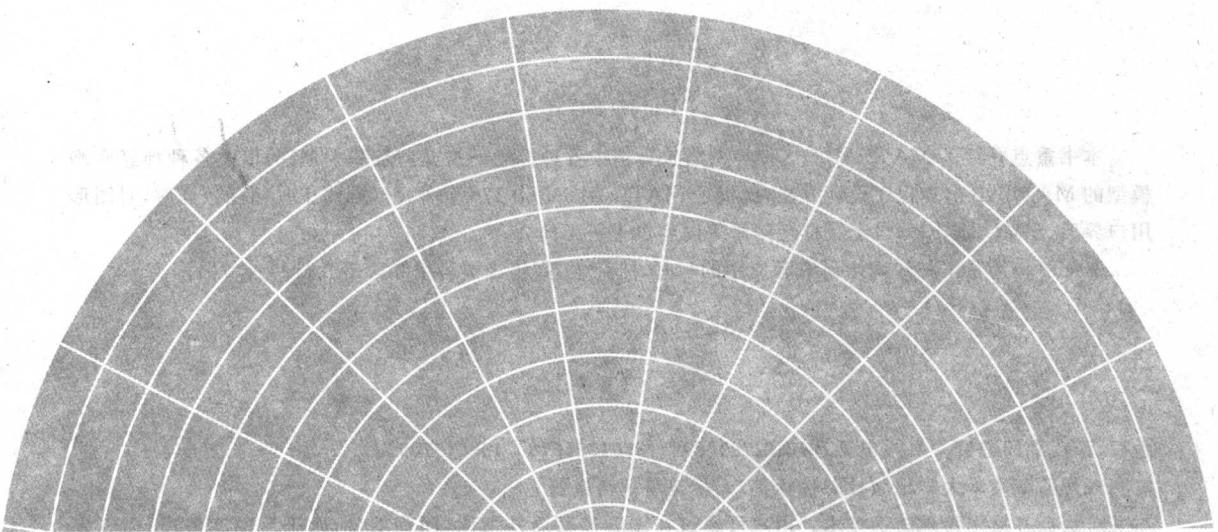


# 神经网络模型及其MATLAB仿真程序设计

周开利 康耀红 编著

清华大学出版社





# 神经网络模型及其MATLAB仿真程序设计

周开利 康耀红 编著

清华大学出版社  
北京

## 内 容 简 介

本书重点介绍了 MATLAB 6.5 神经网络工具箱中各种神经网络模型及基本理论,以及各种神经网络模型的 MATLAB 仿真程序设计方法,提供了 MATLAB 6.5 中 170 余种神经网络工具箱函数详解,对图形用户界面、SIMULINK 和自定义神经网络等内容也进行了简介。

本书可作为从事神经网络研究和应用的教师、研究生、高年级本科生和科研人员的参考书。

版权所有,翻印必究。举报电话:010-62782989 13501256678 13801310933

本书封面贴有清华大学出版社防伪标签,无标签者不得销售。

本书防伪标签采用特殊防伪技术。用户可通过在图案表面涂抹清水,图案消失,水干后图案复现;或将表面膜揭下,放在白纸上用彩笔涂抹,图案在白纸上再现的方法识别真伪。

### 图书在版编目(CIP)数据

神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计/周开利,康耀红编著. —北京:清华大学出版社,2005.7  
ISBN 7-302-10829-3

I. 神… II. ①周… ②康… III. 神经网络—计算机仿真—计算机辅助计算—软件包, MATLAB  
IV. ①TP391.75②TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2005)第 035521 号

出版者: 清华大学出版社 地址: 北京清华大学学研大厦  
http://www.tup.com.cn 邮 编: 100084  
社 总 机: 010-62770175 客户服务: 010-62776969

组稿编辑: 王一玲

文稿编辑: 马幸兆

印 装 者: 北京国马印刷厂

发 行 者: 新华书店总店北京发行所

开 本: 185×260 印张: 16.75 字数: 397 千字

版 次: 2005 年 7 月第 1 版 2005 年 7 月第 1 次印刷

书 号: ISBN 7-302-10829-3/TP·7205

印 数: 1~3000

定 价: 29.00 元

# 前　言

随着神经网络理论研究和实际应用的不断深入，研究神经网络的计算机仿真技术也获得了迅速发展，特别是 MATLAB 神经网络工具箱函数，为神经网络的研究和设计提供了强有力的工具，所取得的成果已经广泛应用于神经网络的教学、科研中。

本书紧密结合 MATLAB 神经网络工具箱中的神经网络模型，详细阐述了各种模型的结构、原理和有关算法，以及 MATLAB 中神经网络对象及对象属性，以实例说明了各种神经网络模型的 MATLAB 仿真程序设计方法，并提供了 MATLAB 6.5·NNET 4.0.2 神经网络工具箱函数详解，希望能为广大读者进行神经网络设计与仿真提供强有力的支持与帮助。

本书共 12 章，第 1 章阐述神经网络的发展状况和一般理论；第 2 章主要介绍 MATLAB 工具箱的神经元和神经网络模型、网络对象及其属性，以帮助读者熟悉神经元和神经网络结构在 MATLAB 中的描述方法；第 3~9 章结合 MATLAB 工具箱中的各种神经网络模型，详细阐述模型结构、学习算法、仿真程序设计方法等；第 10~12 章分别介绍图形用户界面、SIMULINK 和自定义神经网络等 MATLAB 神经网络工具箱的高级应用方法。另外，在附录中还以大量篇幅详细介绍 MATLAB 6.5 NNET 4.0.2 神经网络工具箱函数，目的是想使广大读者从英文帮助中解脱出来，以便更有效地应用 MATLAB 进行神经网络的研究。

限于编者水平，加之神经网络理论的不断发展及 MATLAB 神经网络工具箱函数的不断更新，书中难免有错误或不妥之处，敬请读者批评指正。

本书受海南省教育厅高校科研资助项目及海南大学学术著作出版基金资助出版。

编　者

2004 年 11 月于海南

# 目 录

<b>第 1 章 绪论</b> .....	(1)
1.1 从生物神经网络到人工神经网络 .....	(1)
1.2 人工神经网络的发展史 .....	(1)
1.3 人工神经网络的应用 .....	(2)
1.4 生物神经元 .....	(4)
1.5 人工神经元模型 .....	(5)
1.6 神经网络的结构 .....	(6)
1.7 神经网络的特点 .....	(7)
1.8 神经网络的学习方式 .....	(8)
<b>第 2 章 MATLAB 神经网络工具箱中的神经网络模型</b> .....	(10)
2.1 MATLAB 工具箱的神经元模型 .....	(10)
2.2 MATLAB 工具箱中的神经网络结构 .....	(11)
2.3 MATLAB 神经网络工具箱中的网络对象及其属性 .....	(14)
2.3.1 网络对象属性 .....	(15)
2.3.2 子对象属性 .....	(26)
<b>第 3 章 感知器</b> .....	(42)
3.1 感知器神经元及感知器神经网络模型 .....	(42)
3.2 感知器的学习 .....	(43)
3.3 感知器的局限性 .....	(46)
3.4 单层感知器神经网络的 MATLAB 仿真程序设计 .....	(46)
3.5 多层感知器神经网络及其 MATLAB 仿真 .....	(51)
3.6 感知器应用于线性分类问题的进一步讨论 .....	(55)
<b>第 4 章 线性神经网络</b> .....	(59)
4.1 线性神经网络模型 .....	(59)
4.2 线性神经网络的学习 .....	(60)
4.3 线性神经网络的 MATLAB 仿真程序设计 .....	(62)
4.3.1 线性神经网络设计的基本方法 .....	(62)
4.3.2 线性神经网络的设计例程 .....	(62)
<b>第 5 章 BP 网络</b> .....	(69)
5.1 BP 神经元及 BP 网络模型 .....	(69)
5.2 BP 网络的学习 .....	(70)
5.2.1 BP 网络学习算法 .....	(70)
5.2.2 BP 网络学习算法的比较 .....	(82)

5.3	BP 网络泛化能力的提高	(83)
5.4	BP 网络的局限性	(88)
5.5	BP 网络的 MATLAB 仿真程序设计	(89)
5.5.1	BP 网络设计的基本方法	(89)
5.5.2	BP 网络应用实例	(90)
<b>第 6 章 径向基网络</b>		(101)
6.1	径向基网络模型	(101)
6.2	径向基网络的创建与学习过程	(103)
6.3	其他径向基神经网络	(104)
6.4	径向基网络的 MATLAB 仿真程序设计	(106)
<b>第 7 章 竞争型神经网络</b>		(111)
7.1	竞争型神经网络模型	(111)
7.2	竞争型神经网络的学习	(112)
7.3	竞争型神经网络存在的问题	(113)
7.4	竞争型神经网络的 MATLAB 仿真程序设计	(114)
<b>第 8 章 自组织神经网络</b>		(117)
8.1	自组织特征映射神经网络模型	(117)
8.2	自组织特征映射神经网络的学习	(118)
8.3	学习向量量化神经网络模型	(120)
8.4	学习向量量化神经网络的学习	(120)
8.5	LVQ1 学习算法的改进	(121)
8.6	LVQ 神经网络的 MATLAB 仿真程序设计	(122)
<b>第 9 章 反馈型神经网络</b>		(128)
9.1	Elman 神经网络	(128)
9.2	Hopfield 神经网络	(129)
9.3	反馈神经网络的 MATLAB 仿真程序设计	(133)
<b>第 10 章 图形用户界面</b>		(140)
10.1	图形用户界面简介	(140)
10.2	图形用户界面应用示例	(141)
10.3	图形用户界面的其他操作	(146)
<b>第 11 章 Simulink</b>		(149)
11.1	Simulink 神经网络仿真模型库简介	(149)
11.2	Simulink 应用示例	(152)
<b>第 12 章 自定义网络</b>		(158)
12.1	自定义神经网络	(158)
12.1.1	自定义神经网络的创建	(159)
12.1.2	自定义神经网络的初始化、训练与仿真	(170)
12.2	自定义函数	(172)

---

附录 A 神经网络工具箱函数 .....	(174)
A1 工具箱函数索引 .....	(174)
A2 工具箱函数详解 .....	(178)
参考文献 .....	(255)

# 第1章 緒論

## 1.1 从生物神经网络到人工神经网络

在你阅读本书时,你就用到了一个复杂的生物神经网络,大约有  $10^{11}$  个相互连接的神经元帮助你进行阅读、呼吸、思考、完成各种动作等,部分神经网络的结构和功能是与生具有的,比如支配呼吸、哭、吮吸等本能动作的功能;而大多数的功能需要通过后天的学习才能获得。

虽然人们还并不完全清楚生物神经网络是如何进行工作的,但幻想构造一些“人工神经元”,进而将它们以某种方式连接起来,可以模拟“人脑”的某些功能。这就是本书所要讨论的“人工神经网络”。

## 1.2 人工神经网络的发展史

人工神经网络(artificial neural network, ANN)的发展经历了大约半个世纪,从 20 世纪 40 年代初到 80 年代,神经网络的研究经历了低潮与高潮几起几落的发展过程。

早在 1943 年,心理学家 W. McCulloch 和数学家 W. Pitts 合作,从数理逻辑的角度,提出了神经元和神经网络最早的数学模型(McCulloch-Pitts, MP 模型),标志着神经网络研究的开始。但由于受当时研究条件的限制,很多工作不能模拟,在一定程度上影响了 MP 模型的发展。尽管如此,MP 模型对后来的各种神经元模型及网络模型都有很大的启发作用,在此之后的 1949 年,D. O. Hebb 从心理学的角度提出了至今仍对神经网络理论有着重要影响的 Hebb 学习法则。

1958 年,F. Rosenblatt 首次引进了模拟人脑感知和学习能力的感知器(perceptron)概念,引起了人们的极大兴趣。感知器由简单的阈值性神经元构成,初步具备了诸如学习、并行处理、分布存储等神经网络的一些基本特征,从而确立了从系统角度进行人工神经网络研究的基础。1960 年,B. Widrow 和 M. Hoff 提出了主要适用于自适应系统的自适应线性元件(ADaptive LINear NEuron, ADALINE)网络,采用了比感知器更复杂的学习程序。Widrow-Hoff 技术被称为最小均方误差(least mean square, LMS)学习规则。从此神经网络的发展进入了第一个高潮期。

的确,在一有限范围内,感知器有较好的功能,并且感知器收敛定理得到证明。单层感知器能通过学习把那些线性可分的模式分开,但对像 XOR(异或)这样简单的非线性问题却无法求解,这一点使人们大失所望,甚至开始怀疑神经网络的价值和潜力。1969 年,美国麻省理工学院著名的人工智能专家 M. Minsky 和 S. Papert 出版了颇有影响的 *Perceptron* 一

书,从数学上剖析了简单神经网络的功能和局限性,并且指出多层感知器还不能找到有效的计算方法,由于 M. Minsky 在学术界的地位和影响,其悲观的结论,被大多数人不做进一步分析而接受;加之当时以逻辑推理为研究基础的人工智能和数字计算机的辉煌成就,大大降低了人们对神经网络研究的热情,故使神经网络的研究在其后的若干年内处于低潮。尽管如此,神经网络的研究并未完全停顿下来,仍有不少学者在极其艰难的条件下致力于这一研究。1972 年 T. Kohonen 和 J. Anderson 不约而同地提出具有联想记忆功能的新神经网络;1976 年, S. Grossberg 与 G. A. Carpenter 提出了自适应共振理论 (adaptive resonance theory, ART),并在以后的若干年内发展了 ART1,ART2,ART3 这 3 种神经网络模型,从而为神经网络研究的发展奠定了理论基础。

进入 20 世纪 80 年代,特别是 80 年代末期,对神经网络的研究从复兴很快转入了新的热潮。这主要是因为:一方面经过十几年迅速发展的以逻辑符号处理为主的人工智能理论和冯·诺依曼(von Neumann)计算机在处理诸如视觉、听觉、形象思维、联想记忆等智能信息处理问题上受到了挫折;另一方面,并行分布处理的神经网络本身的研究成果,使人们看到了新的希望。1982 年美国加州工学院的物理学家 J. Hopfield 提出了 HNN(Hopfield neural network)模型,并首次引入了网络能量函数概念,使网络稳定性研究有了明确的判断,其电子电路实现为神经计算机的研究奠定了基础,同时开拓了神经网络用于联想记忆和优化计算的新途径。1983 年 K. Fukushima 等提出了神经认知机网络理论;1985 年 D. H. Ackley、G. E. Hinton 和 T. J. Sejnowski 将模拟退火概念移植到 Boltzmann 机模型的学习之中,以保证网络能收敛到全局最小值。1986 年,D. Rumelhart 和 J. McClelland 等提出的 PDP(parallel distributed processing)理论则致力于认知微观结构的探索,同时发展了多层网络的 BP 算法,使 BP 网络成为目前应用最广的网络。1987 年,T. Kohonen 提出了自组织映射(self organizing map, SOM)。1987 年,[美]电气和电子工程师学会 IEEE(institute for electrical and electronic engineers)在圣地亚哥(San Diego)召开了盛大规模的神经网络国际学术会议,国际神经网络学会(international neural networks society)也随之诞生。1988 年,学会的正式杂志 *Neural Networks* 创刊;从 1988 年开始,国际神经网络学会和 IEEE 每年联合召开一次国际学术年会;1990 年 IEEE 神经网络会刊问世,各种期刊的神经网络特刊层出不穷,神经网络的理论研究和实际应用进入了一个蓬勃发展的时期。

### 1.3 人工神经网络的应用

人工神经网络的应用领域极其广泛,1988 年《DARPA 神经网络研究报告》列举了不同领域神经网络的应用实例,见表 1.1。从表中可以看出,神经网络在人工智能、自动控制、计算机科学、信息处理、机器人、模式识别等方面都有重要的应用实例。随着人工神经网络技术的发展,其用途日益广泛,应用领域也在不断拓展,已在各工程领域中得到广泛的应用。

神经网络比较擅长的应用领域如下。

(1) 模式识别

神经网络经过训练可有效地提取信号、语音、图像、雷达、声纳等感知模式的特征，并能解决现有启发式模式识别系统不能很好解决的不变量探测、自适应、抽象或概括等问题。这方面的主要应用有：图形、符号、手写体及语音识别，雷达及声纳等目标识别，药物构效关系等化学模式信息辨识，机器人视觉、听觉，各种最近相邻模式聚类及识别分类，遥感、医学图像分析，计算机视觉、计算机输入装置等。神经网络可应用于模式识别的各个环节：特征提取、聚类分析、边缘检测、信号增强、噪声抑制、数据压缩以及各种变换、分类判决等。模式识别是人工神经网络特别适宜求解的一类问题，神经网络模式识别技术在各领域中的广泛应用是神经网络技术发展的一个重要侧面。

表 1.1 神经网络的应用实例

应用领域	应用实例
航空航天业	高性能飞机自动驾驶仪、飞行航线模拟、飞行器控制系统、自动驾驶仪增强器、飞机构件模拟、飞机构件故障检测等
汽车行业	汽车自动驾驶系统、保单行为分析
银行业	支票和其他文档读取、信用卡申请书评估
信用卡行为检查	用于辨认与遗失的信用卡相关的不寻常的信用卡行为
国防工业	武器制导、目标跟踪与识别、脸部识别、新型传感器、声纳、雷达、图像处理与数据压缩、特征提取与噪声抑制、信号/图像识别
电子业	编码序列预测、集成电路芯片版图设计、过程控制芯片故障检测、机器人视觉、语音合成非线性建模
娱乐业	动画、特效、市场预测
金融业	房地产估价、贷款指导、抵押审查、集团债务评估、信用曲线分析、有价证券交易程序、集团财政分析、货币价格预测等
工业	预测熔炉产生的气体和其他工业过程，以取代复杂而昂贵的仪器设备
保险业	政策应用评估，产出最优化
制造业	制造业过程控制、产品设计与分析、过程与机器诊断、实时微粒识别、可视化质量检测系统、焊接质量分析、纸质预测、计算机芯片质量分析、化学产品设计分析、机器保养分析、工程投标、经营与管理、化学处理系统的动态建模等
医药	乳腺癌细胞分析，EEG 和 ECG 分析，假体设计，移植时间最优化，降低医疗费用支出，提高医疗质量
石油天然气	勘探
机器人技术	行走路线控制、铲车机器人、操纵控制器、视觉系统等
语音	语音识别、语音压缩、元音分类、文本-语音合成等
有价证券	市场分析、自动债券评级、股票交易咨询系统等
电信业	图像与数据压缩、自动信息服务、实时语言翻译、用户付费处理系统等
交通	卡车刹车诊断系统、车辆调度、行程安排系统等

## (2) 人工智能

专家系统是人工智能领域研究时间最长，应用最成功的技术，但人们在应用专家系统解决诸如语音识别、图像处理和机器人控制等这类类似于人脑的形象思维的问题时，却遇到很大的困难。神经网络的问世为人工智能开辟了一条崭新的途径，成为人工智能研究领域中的后起之秀，它具有的自学习能力是传统专家系统望尘莫及的。神经网络技术能对不完整

信息进行补全,根据已学会的知识和处理问题的经验对复杂问题作出合理的判断决策,给出较满意的解答,或对未来过程作出有效的预测和估计,从而使之在人工智能领域获得广泛的应用。这方面的主要应用有:自然语言处理、市场分析、预测估值、系统诊断、事故检查、密码破译、语言翻译、逻辑推理、知识表达、智能机器人、模糊评判等。

### (3) 控制工程

神经网络在诸如机器人运动控制、工业生产中的过程控制等复杂控制问题方面有独到之处。较之基于传统数字计算机的离散控制方式,神经网络更适宜于组成快速实时自适应控制系统。这方面的主要应用有:多变量自适应控制、变结构优化控制、并行分布控制、智能及鲁棒控制等。

### (4) 优化计算和联想记忆

由于并行、分布式的计算结构,神经网络在求解诸如组合优化(NP 完备问题)、非线性优化等一系列问题上表现出高速的集体计算能力。在 VLSI 自动排版、高速通信开关控制、航班分配、货物调度、路径选择、组合编码、排序、系统规划、交通管理以及图论中各类问题的计算等方面得到了成功应用。

联想记忆的作用是用一个不完整或模糊的信息联想起存储在记忆中的某个完整、清晰的模式来。如何提高模式存储量和联想质量仍是神经网络的热点之一。目前在这方面的应用有内容寻址器、人脸识别器、知识数据库等。

### (5) 信号处理

神经网络的自学习和自适应能力使其成为对各类信号进行多用途加工处理的一种天然工具,主要用于解决信号处理中的自适应和非线性问题。包括自适应均衡、自适应滤波、回波抵消、自适应波束形成、自适应编码等自适应问题和各种非线性问题,如非线性区域的模式分类、系统辨识和高维非线性系统的检测、估计等问题,还可对病态问题进行求解。神经网络在弱信号检测、通信、自适应滤波等方面的应用尤其引人注目,并已在许多行业得到应用。

虽然神经网络在许多领域都有成功的应用实例,但神经网络也不是尽善尽美的。目前,神经网络的理论研究和实际应用都在进一步的探索之中,相信随着人工神经网络研究的进一步深入,其应用领域会更广,用途会更大。

## 1.4 生物神经元

人工神经网络是参照生物神经网络发展起来的,本书若不作特别说明,神经网络均指人工神经网络。为了深入学习和研究人工神经网络,了解生物神经网络的基本原理是很必要的。

人脑神经系统的基本单元是神经细胞,即生物神经元,人脑神经系统约由  $10^{11}$  个神经元构成,每个神经元与约  $10^4$  个其他神经元相连接。神经细胞与人体中其他细胞的关键区别在于,神经细胞具有产生、处理和传递信号的能力。一个神经元的构造如图 1.1 所示,主要包括细胞体、树突和轴突。

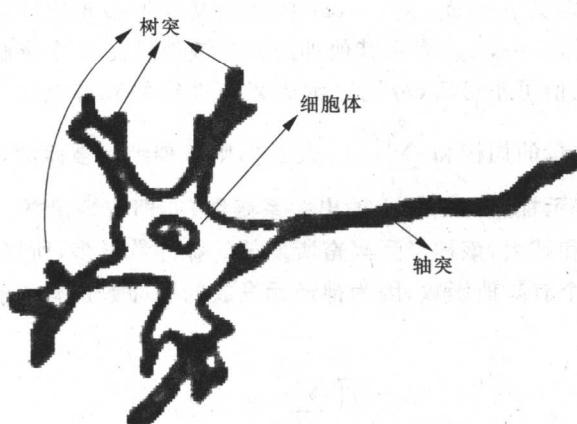


图 1.1 生物神经元示意图

细胞体是由细胞核、细胞质、细胞膜等组成。在高等动物的神经细胞中，除了特殊的无“轴突”神经元外，一般每个神经元从细胞体伸出一根粗细均匀、表面光滑的突起，长度从几微米到 1m 左右，称为轴突，它的功能是传出从细胞体来的神经信息。从细胞体延伸出像树枝一样向四处分散开来的许多突起，称之为树突，其作用是感受其他神经元的传递信号。轴突末端有许多细的分枝，称之为神经末梢，每一根神经末梢可以与其他神经元连接，其连接的末端称之为突触。

神经元之间的连接是靠突触实现的，主要有：轴突与树突、轴突与细胞体、轴突与轴突、树突与树突等连接形式。

神经细胞单元的信息是宽度和幅度都相同的脉冲串，若某个神经细胞兴奋，其轴突输出的脉冲串的频率就高；若某个神经细胞抑制，其轴突输出的脉冲串的频率就低，甚至无脉冲发出。根据突触对下一个神经细胞的功能活动的影响，突触又可分为兴奋性的和抑制性的两种。兴奋性的突触可能引起下一个神经细胞兴奋，抑制性的突触使下一个神经细胞抑制。

神经细胞的细胞膜将细胞体内外分开，从而使细胞体内外有不同的电位，一般内部电位比外部低，其内外电位差称之为膜电位。突触使神经细胞的膜电位发生变化，且电位的变化是可以累加的，该神经细胞膜电位是它所有突触产生的电位总和，当该神经细胞的膜电位升高到超过一个阈值时，会产生一个脉冲，从而总和的膜电位直接影响该神经细胞兴奋发放的脉冲数。突触传递信息需要一定的延迟，对温血动物，延迟时间为 0.3ms~1.0ms。一般每个神经细胞的轴突大约连接 100~1000 个其他神经细胞，神经细胞的信息就这样从一个神经细胞传到另一个神经细胞，且这种传播是正向的，不允许逆向传播。

## 1.5 人工神经元模型

按照生物神经元的结构和工作原理，构造一个人工神经元如图 1.2 所示。

人工神经元是人工神经网络的基本单元，从图中可以看出，它相当于一个多输入单输出

的非线性阈值器件。定义  $p = [p_1, p_2, \dots, p_R]^T$  表示其他神经元的轴突输出, 亦即该神经元的输入向量;  $w = [w_1, w_2, \dots, w_R]$  表示其他神经元与该神经元  $R$  个突触的连接强度, 亦即权值向量, 其每个元素的值可正可负, 分别表示为兴奋性突触和抑制性突触;  $\theta$  为神经元的阈值, 如果神经元输入向量的加权和  $\sum_{i=1}^R w_i p_i$  大于  $\theta$ , 则该神经元被激活, 所以输入向量的加权和也称为激活值;  $f$  表示神经元的输入输出关系函数, 亦即传输函数。因为激活值越大, 表示神经元的膜电位总和越大, 该神经元兴奋所发放的脉冲数越多, 所以传输函数一般为单调升函数。但它又是一个有限值函数, 因为神经元发放的脉冲数是有限的。这样, 神经元的输出可以表示为

$$a = f\left(\sum_{i=1}^R w_i p_i - \theta\right) \quad (1.1)$$

从以上分析可以看出, 人工神经元反映了生物神经元的基本功能。

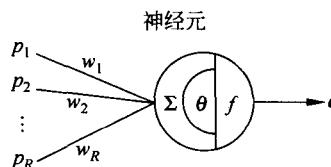


图 1.2 人工神经元模型

## 1.6 神经网络的结构

只有上亿个生物神经元连接成生物神经网络, 才能完成对外部感知信息进行的处理、记忆、学习等。同样, 单个人工神经元往往不能完成对输入信号的处理, 它要按一定的规则连接成网络, 并让网络中每个神经元的权值和阈值按一定的规则变化, 才能实现所设计神经网络的功能要求。人工神经网络的连接形式和其拓扑结构多种多样, 但总的来说有两种形式, 即分层型和互连型神经网络。

分层型神经网络的拓扑结构如图 1.3 所示, 它又分为简单前馈网络、反馈型前馈网络和内层互连前馈网络。

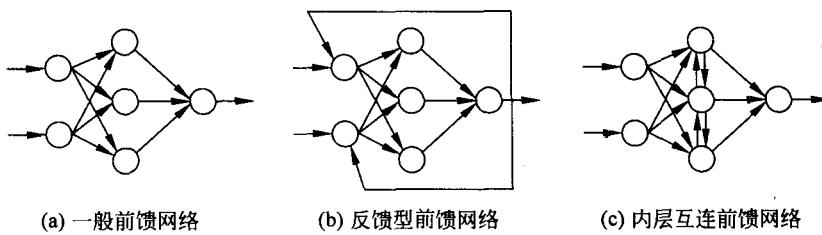


图 1.3 分层型神经网络的拓扑结构

分层型神经网络将所有神经元按功能分为若干层, 一般有输入层、中间层和输出层, 各

层顺序连接。因为中间层不直接与外部输入和输出打交道,所以又称为隐层。根据处理功能的不同,隐层可以有多层(一般不超过两层),也可以没有。

互连型神经网络的拓扑结构如图 1.4 所示,其网络的任意两个神经元都相互连接,构成全互连神经网络;如果不是全部的神经元都彼此相互连接,则构成局部互连神经网络。

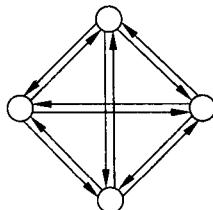


图 1.4 互连型神经网络

在人工神经网络的发展过程中,对生物神经系统已从不同的角度进行了不同层次的描述和模拟,提出了各种各样的神经网络模型,其中具有代表性的网络模型有感知器神经网络、线性神经网络、BP 网络、径向基函数网络、自组织网络、反馈网络等。

## 1.7 神经网络的特点

神经网络的主要特点是:

- (1) 分布式存储信息。其信息的存储分布在不同的位置,神经网络是用大量神经元之间的连接及对各连接权值的分布来表示特定的信息,从而使网络在局部网络受损或输入信号因各种原因发生部分畸变时,仍然能够保证网络的正确输出,提高网络的容错性和鲁棒性。
- (2) 并行协同处理信息。神经网络中的每个神经元都可根据接收到的信息进行独立的运算和处理,并输出结果,同一层中的各个神经元的输出结果可被同时计算出来,然后传输给下一层做进一步处理,这体现了神经网络并行运算的特点,这一特点使网络具有非常强的实时性。虽然单个神经元的结构极其简单,功能有限,但大量神经元构成的网络系统所能实现的行为是极其丰富多彩的。

(3) 信息处理与存储合二为一。神经网络的每个神经元都兼有信息处理和存储功能,神经元之间连接强度的变化,既反映了对信息的记忆,同时又与神经元对激励的响应一起反映了对信息的处理。

(4) 对信息的处理具有自组织、自学习的特点,便于联想、综合和推广。神经网络的神经元之间的连接强度用权值大小来表示,这种权值可以通过对训练样本的学习而不断变化,而且随着训练样本量的增加和反复学习,这些神经元之间的连接强度会不断增加,从而提高神经元对这些样本特征的反映灵敏度。

## 1.8 神经网络的学习方式

人工神经网络与生物神经网络一样,必须经过学习,才具有智能特性。人工神经网络的学习过程,实际上就是调节权值和阈值的过程。模仿人的学习过程,人们提出了多种神经网络的学习方法,其中主要有三种形式:有教师学习、无教师学习和强化学习。

### 1. 有教师学习(监督学习)

有教师学习是在有“教师”指导和考察的情况下进行学习的方式,如图 1.5 所示。

这种学习方式,“教师”给出了与所有输入模式  $p$  对应的输出模式的“正确答案”,即期望输出  $t$ (目标),用于学习过程的输入输出模式的集合称为训练样本集;神经网络学习系统根据一定的学习规则进行学习,每一次学习过程完成后,“教师”都要考察学习的结果,即实际输出  $a$  与期望输出  $t$  的差别(误差  $e$ ),以此决定网络是否需要再次学习,并根据误差信号调整学习的进程,使网络实际输出和期望输出的误差随着学习的反复进行而逐渐减小,直至达到要求的性能指标为止。

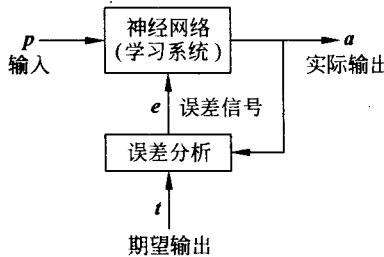


图 1.5 有教师学习方式

对误差信号可以有不同的定义,常用的有:

#### (1) 均方误差 mse(mean squared error)

$$mse = E[e] \approx \frac{\sum_{k=1}^n (t_k - a_k)^2}{n} \quad (1.2)$$

式中: $n$ ——输出单元数;

$a_k$ ——第  $k$  个输出单元的实际值;

$t_k$ ——第  $k$  个输出单元的期望(目标)值。

#### (2) 平均绝对误差 mae(mean absolute error)

$$mae = \frac{\sum_{k=1}^n |t_k - a_k|}{n} \quad (1.3)$$

#### (3) 误差平方和 sse(sum squared error)

$$\text{sse} = \sum_{k=1}^n (t_k - a_k)^2 \quad (1.4)$$

## 2. 无教师学习(无监督学习)

无教师学习不存在“教师”的指导和考察,是靠神经网络本身完成的,如图 1.6 所示。

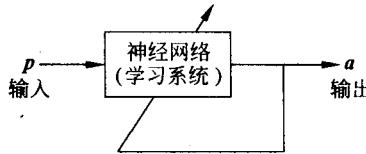


图 1.6 无教师学习方式

由于没有现成的信息作为响应的校正,学习则是根据输入的信息,根据其特有的网络结构和学习规则来调节自身的参数或结构(这是一种自学习、自组织过程),从而使网络的输出反映输入的某种固有特性(如聚类或某种统计上的分布特征)。

## 3. 强化学习(再励学习)

强化学习介于上述两种学习方式之间,如图 1.7 所示。

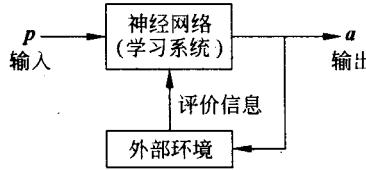


图 1.7 强化学习方式

外部环境对学习后的输出结果只给出评价信息(奖或惩),而不给出正确答案。神经网络学习系统通过强化那些受奖励的行为来改善自身的性能。

无论哪种学习方式,其学习过程都有一定的规则,神经网络典型的学习规则有 Hebb 学习规则、误差纠正学习规则、竞争学习规则等,在以后各章将结合具体的网络模型进行介绍。

## 第 2 章 MATLAB 神经网络工具箱中的神经网络模型

在研究神经网络的过程中,传统计算机上的软件仿真是研究人员通常采用的方法。MATLAB6.x 提供了神经网络工具箱( NNET Toolbox Version4.x),对于各种网络模型,神经网络工具箱提供了多种学习算法以及 170 余种相关的工具箱函数,借助它们可直观、方便地进行神经网络的应用设计、分析、计算等。

神经网络工具箱几乎包括了现有神经网络的最新成果,涉及的神经网络模型包括:

- (1) 感知器;
- (2) 线性网络;
- (3) BP 网络;
- (4) 径向基函数网络;
- (5) 竞争型神经网络;
- (6) 自组织网络和学习向量量化网络;
- (7) 反馈网络。

本书后面将详细介绍这些模型的结构及其基于 MATLAB<sup>①</sup> 的仿真程序设计方法。为了方便读者阅读后面各章节,下面就有关 MATLAB 神经网络工具箱中的一些基本内容进行较详细的介绍。

### 2.1 MATLAB 工具箱的神经元模型

在式(1.1)中,令  $b = -\theta$ ,则

$$a = f\left(\sum_{i=1}^R w_i p_i + b\right) \quad (2.1)$$

由此构成人工神经元的一般模型,如图 2.1 所示。当然,输入向量元素可以只有 1 个,还可以没有阈值元素。

式(2.1)写成矩阵(向量)形式:

$$\mathbf{a} = f(\mathbf{W}\mathbf{p} + \mathbf{b}) \quad (2.2)$$

当一个网络包含多个神经元时,图 2.1 所示的神经元模型画起来显得过于复杂,此时可以采用图 2.2 所示的神经元向量模型。图中,R 表示输入变量维数,S 为神经元的个数。

① MATLAB(MATrix LABoratory)矩阵实验室,是 Math Works 公司 1982 年推出的数值计算软件。