

CONTROL

NEURAL NETWORKS

神经网络控制

徐丽娜 编著



NEURAL NETWORKS CONTROL

哈尔滨工业大学出版社

神经网络控制

徐丽娜 编著

1029117

哈尔滨工业大学出版社
哈尔滨

内 容 提 要

本书分五章:

第一章神经网络控制概述,它是“智能控制”的一个新的分支,为解决复杂的非线性、不确定、不确定系统的控制问题,开辟了一条新的途径;

第二章阐述(人工)神经网络理论基础,重点是非线性特性、学习能力和自适应性,它是模拟人类智能的一条重要途径;

第三章阐述基于神经网络的系统辨识问题,重点在于非线性动态系统的辨识;

第四章介绍神经网络控制的多种结构,详细阐述其中的几种,它们基本上是不依赖于模型的控制,对环境的变化具有自适应性,是智能控制;

第五章阐述遗传算法、进化特性和寻优机理,用其训练神经网络的特点,还阐述了遗传算法与神经控制问题。

本书适合作为高等工科院校信息处理、自动控制、工业自动化、模式识别与智能控制等专业高年级本科生、研究生的教材或教学参考书,也适合于从事以上专业的工程技术人员参考。

神 经 网 络 控 制

Shenjing Wangluo Kongzhi

徐丽娜 编著

*

哈尔滨工业大学出版社出版发行

(哈尔滨市南岗区教化街21号 邮编 150001)

哈尔滨工业大学印刷厂印刷

*

开本 787×1092 1/16 印张 10.25 字数 224 千字

1999年5月第1版 1999年5月第1次印刷

印数 1~2 000

ISBN 7-5603-1393-0/TP·123 定价 13.80 元

前 言

神经网络控制是 20 世纪 80 年代末期发展起来的,已成为“智能控制”的一个新的分支,是自动控制领域的前沿学科之一。它为解决复杂的非线性、不确定、不确知系统的控制问题,开辟了一条新的途径。

神经网络控制理论主要是(人工)神经网络理论与控制理论的结合,并汇集了多学科的研究成果,包括数学、生物学、神经生理学、脑科学、遗传学、人工智能、计算机科学、自动控制等学科的理论、技术和方法,

本书在阐述神经网络理论的基础上,讨论基于神经网络的系统辨识和控制问题,重点在于非线性系统;介绍遗传算法的进化特性与寻优机理、用遗传算法训练神经网络的特点、遗传算法与神经控制问题。

本书注重理论与实践相结合,以便于读者的理解和掌握,其中有些内容是作者多年教学经验和科研成果的总结。

为配合该课的教学,我们(徐丽娜、张广莹、李琳琳、邓正隆)在学校教务部的大力支持下,已完成了“神经网络控制多媒体演示系统”第一版本的研制。该计算机辅助教学系统已多次应用,获得了相当好的教学效果,其特点是,应用了多媒体技术,注重动画化,将神经网络、遗传算法的特性及二者结合的控制等问题,在三维空间中由浅至深、由简单到复杂、由静态到动态,充分地予以展示。

若读者能在阅读本书的同时,应用该演示系统予以辅助,定能获得事半功倍的效果(第一版本光盘即将出版)。

由于作者水平所限,缺点与疏漏在所难免,欢迎广大读者批评指正。

作 者
1998 年 12 月

目 录

第一章 绪 言

1-1 人工神经网络的特点	1
1-2 神经网络控制取得的进展	1
1-3 神经网络控制待解决的问题	3

第二章 神经网络理论基础

2-1 引言	4
2-2 生物神经元与人工神经元模型	6
2-2-1 生物神经元	6
2-2-2 MP 模型	7
2-2-3 其它形式的作用函数	8
2-2-4 Hebb 学习规则	8
2-3 感知器	9
2-3-1 单层感知器	9
2-3-2 多层感知器	11
2-4 多层前馈网络与 BP 学习算法	12
2-4-1 网络结构	12
2-4-2 BP 学习算法	12
2-4-3 有关的几个问题	15
2-5 自适应线性神经元与 δ 规则	16
2-6 径向基函数神经网络	18
2-6-1 网络输出计算	19
2-6-2 网络的学习算法	19
2-6-3 有关的几个问题	21
2-7 小脑模型神经网络	24
2-7-1 CMAC 的结构及工作原理	24
2-7-2 CMAC 的学习算法及分析	25
2-7-3 有关的几个问题	29
2-8 全递归型神经网络	31
2-8-1 网络结构	31
2-8-2 BPTT 算法	32
2-8-3 RTRL 算法	34
2-9 局部递归型神经网络	35
2-9-1 内时延反馈型网络	35

2-9-2 外时延反馈型网络	38
2-10 连续型 Hopfield 网络	39
2-10-1 网络的描述	39
2-10-2 网络的稳定性	40
2-10-3 学习算法	40
2-10-4 有关的几个问题	41
2-11 小结	41
第三章 基于神经网络的系统辨识	
3-1 引言	42
3-2 系统辨识基础	42
3-2-1 系统辨识的基本原理	42
3-2-2 误差准则	44
3-2-3 辨识精度	45
3-2-4 辨识的主要步骤	45
3-3 基于神经网络的系统辨识原理	46
3-3-1 系统模型及逆模型的辨识	46
3-3-2 动态系统辨识常用的神经网络	46
3-3-3 两种辨识结构	48
3-4 线性动态系统辨识	49
3-4-1 确定性系统	49
3-4-2 随机系统	53
3-5 非线性动态系统辨识	54
3-5-1 系统描述	54
3-5-2 神经网络系统辨识	56
3-5-3 辨识例	59
3-6 小结	65
第四章 神经网络控制	
4-1 引言	67
4-2 神经网络控制的多种结构	67
4-3 神经自校正控制	70
4-3-1 神经自校正控制结构	70
4-3-2 神经网络辨识器	71
4-4 神经 PID 控制	74
4-4-1 神经网络辨识器	74
4-4-2 神经 PID 控制器	76
4-5 神经模型参考自适应控制	77
4-6 小脑模型神经控制	79
4-6-1 CMAC 直接逆运动控制	79

4-6-2	CMAC 前馈控制	82
4-6-3	CMAC 反馈控制	83
4-7	再励学习与神经控制	83
4-7-1	再励学习原理	84
4-7-2	再励学习算法	84
4-7-3	再励学习神经控制	86
4-8	小结	87
第五章 遗传算法与神经控制		
5-1	引言	88
5-2	基本的遗传算法	89
5-2-1	生物的遗传和进化	89
5-2-2	基本的遗传算法	89
5-2-3	遗传操作	91
5-2-4	GA 的有效性	94
5-2-5	适应度及调整	95
5-2-6	有关的几个问题	97
5-3	模式定理	98
5-3-1	模式	98
5-3-2	基本算子对模式的影响	99
5-4	遗传算法的发展	101
5-4-1	交叉、变异率的自适应调整	101
5-4-2	高级算子	101
5-4-3	并行 GA	102
5-4-4	可变长个体与 Messy GA	103
5-4-5	导入年龄结构的 GA	104
5-4-6	基于基因分布评价的适应度调整	105
5-4-7	GA 理论	106
5-5	遗传算法与函数最优化	106
5-6	神经网络的遗传进化训练	111
5-7	GA 与神经控制	117
5-8	小结	122
附录 A 梯度下降法		
A-1	迭代算法	123
A-2	步长 η_k 的选择	123
A-3	一般迭代算法	124
A-4	梯度下降法的不足	124
附录 B 赋范空间的逼近		
B-1	距离空间	125

B-2	线性赋范空间	126
B-3	Banach 空间	127
B-4	最佳逼近	127
B-5	最佳逼近元的存在性和惟一性	128
B-6	最佳一致逼近	128
B-7	L_2 逼近	129
附录 C 无监督学习的两种动态聚类算法		
C-1	聚类分析	130
C-2	两种动态聚类法	131
C-3	几点说明	133
附录 D 镜像映射最小二乘解法		
D-1	镜像映射法	134
D-2	正交矩阵	134
D-3	镜像映射矩阵	135
D-4	矩阵三角化	135
D-5	正交矩阵的求取	137
附录 E B 样条函数		
E-1	样条函数	138
E-2	B 样条函数	139
E-3	函数的插值与逼近	142
附录 F Lyapunov 第二方法		
F-1	有关的定义	144
F-2	Lyapunov 第二方法	145
附录 G M 序列及逆 M 序列		
G-1	M 序列	147
G-2	逆 M 序列	148
参考文献		151

第一章 绪 言

“神经网络控制”是 80 年代以来,在人工神经网络(ANN—Artificial Neural Networks)研究取得的突破性进展基础上,发展起来的自动控制领域的前沿学科之一。它是“智能控制”的一个新的分支,为解决复杂的非线性、不确定、不确定系统的控制问题开辟了一条新的途径。

1-1 人工神经网络的特点

人工神经网络(简称神经网络——NN)是由人工神经元(简称神经元)互连组成的网络,它是从微观结构和功能上对人脑的抽象、简化,是模拟人类智能的一条重要途径,反映了人脑功能的若干基本特征,如并行信息处理、学习、联想、模式分类、记忆等。

神经网络对控制领域有吸引力的特征:

- (1)能逼近任意 L_2 上的非线性函数;
- (2)信息的并行分布式处理与存储;
- (3)可以多输入、多输出;
- (4)便于用超大规模集成电路(VLSI)或光学集成电路系统实现,或用现有的计算机技术实现;
- (5)能进行学习,以适应环境的变化。

1943 年建立的第一个神经元模型——MP 模型,为神经网络的研究与发展奠定了基础。至今,已建立了多种神经元与网络的模型,取得了相当多的成果。其中一些模型被用于自动控制领域,图 1-1 示出了常用的四例。

决定网络整体性能的三大要素:

- (1)神经元(信息处理单元)的特性;
- (2)神经元之间相互联接的形式——拓扑结构;
- (3)为适应环境而改善性能的学习规则。

1-2 神经网络控制取得的进展

将神经网络用于控制领域,已取得了如下几方面进展。

1. 基于神经网络的系统辨识

将神经网络作为系统的辨识模型:

- (1)可在已知常规模型结构的情况下,估计模型的参数。

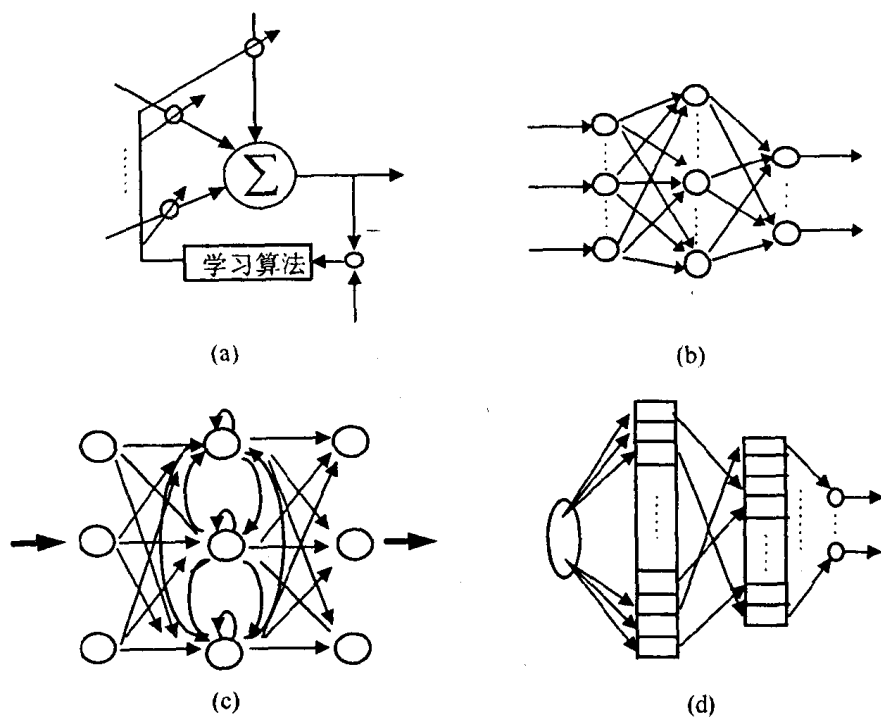


图 1-1 神经元与神经网络四例

- (a)自适应线性神经元 (b)多层前馈网络
(c)局部递归型神经网络 (d)小脑模型神经网络

(2)利用神经网络的非线性特性,可建立非线性系统的静态、动态及逆动态模型,见图 1-2。

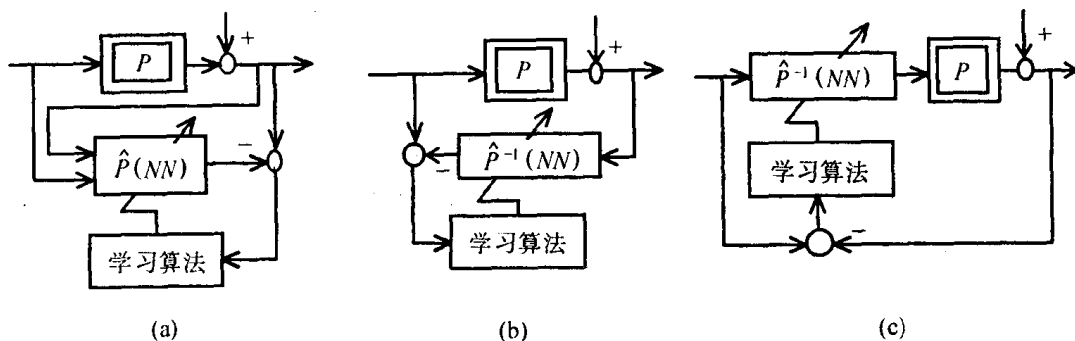


图 1-2 神经网络作为系统的辨识模型

- (a)动态系统辨识 (b)、(c)逆动态系统辨识

2. 神经网络控制器

用神经网络作实时控制系统的控制器,以使系统达到所要求的动、静态特性。

3. 神经网络与其它算法相结合

神经网络与专家系统、模糊逻辑、遗传算法等相结合用于控制系统中,可为系统提供非参数模型、控制器模型。

4. 优化计算

在常规控制系统的设计中,常遇到求解约束优化问题,神经网络为这类问题提供了有效的途径。

5. 控制系统的故障诊断

随着对控制系统安全性、可靠性、可维护性要求的提高,对系统的故障检测与诊断问题的研究也在不断深入地进行着。近年来,神经网络在这方面的应用研究取得了相应的进展。

本书在阐述神经网络理论的基础上,研究本节所述的前三个方面的问题。

由于神经网络控制系统是有学习能力的系统,因此对环境的变化具有自适应性。神经网络控制发展的历史虽不长,但是,神经网络已在多种控制结构中得到应用,如自校正控制、模型跟踪自适应控制、预测控制、内模控制、模糊神经网络控制等,图1-3示出了神经网络控制结构的三个实例。

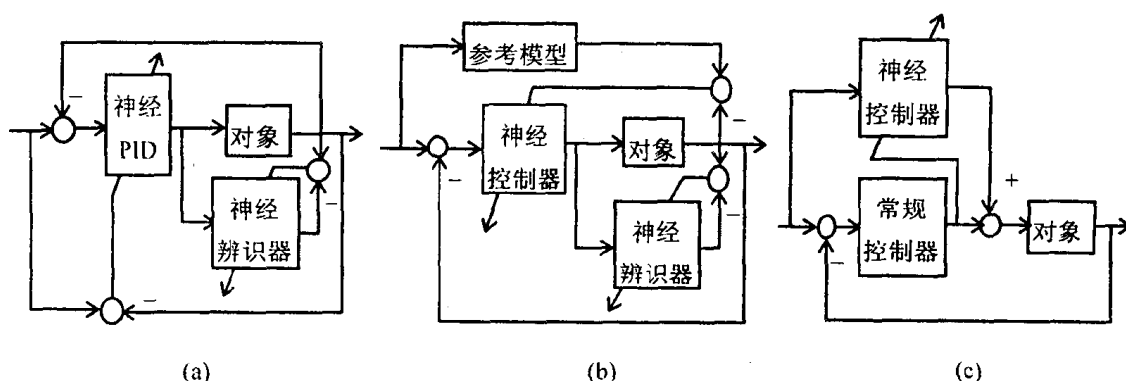


图1-3 神经网络控制结构三例

(a)PID控制 (b)模型参考自适应控制 (c)前馈反馈控制

1-3 神经网络控制待解决的问题

神经网络控制在理论与实践上,有如下一些问题有待于进一步研究与探讨:

- (1) 神经网络的稳定性与收敛性问题。
- (2) 神经网络的研究,在逼近非线性函数问题上,现在的理论只解决了存在性问题。
- (3) 神经网络的学习速度一般都比较慢,为满足实时控制的需要,必须予以解决。
- (4) 对于控制器及辨识器,如何选择适合的神经网络模型及确定模型的结构,尚无理论指导。在非线性系统辨识方面,存在充分激励、过参数辨识、带噪声系统的辨识等问题。
- (5) 引入神经网络的控制系统,在稳定性和收敛性的分析方面,增加了难度,研究成果较少,有待于进一步探讨。

上述问题的解决,一方面有待于神经网络研究的不断进展,另一方面也有待于非线性理论及优化方法的进一步发展,并在与控制相结合的应用方面予以解决。

第二章 神经网络理论基础

2-1 引言

神经生理学和神经解剖学证明了人的思维是由脑完成的。神经元是组成人脑的最基本单元,能够接受并处理信息。人脑约由 $10^{11} \sim 10^{12}$ 个神经元组成,其中,每个神经元约与 $10^4 \sim 10^5$ 个神经元通过突触联接。因此,人脑是一个复杂的信息并行加工处理巨系统。探索脑组织的结构、工作原理及信息处理的机制,是整个人类面临的一项挑战,也是整个自然科学的前沿。

人脑的功能,一方面受先天因素的制约,即由遗传信息先天确定了其结构与特性,另一方面,后天因素也起重要的作用,即大脑可通过其自组织、自学习,不断适应外界环境的变化。大脑的自组织、自学习(Self-Organization, Self-Learning)性,来源于神经网络结构的可塑性(Plasticity),它主要反映在神经元之间联接强度的可变性上。

人工神经网络(ANN—Artificial Neural Network)或称联接机制(Connectionism),是源于人脑神经系统的一类模型,是模拟人类智能的一条重要途径,具有模拟人的部分形象思维的能力。它是由简单信息处理单元(人工神经元,简称神经元)互连组成的网络,能接受并处理信息,网络的信息处理由处理单元之间的相互作用来实现,它是通过把问题表达成处理单元之间的联接权来处理的。

多年来,学者们建立了多种神经网络模型,决定其整体性能的三大要素:

- (1)神经元(信息处理单元)的特性;
- (2)神经元之间相互联接的形式——拓扑结构;
- (3)为适应环境而改善性能的学习规则。

神经网络是人脑的某种抽象、简化和模拟,反映了人脑功能的若干基本特征:

- (1)网络的信息处理,是由处理单元间的相互作用来实现,并具有并行处理的特点;
- (2)知识与信息的存储,表现为处理单元之间分布式的物理联系;
- (3)网络的学习和识别,决定于处理单元联接权系的动态演化过程;
- (4)具有联想记忆(AM—Associative Memore)的特性。

神经网络是具有高度非线性性的系统,具有一般非线性系统的特性。虽然单个神经元的组成和功能极其有限,但大量神经元构成的网络系统,所能实现的功能,却是极其丰富多彩的。

神经网络的数理模型虽有多种,但基本运算可归结为四种:积与和、权值学习、阈值处理和非线性函数处理。

神经网络的工作方式,由两个阶段组成:

(1)学习期:神经元之间的联接权值,可由学习规则进行修改,以使目标(或称准则)函数达到最小。

(2)工作期:联接权值不变,由网络的输入得到相应的输出。

神经网络的不同分类:

(1)按性能分:连续型与离散型;确定型与随机型;静态与动态网络。

(2)按联接方式分:前馈(或称前向)型与反馈型。

(3)按逼近特性分:全局逼近型与局部逼近型。

(4)按学习方式分:有导师的学习(也称监督学习)、无导师的学习(也称无监督学习,或称自组织)和再励学习(也称强化学习)三种,它们都是模拟人适应环境的学习过程的一种机器学习模型,因此,具有学习能力的系统,称为学习系统,或称学习机,见图 2-1-1。

① 有导师的学习(SL—Supervised Learning)。见图 2-1-1(a),在学习过程中,网络根据实际输出与期望输出的比较,进行联接权系的调整,将期望输出称为导师信号,它是评价学习的标准。

② 无导师的学习(NSL—Nonsupervised Learning)。见图 2-1-1(b),无导师信号提供给网络,网络能根据其特有的结构和学习规则,进行联接权系的调整,此时,网络的学习评价标准隐含于其内部。

③ 再励学习(RL—Reinforcement Learning)。见图 2-1-1(c),它把学习看作为试探评价(奖或惩)过程,学习机选择一个动作(输出)作用于环境之后,使环境的状态改变,并产生一个再励信号 r_t (奖或惩)反馈至学习机,学习机依据再励信号与环境当前的状态,再选择下一动作作用于环境,选择的原则,是使受到奖励的可能性增大。

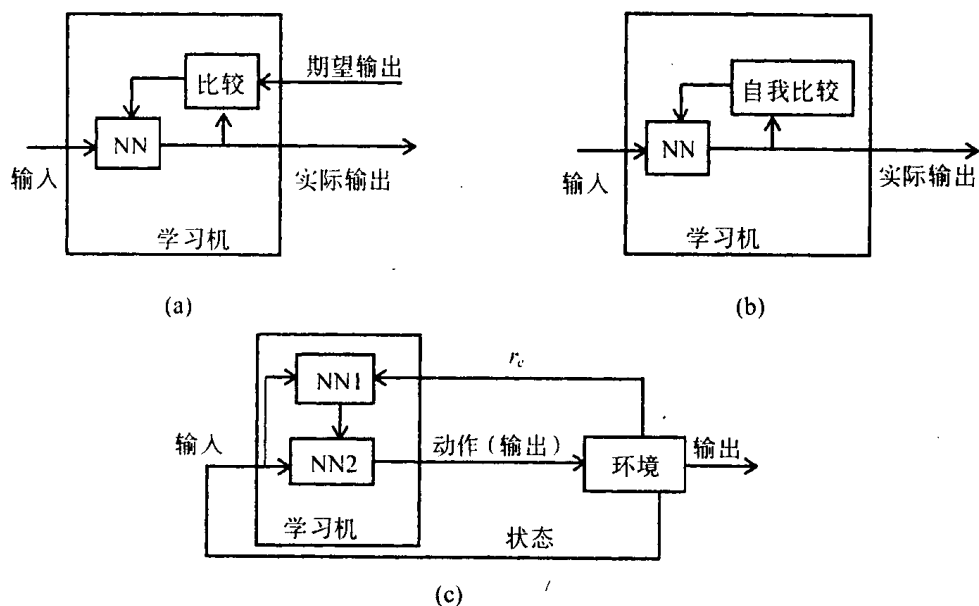


图 2-1-1 三种学习方式

(a)有导师 (b)无导师 (c)再励

从总的方面来讲,一般将神经网络分为以下四种类型:前馈、反馈、自组织与随机型。

神经网络的发展史,概括起来可以说经历了三个阶段:40~60年代的发展初期;70年代的研究低潮;80年代,神经网络的理论研究取得了突破性进展。多年来,神经网络的研究,虽已取得了很多成果,但至今尚未建立起一套完整的理论体系。

本章的主要内容:

- (1)介绍模拟生物神经元的人工神经元模型;
- (2)讲述控制中常用的两类网络(前馈与反馈型)的理论基础,阐述其中若干种网络的模型、学习算法、逼近非线性函数的能力、泛化能力、收敛性等。

2-2 生物神经元与人工神经元模型

在神经科学研究的基础上,根据生物神经元的结构和功能,模拟生物神经元的基本特征,建立了多种人工神经元模型,也称形式神经元模型,简称神经元模型。本节在简介生物神经元之后,列出几种人工神经元模型。

2-2-1 生物神经元

生物神经元,也称神经细胞,它是构成神经系统的基本功能单元。虽然神经元的形态有很大的差异,但基本结构相似,这里从信息处理和生物控制角度,简述其结构和功能。

1. 神经元结构

神经元结构,见图2-2-1。

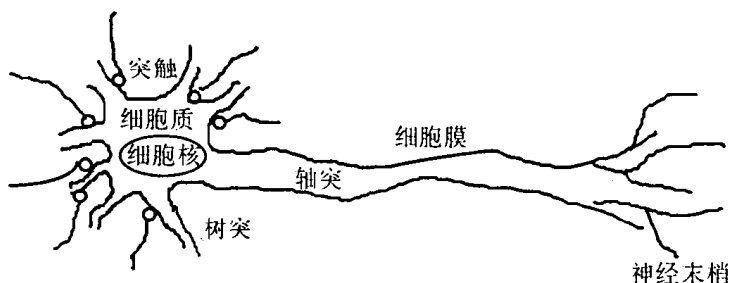


图2-2-1 生物神经元

- (1)细胞体:由细胞核、细胞质和细胞膜等组成。
- (2)树突:胞体上短而多分枝的突起,称树突。相当于神经元的输入端,接收传入的神经冲动。
- (3)轴突:胞体上最长枝的突起,是轴突,也称神经纤维,端部有很多神经末梢,传出神经冲动。
- (4)突触:突触是神经元之间的联接接口,每一个神经元约有 $10^4 \sim 10^5$ 个突触。一个神经元,通过其轴突的神经末梢,经突触,与另一个神经元的树突联接,以实现信息的传递。由于突触的信息传递特性是可变的,即随着神经冲动传递方式的变化,传递作用强弱不同,形成了神经元之间联接的柔性,将其称为结构可塑性。
- (5)细胞膜电位:神经细胞在受到电的、化学的、机械的刺激后,产生兴奋,此时,细胞膜内外有电位差,称膜电位。膜内为正,膜外为负。

2. 神经元功能

(1) 兴奋与抑制: 当传入神经元的冲动, 经整合, 使细胞膜电位升高, 超过动作电位的阈值时, 即为兴奋状态, 产生神经冲动, 由轴突经神经末梢传出。当传入神经元的冲动, 经整合, 使细胞膜电位降低, 低于阈值时, 即为抑制状态, 不产生神经冲动。

(2) 学习与遗忘: 由于神经元结构的可塑性, 突触的传递作用可增强与减弱, 因此, 神经元具有学习与遗忘的功能。

2-2-2 MP 模型

1943 年, 由美国心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 共同建立的, 被称为 MP 的人工神经元模型, 如图 2-2-2 所示。它是一个多输入/多输出的非线性信息处理单元。

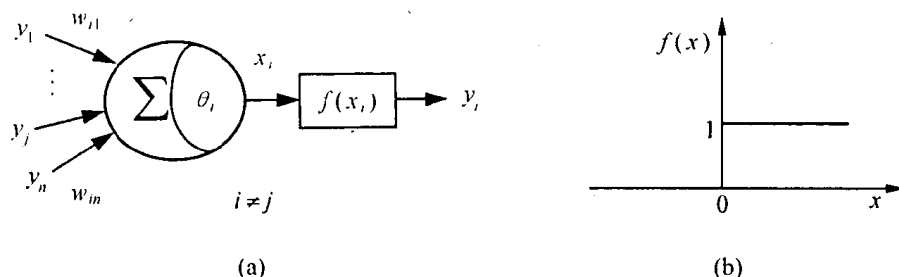


图 2-2-2 MP 神经元模型

(a) 模型结构 (b) 作用函数

图中, y_i ——神经元 i 的输出, 它可与其它多个神经元通过权联接;

y_j ——与神经元 i 联接的神经元 j 的输出, 也是 i 的输入, $i \neq j (j = 1, 2, \dots, n)$;

w_{ij} ——神经元 j 至 i 的联接权值;

θ_i ——神经元 i 的阈值;

$f(x_i)$ ——非线性函数。

神经元 i 的输出 y_i 可用下式描述:

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} y_j - \theta_i\right), \quad i \neq j \quad (2-2-1)$$

设

$$x_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} y_j - \theta_i \quad (2-2-2)$$

则

$$y_i = f(x_i) \quad (2-2-3)$$

每一神经元的输出, 或“0”或“1”, 分别表示“抑制”或“兴奋”状态, 则

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2-2-4)$$

$f(x)$ 是一个作用函数 (Activation Function), 也称激发函数, 式 (2-2-4) 的作用函数为阶跃函数, 见图 2-2-2(b) 所示。

由式 (2-2-1) 与 (2-2-4) 可知, 当神经元 i 的输入信号加权和超过阈值时, 输出为

“1”，即“兴奋”状态；反之，输出为“0”，是“抑制”状态。

若把阈值也作为一个权值，则式(2-2-1)可写为

$$y_i = f\left(\sum_{j=0}^n w_{ij}y_j\right) \quad (2-2-5)$$

式中， $w_{i0} = -\theta_i$ ， $y_0 = 1$ 。

MP 神经元模型是人工神经元模型的基础，也是神经网络理论的基础。

2-2-3 其它形式的作用函数

在神经元模型中，作用函数除了式(2-2-4)形式之外，还有以下几种，如图 2-2-3 所示。不同的作用函数，可构成不同的神经元模型。

1. 非对称型 Sigmoid 函数

图 2-2-3(a)所示用下式表示：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2-2-6)$$

Sigmoid 型，也称 S 型作用函数，是可微分的。有时为了需要，也用如下的形式(见图 2-2-3(b))：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}} \quad , \quad \beta > 0 \quad (2-2-7)$$

图(b)中， $\beta = 2$ 。

2. 对称型 Sigmoid 函数

见图 2-2-3(c)、(d)，函数是可微分的，用下式表示：

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (2-2-8)$$

$$f(x) = \frac{1 - e^{-\beta x}}{1 + e^{-\beta x}} \quad , \quad \beta > 0 \quad (2-2-9)$$

图(d)中， $\beta = 2$ 。

也可表示为

$$f(x) = \frac{e^{\beta x} - e^{-\beta x}}{e^{\beta x} + e^{-\beta x}} \quad , \quad \beta > 0 \quad (2-2-10)$$

3. 对称型阶跃函数

图 2-2-3(e)所示的作用函数，为对称型阶跃函数：

$$f(x) = \begin{cases} +1 & , \quad x \geq 0 \\ -1 & , \quad x < 0 \end{cases} \quad (2-2-11)$$

采用阶跃作用函数的神经元，称为阈值逻辑单元。

若式(2-2-1)中的非线性作用函数，分别采用式(2-2-6)~(2-2-11)，即可得到相应的神经元模型。

2-2-4 Hebb 学习规则

学习过程就是调整权值的过程。Hebb 学习规则，是 1949 年由 Hebb 提出。按照该规

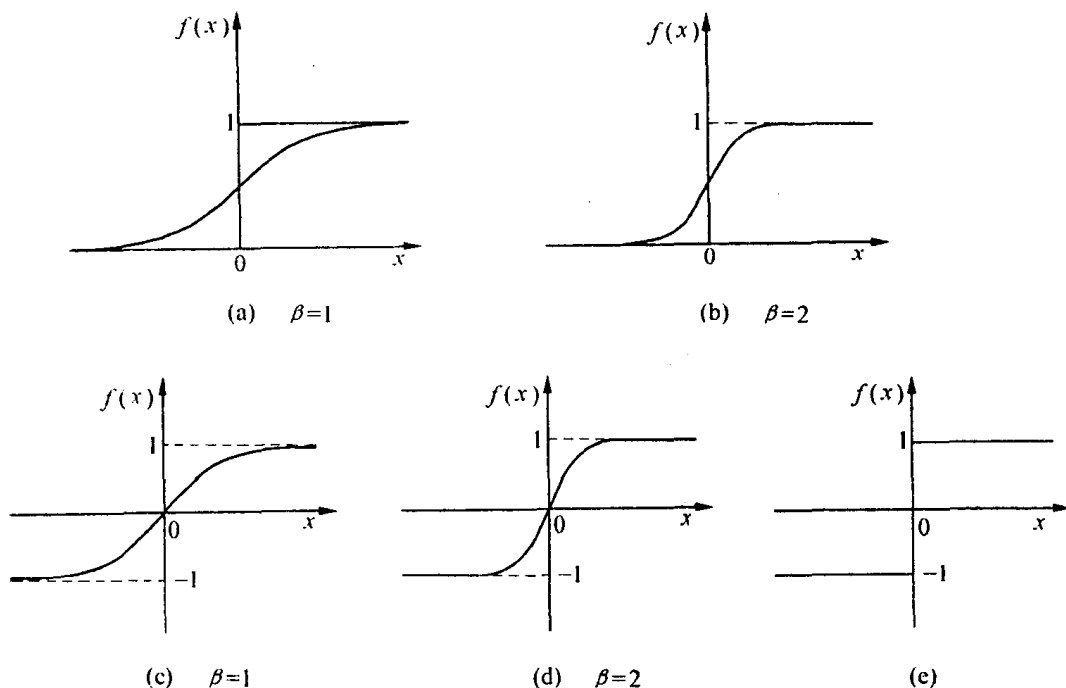


图 2-2-3 三种非线性作用函数

(a)、(b)非对称 S 型函数 (c)、(d)对称 S 型函数 (e)对称型阶跃函数

则,神经网络调整权值 w_{ij} 的原则为:若第 i 与第 j 个神经元同时处于兴奋状态,则它们之间的联接应加强,即

$$\Delta w_{ij} = \alpha y_i y_j, \quad \alpha > 0 \quad (2-2-12)$$

这和“条件反射”学说一致,并已得到证实。

Hebb 学习规则的相关假设是许多学习规则的基础。

2-3 感知器

感知器(Perceptron)是模拟人的视觉,接受环境信息,并由神经冲动进行信息传递的神经网络。感知器分单层与多层,它们是具有学习能力的神经网络。

2-3-1 单层感知器

感知器模型是由美国学者 F. Rosenblatt 于 1957 年建立的。它是一个具有单层处理单元的神经网络,如图 2-3-1 所示,用式(2-3-1)描述,,非线性作用函数 $f(\cdot)$ 是对称型阶跃函数,见式(2-2-11)。

感知器的输出为

$$y = f\left(\sum_{j=1}^n w_j u_j - \theta\right) = f\left(\sum_{j=0}^n w_j u_j\right) \quad (2-3-1)$$

式中, u_j ——感知器的第 j 个输入; $w_0 = -\theta$ (阈值); $u_0 = 1$ 。