理和存贮功能,所以在进行回忆时,不但不存在先找存贮地址而后再调出所存内容的问题,而且还可以由一部分内容恢复全部内容。

(4) 信息处理的系统性。

大脑是一个复杂的大规模信息处理系统,单个的元件(神经元)不能体现全体宏观系统的功能。实际上,可以将大脑的各个部位看成是一个大系统中的许多子系统。各个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。例如,视觉系统和运动系统就存在很强的系统联系,可以相互协调各种信息处理功能。

(5) 能接受和处理模糊的、模拟的、随机的信息。

(6) 求满意解而不是精确解。

人类处理日常行为时,往往都不是一定要按最优或最精确的方式去求解,而是以能解决问题为原则,即求得满意解就行了。

(7) 系统的恰当退化和冗余备份(鲁棒性和容错性)。

根据神经生物学知识,人每天平均约有 40 万个神经细胞死亡。但是,大脑的认知功能并不会出现突然的降低。神经系统由于疾病或脑损伤,其功能将随着损伤的神经元数目的增加而逐渐变坏,但并不会由于某个神经元的损坏,使得某一特定的认知功能丢失。这说明,信息的存贮和表示是分布式的,具有很强的容错能力。即信息不是存贮记忆在单个的神经元内,而是分布存贮于整个神经网络中,并体现在神经元之间突触的结合强度上。这样当少量神经元受到损伤时,通过自组织功能,其他众多神经元所组成的总体模式将使得网络的总体功能继续有效。

1.2.3 人工神经网络研究与运用的主要内容

人工神经网络的研究方兴未艾,很难准确地预测其发展方向。但就目前来看,人工神经网络的研究首先须解决全局稳定性、结构稳定性、可编程性等问题。现今的研究工作应包含以下的一些基本内容:

(1) 人工神经网络模型的研究。

神经网络原型研究,即大脑神经网络的生理结构、思维机制。

神经元的生物特性如时空特性、不应期、电化学性质等的人工模拟。

易于实现的神经网络计算模型。

利用物理学的方法进行单元间相互作用理论的研究。例如,采用统计物理学方法处理联想记忆模型。

神经网络的学习算法与学习系统。

(2) 神经网络基本理论研究。

神经网络的非线性特性,包括自组织、自适应等作用。

神经网络的基本性能,包括稳定性、收敛性、容错性、鲁棒性、动力学复杂性。

神经网络的计算能力与信息存贮容量。

开展认知科学的研究。探索包括感知、思考、记忆和语言等的脑信息处理模型。采用诸如连接机制等方法,将认知信息处理过程模型化,并通过建立神经计算学来代替算法论。

(3) 神经网络智能信息处理系统的应用。

认知与人工智能,包括模式识别、计算机视觉与听觉、特征提取、语音识别、语言翻译、联想记忆、逻辑推理、知识工程、专家系统、故障诊断、智能机器人等。

优化与控制,包括优化求解、决策与管理、系统辨识、鲁棒性控制、自适应控制、并行控制、分布控制、智能控制等。

信号处理:自适应信号处理(自适应滤波、时间序列预测、谱估计、消噪、检测、阵列处理)和非线性信号处理(非线性滤波、非线性预测、非线性谱估计、非线性编码、中值处理)。

传感器信息处理:模式预处理变换、信息集成、多传感器数据融合。

(4) 神经网络的软件模拟和硬件实现。

在通用计算机、专用计算机或者并行计算机上进行软件模拟,或由专用数字信号处理芯片构成神经网络仿真器。

由模拟集成电路、数字集成电路或者光器件在硬件上实现神经芯片。软件模拟的优点是网络的规模可以较大,适合于用来验证新的模型和复杂的网络特性。硬件实现的优点是处理速度快,但由于受器件物理因素的限制,根据目前的工艺条件,网络规模不可能做得太大。例

如采用 VLSI 的神经芯片, 现在只能做到几百个神经元。但由于它是构成未来神经计算机的基础, 因此特别受到人们的重视。

(5) 神经网络计算机的实现。

计算机仿真系统。

专用神经网络并行计算机系统。

VLSI 实现: 数字、模拟、数-模混合、光-电互连等。

光学实现。

生物实现。

关于智能本质的研究是自然科学和哲学的重大课题之一。对于智能的模拟和机器再现, 肯定可以开发拓展出一代新兴产业。由于智能本质的复杂性, 现代智能研究已超越传统的学科界限, 成为脑生理学、神经科学、心理学、认知科学、信息科学、计算机科学、微电子学, 乃至数理科学共同关心的“焦点”学科。人工神经网络的重大研究进展有可能使包括信息科学在内的其他学科产生重大突破和变革。展望人工神经网络的成功应用, 人类智能有可能产生一次新的飞跃。

1.3 人工神经网络的构成

神经网络是由大量的处理单元(神经元)互相连接而成的网络。为了模拟大脑的基本特性, 在现代神经科学研究的基础上, 人们提出了人工神经网络的模型。人工神经网络并没有完全地真正反映大脑的功能, 它只是对生物神经网络进行某种抽象、简化和模拟。人工神经网络的信息处理由神经元之间的相互作用来实现, 知识与信息的存贮表现为网络元件互连分布式的物理联系, 人工神经网络的学习和识别决定于各神经元连接权系数的动态演化过程。本节就对人工神经网络的构成以及它的信息处理能力作一简单介绍。如不特别声明, 以下人工神经网络(ANN)均简称为神经网络或网络。

1.3.1 神经元的结构模型

神经元是神经网络的基本处理单元。它一般是一个多输入单输出的非线性器件, 其一般的结构模型如图 1.2 所示。

其中, u_i 为神经元 i 的内部状态, θ_i 为阈值, x_j 为输入信号, w_{ij} 表示与神经元 x_i 连接的权值, s_i 表示某一外部输入的控制信号。

神经元模型常用一阶微分方程来描述(模拟生物神经网络突触膜电位随时间变化的规律), 即:

$$\begin{cases} \tau \frac{du_i}{dt} = -u_i(t) + \sum w_{ij}x_j(t) - \theta_i, \\ y_i(t) = f[u_i(t)]. \end{cases}$$

(1.1)

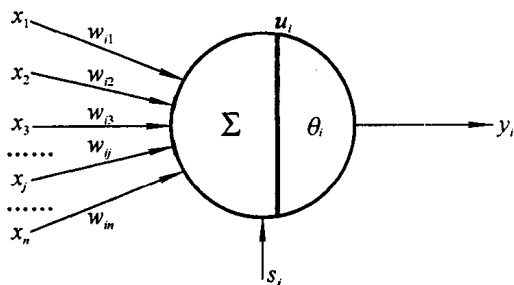


图 1.2 神经元模型

神经元的输出由函数 f 表示。常用以下函数表达其非线性特征。