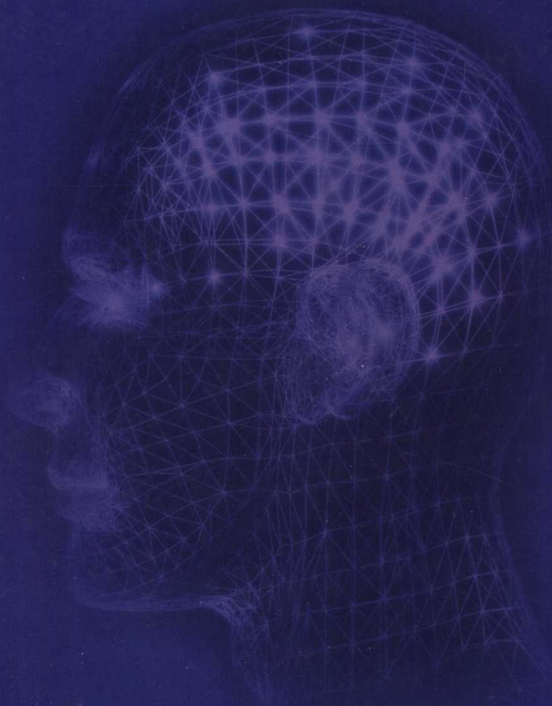




智能科学技术著作丛书

人工神经网络 及其融合应用技术

钟珞 饶文碧 邹承明 著



科学出版社

www.sciencep.com

智能科学技术著作丛书

人工神经网络 及其融合应用技术

钟 珞 饶文碧 邹承明 著

科学出版社

北 京

内 容 简 介

本书系统论述了神经网络及其融合应用技术方面的有关理论和研究进展,主要包括:神经网络研究的发展趋势,常用前馈型神经网络、反馈型神经网络、自组织型神经网络和量子神经网络模型的基本理论、基本结构及学习算法,神经网络与遗传算法、灰色系统、专家系统、模糊逻辑的融合方法及其应用等。在本书的编写过程中,作者在强调基础理论和系统性的同时,还着重反映该领域的较新研究成果,其中也包括作者近些年来开展神经网络,特别是其融合技术研究所取得的一些成果。

本书适合于从事智能技术及其融合技术研究与应用的科技工作者阅读,也可作为高等院校计算机、电子技术、自动控制、系统工程等有关专业的研究生和高年级本科生的教材。

图书在版编目(CIP)数据

人工神经网络及其融合应用技术/钟珞,饶文碧,邹承明著. —北京:科学出版社,2007

(智能科学技术著作丛书)

ISBN 978-7-03-018325-5

I. 人… II. ①钟…②饶…③邹… III. 人工神经网络-研究
IV. TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2007)第 002663 号

责任编辑:王志欣 / 责任校对:张 琪

责任印制:安春生 / 封面设计:陈 敬

科学出版社出版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

天时彩色印刷有限公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2007 年 1 月第 一 版 开本: B5(720×1000)

2007 年 1 月第一次印刷 印张: 10 3/4

印数: 1—3 000 字数: 196 000

定价: 28.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换(双青))

前 言

人工神经网络是计算智能和机器学习研究的最活跃的分支之一,它是从人脑的生理结构出发,探讨人类智能活动的机理。从 1943 年 McCulloch 和 Pitts 首先提出 MP 神经元数学模型开始,神经网络的研究大致经过了 1947~1969 年的初创期,1970~1986 年的低潮过渡期和 1987 年至今的蓬勃发展期。近二十年来,神经网络的理论、实践技术和应用研究等方面都取得了引人注目的进展,它再一次拓展了计算概念的内涵,并对认知和智力本质的基础研究乃至计算机产业都产生了空前的刺激和极大的推动作用。

信息科学与生命科学的相互交叉、相互渗透和相互促进是现代科学技术发展的一个显著特点,神经网络与各种智能信息处理方法有机结合具有很大发展前景。具有分布存储、并行处理、自学习、自组织以及非线性映射等优点的神经网络与其他智能技术的结合以及由此而来的融合方法和融合系统,已经成为一大研究热点。目前这方面工作有神经网络与模糊逻辑、专家系统、遗传算法、小波分析、混沌、粗集理论、分形理论、证据理论和灰色系统等融合方法研究。

为促进神经网络研究工作的开展,国内外已出版了有关神经网络、神经计算、神经网络应用等方面的专著、教材和论文集,但针对神经网络与其他智能技术的融合方法和融合系统方面的专业书籍还不多见。为此,我们撰写了《神经网络及其融合应用技术》这本书,以满足国内高等院校研究生和高年级本科生以及从事神经网络及其融合技术研究与应用科技工作者的需要。

本书介绍了神经网络的基本概念及主要神经网络模型,论述了神经网络与遗传算法、灰色系统、专家系统、模糊逻辑的融合方法及其应用,其中也包括我们近些年来开展神经网络,特别是其融合技术研究所取得的一些成果。

全书由 3 部分组成,共包含 9 章,组织如下:

(1) 介绍部分。由第 1 章组成。介绍了神经网络的基本概念及其研究发展趋势。

(2) 常用神经网络模型理论部分。由第 2~5 章组成。第 2 章:前馈型神经网络,介绍 BP 网络、RBF 网络和 CMAC 小脑神经网络的基本框架、基本概念及其学习算法;第 3 章:反馈型神经网络,介绍 Hopfield 神经网络模型和 BAM 双向联想记忆神经网络模型的基本组成及其学习算法;第 4 章:自组织型神经网络,介绍 Kohonen 自组织映射神经网络、CPN 对偶传播神经网络和 ART 自适应共振理论模型的基本组成及其学习算法;第 5 章:量子神经网络,介绍近期大量研究的量子

神经网络模型的结构及学习算法。

(3) 神经网络与其他智能技术的融合方法研究部分。由第 6~9 章组成。第 6 章:神经网络与遗传算法,介绍遗传算法的概念及发展现状、基本思想、基本算法以及压缩映射遗传算法的原理,重点介绍神经网络与遗传算法融合的基础、面向神经网络权值和阈值学习的压缩映射遗传算法,并在最后介绍作者所研究的一个基于遗传神经网络的活性石灰生产线质量智能监控模型;第 7 章:神经网络与灰色系统,介绍灰色系统基本概念及灰色神经网络建模方法,最后介绍作者的研究成果——灰色 RBF 神经网络静态预测模型及 GNNM(1, N)建模方法在斜拉桥系统中的应用;第 8 章:神经网络与专家系统,首先介绍专家系统的基本理论、专家知识的表示、获取和推理,特别介绍神经网络与专家系统的融合,其中包括神经网络与专家系统的比较,基于神经网络的专家系统总体设计,最后通过作者的两个研究实例介绍基于神经网络的专家系统的实现技术;第 9 章:模糊神经网络,首先介绍模糊理论的基础、模糊神经网络基础,然后介绍桥梁承载能力状态评估的模糊神经网络推理方法,最后介绍模糊神经网络与遗传算法的融合方法、模糊推理技术与专家系统的融合方法。

由于神经网络研究的计算机仿真实验常使用 Matlab 工具,因此书后还附有 Matlab 简介及其常用工具箱。

本书可以作为高等院校研究生和高年级本科生相应课程的教材,也可作为从事神经网络及其融合技术研究与应用的科技工作者的参考用书。

本书由武汉理工大学计算机科学与技术学院的钟珞教授、饶文碧教授、邹承明副教授撰写,参加编写与研究工作的还有郭翠翠、崔灵珍、蒙科知等硕士研究生。

由于神经网络研究范围很广、发展很快,近年来的研究成果层出不穷,加之作者水平有限,书中难免会存在错误或不当之处,敬请广大读者批评指正。

作 者

2006 年 10 月

目 录

前言

| | |
|----------------------------------|----|
| 第 1 章 绪论 | 1 |
| 1.1 人工神经网络概述 | 1 |
| 1.1.1 神经网络模型 | 1 |
| 1.1.2 神经网络的工作方式 | 4 |
| 1.1.3 神经网络的学习规则 | 4 |
| 1.1.4 神经网络的基本性质及应用 | 6 |
| 1.2 人工神经网络的发展趋势 | 7 |
| 1.3 人工神经网络与其他智能方法的融合 | 8 |
| 1.3.1 神经网络与遗传算法的融合 | 8 |
| 1.3.2 神经网络与灰色系统的融合 | 9 |
| 1.3.3 神经网络与专家系统的融合 | 10 |
| 1.3.4 神经网络与模糊技术的融合 | 10 |
| 1.3.5 神经网络与小波分析的融合 | 11 |
| 1.4 本章小结 | 11 |
| 第 2 章 前馈型神经网络 | 12 |
| 2.1 BP 误差反向传播神经网络 | 12 |
| 2.1.1 BP 神经元模型 | 13 |
| 2.1.2 BP 学习算法 | 15 |
| 2.1.3 BP 算法的限制与不足 | 18 |
| 2.1.4 对 BP 算法收敛速度的改进 | 19 |
| 2.2 RBF 径向基函数神经网络 | 20 |
| 2.2.1 RBF 神经网络的结构 | 20 |
| 2.2.2 RBF 神经网络的映射关系 | 21 |
| 2.2.3 RBF 网络训练的准则和常用算法 | 22 |
| 2.2.4 RBF 神经网络和 BP 神经网络的比较 | 25 |
| 2.3 CMAC 小脑神经网络 | 26 |
| 2.3.1 CMAC 概述 | 26 |
| 2.3.2 网络结构 | 26 |
| 2.3.3 学习算法 | 28 |

| | | |
|------------|-------------------------|-----------|
| 2.3.4 | 工作原理 | 28 |
| 2.4 | RBF神经网络在平面刚架结构损伤辨识中的应用 | 32 |
| 2.4.1 | 问题的描述 | 32 |
| 2.4.2 | 确定网络模型及网络训练 | 33 |
| 2.5 | 本章小结 | 34 |
| 第3章 | 反馈型神经网络 | 35 |
| 3.1 | Hopfield反馈神经网络 | 35 |
| 3.1.1 | 离散型Hopfield神经网络模型 | 35 |
| 3.1.2 | 基于离散型的Hopfield神经网络的联想记忆 | 37 |
| 3.1.3 | 连续型Hopfield神经网络模型 | 37 |
| 3.1.4 | Hopfield网络的特点 | 39 |
| 3.2 | 双向联想记忆BAM神经网络 | 39 |
| 3.2.1 | BAM网络的结构和工作原理 | 39 |
| 3.2.2 | BAM网络的稳定性 | 40 |
| 3.2.3 | BAM网络的学习与回忆 | 41 |
| 3.3 | 应用实例 | 42 |
| 3.3.1 | 用连续型Hopfield网络求解TSP | 42 |
| 3.3.2 | 网络参数讨论 | 43 |
| 3.4 | 本章小结 | 44 |
| 第4章 | 自组织型神经网络 | 46 |
| 4.1 | Kohonen自组织映射神经网络 | 46 |
| 4.1.1 | Kohonen自组织映射网络结构 | 46 |
| 4.1.2 | Kohonen自组织映射算法 | 47 |
| 4.2 | CPN对偶传播神经网络 | 48 |
| 4.2.1 | 网络结构 | 49 |
| 4.2.2 | 运行过程 | 49 |
| 4.2.3 | 学习过程 | 50 |
| 4.2.4 | CPN网络的改进 | 51 |
| 4.3 | 自适应共振理论(ART) | 51 |
| 4.3.1 | ART网络模型 | 52 |
| 4.3.2 | ART学习算法 | 53 |
| 4.3.3 | ART-1学习算法 | 55 |
| 4.3.4 | ART-2神经网络基本结构 | 56 |
| 4.4 | 应用实例 | 58 |
| 4.5 | 本章小结 | 59 |

| | |
|------------------------------------|----|
| 第 5 章 量子神经网络 | 60 |
| 5.1 量子计算基础 | 61 |
| 5.2 量子神经元 | 62 |
| 5.2.1 量子神经元模型 | 62 |
| 5.2.2 量子神经元的非线性映射特性 | 62 |
| 5.3 几种量子神经网络模型 | 64 |
| 5.3.1 量子衍生神经网络 | 64 |
| 5.3.2 量子并行自组织映射模型 | 65 |
| 5.3.3 量子联想记忆模型 | 66 |
| 5.3.4 纠缠神经网络模型 | 67 |
| 5.4 本章小结 | 68 |
| 第 6 章 神经网络与遗传算法 | 69 |
| 6.1 遗传算法基本理论 | 69 |
| 6.1.1 遗传算法的定义及发展现状 | 69 |
| 6.1.2 遗传算法的基本思想 | 74 |
| 6.2 基本遗传算法 | 76 |
| 6.2.1 基本遗传算法的构成要素 | 76 |
| 6.2.2 基本遗传算法描述 | 78 |
| 6.3 压缩映射遗传算法 | 79 |
| 6.3.1 压缩映射原理 | 79 |
| 6.3.2 压缩映射遗传算法及其可行性与收敛性 | 80 |
| 6.4 神经网络与遗传算法的融合 | 82 |
| 6.4.1 神经网络与遗传算法融合的基础 | 82 |
| 6.4.2 面向神经网络权值和阈值学习的压缩映射遗传算法 | 84 |
| 6.5 遗传神经网络建立活性石灰生产线质量智能监控模型 | 87 |
| 6.5.1 建立遗传神经网络模型 | 87 |
| 6.5.2 遗传神经网络检测结果分析 | 87 |
| 6.6 本章小结 | 90 |
| 第 7 章 神经网络与灰色系统 | 91 |
| 7.1 灰色系统基本概念 | 91 |
| 7.1.1 灰色系统基本原理 | 91 |
| 7.1.2 灰色系统建模理论 | 91 |
| 7.1.3 神经网络与灰色系统结合初探 | 92 |
| 7.2 灰色神经网络建模 | 94 |
| 7.2.1 灰色神经网络模型基础 | 94 |

| | | |
|--------------|-------------------------|------------|
| 7.2.2 | 一维灰色神经网络优化模型 GNNM(1,1) | 95 |
| 7.2.3 | 多维灰色神经网络模型 GNNM(1,N) | 99 |
| 7.2.4 | 动态神经网络模型 DNNM(1,4) | 101 |
| 7.3 | 灰色 RBF 神经网络静态预测模型 | 103 |
| 7.3.1 | 灰色 GM(0,N)模型分析 | 103 |
| 7.3.2 | GRBF 预测模型及应用实例 | 104 |
| 7.4 | GNNM(1,N)建模方法在斜拉桥系统中的应用 | 107 |
| 7.4.1 | 问题描述 | 107 |
| 7.4.2 | 建模过程 | 107 |
| 7.5 | 本章小结 | 110 |
| 第 8 章 | 神经网络与专家系统 | 111 |
| 8.1 | 专家系统的基本结构 | 111 |
| 8.2 | 专家知识的表示、获取和推理 | 112 |
| 8.2.1 | 知识表示 | 112 |
| 8.2.2 | 知识获取 | 114 |
| 8.2.3 | 知识推理 | 115 |
| 8.3 | 神经网络与专家系统的融合 | 116 |
| 8.3.1 | 神经网络与专家系统的比较 | 116 |
| 8.3.2 | 专家系统与神经网络的融合方式 | 117 |
| 8.4 | 基于神经网络的专家系统的设计与实现 | 119 |
| 8.4.1 | 基于神经网络专家系统的边坡系统设计与实现 | 119 |
| 8.4.2 | 基于神经网络的泵送混凝土专家系统的设计与实现 | 123 |
| 8.5 | 本章小结 | 126 |
| 第 9 章 | 模糊神经网络 | 127 |
| 9.1 | 模糊理论基础 | 127 |
| 9.1.1 | 模糊概念与模糊集合 | 127 |
| 9.1.2 | 模糊推理 | 129 |
| 9.2 | 模糊神经网络基础 | 131 |
| 9.2.1 | 模糊神经网络理论概述 | 131 |
| 9.2.2 | 模糊神经元与模糊神经网络 | 132 |
| 9.2.3 | 模糊神经网络的研究现状与发展趋势 | 134 |
| 9.3 | 桥梁承载能力状态评估的模糊神经网络推理方法 | 136 |
| 9.3.1 | 模糊神经网络推理系统结构 | 136 |
| 9.3.2 | 模糊推理规则 | 137 |
| 9.3.3 | 模糊隶属度函数 | 138 |

| | |
|------------------------------|-----|
| 9.3.4 实例分析 | 139 |
| 9.4 模糊神经网络与遗传算法的融合 | 140 |
| 9.4.1 FNN-GA 基础 | 140 |
| 9.4.2 FNN-GA 的染色体编码与解码 | 141 |
| 9.5 模糊推理技术与专家系统的融合 | 142 |
| 9.5.1 模糊专家系统 | 142 |
| 9.5.2 模糊专家系统的优缺点 | 145 |
| 9.6 本章小结 | 146 |
| 参考文献 | 147 |
| 附录 Matlab 简介 | 152 |

第 1 章 绪 论

1.1 人工神经网络概述

目前,人工神经网络由于其大规模并行处理、容错性、自组织和自适应能力以及联想功能等特点,已成为解决问题的有力工具,对突破现有科学技术的瓶颈,更深入的探索非线性等复杂现象起到了重大的作用,并广泛应用于许多科学领域。

神经网络的全称是人工神经网络(artificial neural network, ANN),是在现代神经生物学研究成果的基础上发展起来的一种模拟人脑信息处理机制的网络系统,它不但具有处理数值数据的一般计算能力,而且还具有处理知识的思维、学习和记忆能力。

神经元网络的研究已经有了将近半个世纪的历史,它的发展并不是一帆风顺的。最早的研究源于 20 世纪 40 年代心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 的合作,他们提出的 MP 模型拉开了神经网络研究的序幕^[1]。神经网络的发展大致经过 3 个阶段:(1) 1947~1969 年为初创期,在这期间科学家们提出了许多神经元模型和学习规则,如 MP 模型、Hebb 学习规则^[2]和感知器等。(2) 1970~1986 年为过渡期,这期间神经网络研究经过了一个低潮,但继续发展。在此期间,科学家们做了大量的工作,如 1981 年 Kohonen 提出了自组织映射网络模型,映射具有拓扑性质,对一维、二维是正确的,并在计算机上进行了模拟,通过实例展示的自适应学习效果显著。他认为有可能推广到更高维的情况^[3]。1982 年 Hopfield 教授对网络引入能量函数的概念,给出了网络的稳定性判据,提出了用于联想记忆和优化计算的途径^[4]。1984 年 Hinton 和 Sejnowsky 教授等提出 Boltzman 机模型^[5]。1986 年 Rumelhart 和 McClelland 合著的 *Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructures of Cognition* 两卷书出版,对神经网络的进展起了极大的推动作用,尤其是 Rumelhart 提出了多层网络 Back-Propagation 法,这就是后来著名的 BP 算法,受到许多学者的重视^[6]。目前, BP 网络已成为广泛使用的网络。(3) 1987 年至今为发展期,在此期间,神经网络受到国际重视,各个国家都展开研究,形成神经网络发展的另一个高潮^[6~11]。

1.1.1 神经网络模型

神经网络是在对人脑思维方式研究的基础上,用数学方法将其简化并抽象模拟反映人脑基本功能的一种并行处理连接网络。一个神经网络由多个互连的神经

元组成,神经元是神经网络的基本处理单元^[8,9]。

一种简化的神经元是一多输入、单输出的非线性元件,其输入输出关系可描述为

$$I_i = \sum_{j=1}^n w_{ji} x_j - \theta_i$$

$$y_i = f(I_i)$$

其中: $x_j(j=1,2,\dots,n)$ 是从其他细胞传来的输入信号; θ_i 为阈值; w_{ji} 表示从细胞 j 到细胞 i 的连接权值; $f(\cdot)$ 称为传递函数。

神经网络模型的传递函数常采用同一非线性映射,每个神经元都对一外界刺激产生兴奋,网络特性仅仅通过细胞间权值的变化加以表征,因而需要较多的隐层及隐层神经元,导致了学习算法收敛慢、易陷于局部极小等固有缺点。

神经网络在目前已有几十种不同的模型。人们按不同的角度对神经网络进行分类,通常可按5个原则进行神经网络的归类^[8~10]:

- (1) 按照网络的结构区分,有前馈网络、反馈网络和自组织网络;
- (2) 按照学习方式区分,有有教师学习网络和无教师学习网络;
- (3) 按照网络性能区分,有连续型网络和离散型网络,随机型网络和确定型网络;
- (4) 按照突触性质区分,有一阶线性关联网络和高阶非线性关联网络;
- (5) 按对生物神经系统的层次模拟区分,有神经元层次模型、组合式模型、网络层次模型、神经系统层次模型和智能型模型。

通常,人们较多地考虑神经网络的互连结构,包括4种典型结构(如图1-1所示),分别是:

- (1) 前馈网络。神经元分层排列,组成输入层、隐含层和输出层,每层只能接受前一层神经元的输入;
- (2) 反馈网络。在输入层到输出层存在反馈;
- (3) 相互结合型网络。相互结合网络属于网络结构,任意两个神经元之间可能有连接;
- (4) 混合型网络。层次型网络和网状结构网络的一种结合。

目前,有代表性的神经网络模型有:

(1) BP网络。它是一种多层前馈网络,采用最小均方差的学习方式,是使用最广泛的网络,可用于语言综合、语言识别、自适应控制等。缺点是仅为有导师训练,训练时间长,易于陷入局部极小。

(2) RBF网络。它是一类非常有效的多层前馈网络,其神经元基函数具有仅在微小局部范围内才产生有效的非零响应的局部特性,因而可以在学习过程中获得高速化。缺点是由于高斯函数的特性,该网络难以学习映射的高频部分。

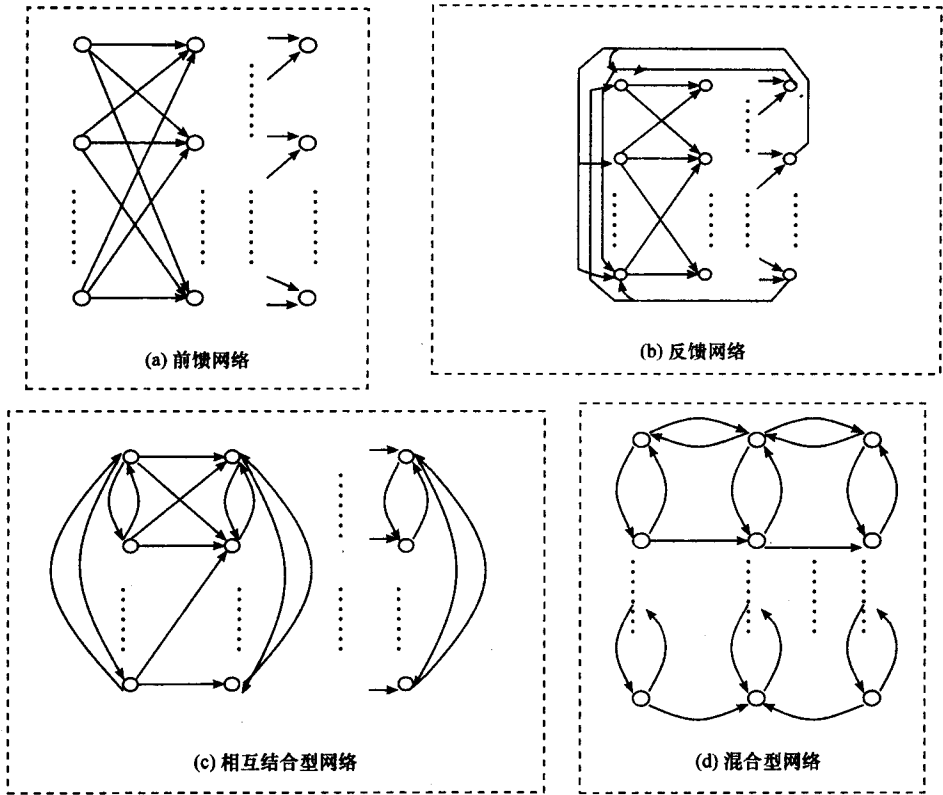


图 1-1 神经网络的 4 种典型拓扑结构

(3) BAM 双向联想记忆网。它是由相同神经元构成的双向联想式单层网络，具有学习功能。缺点是存储度低且需要编码。

(4) Hopfield 网络。它是最典型的反馈网络模型，是目前人们研究得最多的模型之一。Hopfield 网络是由相同的神经元构成的单层网络，并且不具学习功能的自联想网络，它需要对称连接。这个网络可以完成制约优化和联想记忆等功能。

(5) SOM 自组织特征映射模型。这种模型可以在一维或二维的处理单元阵列上形成输入信号的分布拓扑图。

(6) ART 自适应共振理论网络。它也是一种自组织网络模型，是一种无教师学习网络。它能够较好地协调适应性、稳定性和复杂性的要求。在 ART 网络中，通常需要两个功能互补的子系统相互作用。这两个子系统称注意子系统和取向子系统。ART 网络主要用于模式识别，它不足之处是在于对转换、失真和规模变化较敏感。

(7) CMAC 小脑神经网络。这是根据小脑的生物模型提出的一种神经元网

络模型,它是一种联想网络,对每一输出只有少部分神经元与之相关,其最大特点就是它的联想具有局部泛化能力,并有学习速度快、无局部极小点等性质。

(8) 量子神经网络。它是在量子计算机或量子器件的基础上构造神经网络,充分利用量子计算超高速、超并行、指数级容量的特点,来改进神经网络的结构和性能。

1.1.2 神经网络的工作方式

神经网络的工作过程主要由两个阶段组成:一是工作期,此时各连接权值固定,计算单元的状态变化,以求达到稳定状态;二是学习期(自适应期或设计期),此时各计算单元状态不变,各连接权值可修改。前一阶段较快,各单元的状态也称短期记忆,后一阶段慢得多,权值及连接方式也称长期记忆^[8]。

可以从动力学角度阐述神经网络的这种工作过程。如果将神经网络看作一个高维动力学系统,权值固定神经网络状态随时间变化的行为为状态动力学,如式(1-1)所示

$$\frac{dx_i}{dt} = F_i(x, w_{i1}, w_{i2}, \dots) \quad x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \quad (1-1)$$

神经元状态固定下连接权值随时间变化的行为为权值动力学,如式(1-2)所示

$$\frac{dw_{ij}}{dt} = G_{ij}(w, x) \quad (1-2)$$

动力学方程(1-1)和(1-2)分别表示了神经网络的记忆和学习过程,它们都是人工神经网络具有智能性的关键功能。为了能较真实地反映生物神经系统的动力学行为,联立方程(1-1)和(1-2)就构成一个高度复杂的神经动力学耦合系统,对于这个系统的任何解析解都是不可能的。方程(1-1)和(1-2)可以参照它们如下的离散形式采用计算机模拟求解:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + F_i(x(t), w_{i1}, w_{i2}, \dots) \quad (1-3)$$

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + G_{ij}(w(k), x) \quad (1-4)$$

这里时间步长取为 $\delta_t = 1$ 。第一个过程是记忆过程即快过程(用 t 表示),第二个过程是学习过程即慢过程(用 k 表示)。对迭代得到的权值,令其在式(1-3)中保持不变一直到过程(1-4)收敛于平稳态后,再迭代式(1-4)得 $w_{ij}(k+1)$,然后再返回式(1-3)重复迭代。式(1-3)和式(1-4)有时也可看成是离散型神经网络。

1.1.3 神经网络的学习规则

学习是神经网络最重要的一个能力,学习算法(1-4)式是神经网络的核心问题之一。通常它也是一个强非线性系统,学习功能反映在神经网络模型中,就是突触连接权值 w_{ij} 可以按学习规则随时间改变。正是这种权值的可塑性,使得神经

网络可适应不同信息处理需要。神经网络的学习规则有有导师学习和无导师学习两大类,概括如下^[8~10]。

1) 纠错规则

它从方法上等效于梯度下降法,通过在局部最大改善的方向上一小步、一小步地进行修正,力图达到表示函数功能问题的全局解。对 BP 算法,当 i 为隐结点时,有

$$\delta_i = f(\text{net}_i) \cdot \sum \delta_k w_{ki}$$

这里 w_{ki} 是结点 i 到上一层结点 k 的权值; $f(\cdot)$ 为传递函数。将某一隐结点馈入上一层结点的误差的比例总和(加权)和作为该隐结点的误差,通过可观察的输出结点误差,下一层隐结点的误差就能递归得到。

2) Boltzman 机学习规则

它是基于模拟退火的统计方法,适用于多层网络。它提供了学习隐结点的的一个有效方法,能学习复杂的非线性可分函数。该规则对神经元 i, j 间的连接权值的调整按下式进行:

$$\Delta w_{ij} = \eta(p_{ij}^+ - p_{ij}^-)$$

式中: η 为学习率; p_{ij}^+ 、 p_{ij}^- 分别为 i, j 两个神经元在系统中处于某状态和自由运转状态时实现连接的概率。调整权值的原则是:当 $p_{ij}^+ > p_{ij}^-$ 时,则增加权值,否则减少权值。

3) 无导师学习规则

诸如 Grossberg 等的 ART Kohonen 的自组织映射和 Klopff 的享乐主义神经元等都是无导师学习。在这类学习规则中,关键不在于实际结点的输出怎样与外部的期望输出相一致,而在于调整参数以反映观察事件的分布。

ART 通过设立警戒线 $\rho (1 \geq \rho \geq 0)$, 将类似的样本归类, ρ 表示两个样本相距多远才被认为是匹配的。通过警戒线可调整模式的类数, ρ 小则模式类别多,反之亦然。

自组织映射如同竞争学习一样,首先要求识别与输入最匹配的结点,定义距离 d_j 为接近测度

$$d_j = \sum_{i=0}^{N-1} (u_i - w_{ij})^2$$

其中假设输入向量 u 为 N 维的,具有最短距离的结点选作胜者,它的权值经修正使该结点对输入 u 敏感。定义域 N_0 , 其半径逐渐至零。权值学习规则为

$$\Delta w_{ij} = \begin{cases} a(u_i - w_{ij}), & i \in N_0 \\ 0, & i \notin N_0 \end{cases}$$

这类无导师学习系统的学习并不在于寻找一个特殊映射函数的表示,而是将事件空间分类成输入活动区域,并有选择地对这些区域响应。它在应用于开发由

多层竞争族组成的网络等方面有良好的前景。它的输入可以是连续值,对噪声有较强的抗干扰能力,但对较少的样本,结果可能要依赖于输入顺序。

由上述可知,纠错规则基于梯度下降法,因此不能保证得到全局最优解;同时要求大量的训练样本,因此收敛速度慢;纠错规则对样本的表示次序变化比较敏感,这就像导师必须认真备课,精心组织才能有效地让学生学习。Boltzman学习规则提供了学习隐结点的一个有效方法,能学习复杂的非线性可分函数。其主要缺点是学习速度太慢,因为在模拟退火过程中要求当系统进入平衡时,“冷却”必须慢慢进行,否则易陷入局部极小。它基本上是梯度下降法,所以要求提供大量的例子。无导师学习规则提供了新的选择,它利用自适应学习法,使结点有选择地接收输入空间上的不同特性,从而抛弃了普通神经网络学习映射函数的学习概念,并提供了基于检测特性空间的活动规律的性能描写。

1.1.4 神经网络的基本性质及应用

神经网络的基本性质主要包括:收敛性、容错性、鲁棒性及推广性等。

神经网络的收敛性是指神经网络的训练算法在有限次迭代之后可收敛到正确的权值或权向量。神经网络良好的容错性保证网络将不完整的、污损的、畸变的输入样本恢复成完整的原型。容错性的研究归结于神经网络动力系统记忆模式吸引域的大小。吸引域越大,网络从部分信息恢复全部信息的能力越大,表明网络的容错性越大。神经网络的高度鲁棒性使得网络中的神经元或突触遭到破坏时网络仍然具有学习和记忆能力,从而使网络表现出高度的自组织性。研究表明,如果记忆模式的吸引域比较“规则”,网络抵抗干扰、噪声或自身损害的能力就越强,即鲁棒性越好。训练好的神经网络应能够对不属于训练样本集合的输入样本正确识别或分类,这种现象常称为神经网络具有良好的推广性。

神经网络具有以下优点:(1)具有很强的鲁棒性和容错性,这是因为信息是分布存储于网络内的神经元中;(2)并行处理方法,人工神经网络在结构上是并行的,而且网络的各个单元可以同时进行类似的处理过程,使得计算快速;(3)自学习、自组织、自适应性,神经元之间的连接多种多样,各元之间连接强度具有一定可塑性,使得神经网络可以处理不确定或不知道的系统;(4)可以充分逼近任意复杂的非线性关系;(5)具有很强的信息综合能力,能同时处理定量和定性的信息,能很好的协调多种输入信息关系,适用于处理复杂非线性和不确定对象。

神经网络以其独特的结构和处理信息的方法,在许多实际应用领域中取得了显著的成效^[10~23],主要应用于:自动控制,处理组合优化问题,模式识别,图像处理,传感器信号处理,机器人控制,信号处理,卫生保健、医疗,经济,土木工程,化工,地理,数据挖掘,电力系统,交通,军事,矿业,农业和气象等领域。

1.2 人工神经网络的发展趋势

神经网络是一门活跃的边缘性交叉学科,研究它的发展过程和前沿问题具有重要意义。神经网络理论是巨量信息并行处理和大规模并行计算的基础,神经网络既是高度非线性动力学系统,又是自适应组织系统,可用来描述认知、决策及控制的智能行为,它的中心问题是智能的认知和模拟。20世纪80年代初,神经网络的崛起,已对认知和智力的本质的基础研究乃至计算机产业都产生了空前的刺激和极大地推动作用。

近十年来,神经网络理论与实践有了引人注目的进展,它再一次拓展了计算概念的内涵,使神经计算、进化计算成为新的学科,神经网络的软件模拟得到了广泛应用。近几年来科技发达国家的主要公司对神经网络芯片、生物芯片情有独钟。例如 Intel 公司、IBM 公司、AT & T 公司、MIT 林肯实验室等已取得了多项专利,已有产品进入市场,被国防、企业和科研部门选用。公众手中也拥有神经网络实用化的工具,其商业化令人鼓舞。尽管神经计算机、光学神经计算机和生物计算机等研制工作具有艰巨性和长期性特点,但可以相信,它现在还只是初露锋芒,有巨大的潜力与机会,前景是美好的。

展望未来,今后神经网络的研究趋势将主要侧重于以下几个方面^[6]。

1) 增强对智能和机器关系问题的认识

研究人类智能一直是科学发展中最有意义、也是空前困难的挑战性课题。人脑具有感知识别、学习、联想、记忆、推理等智能,是我们所知道的唯一智能系统,具有自学习、自适应和自组织的特点,也是神经网络研究迫切需要增强的主要功能。对于智能和机器的关系,应该从进化的角度,把智能活动看成动态发展的过程,并合理的发挥经验的作用。同时,还应该从环境与社会约束以及历史文化约束的角度加深对它的理解与分析。

神经网络是由大量处理单元组成的非线性、自适应、自组织系统,它是在现代神经科学研究成果的基础上提出的,试图模拟神经网络加工、记忆信息的方式,设计一种新的机器,使之具有人脑风格的信息处理能力。智能理论所面对的课题来自“环境—问题—目的”,有极大的诱惑力与压力。它的发展方向是:把基于联结主义的神经网络理论、基于符号主义的人工智能专家系统理论和基于进化论的人工生命理论这三大研究领域,在共同追求的总目标下,自发而有机的结合起来。相信在 21 世纪初,智能的机器实现问题的研究将有新的进展和突破。

2) 发展神经计算和进化计算的理论与应用

20 世纪 80 年代以后,神经网络理论在计算理论方面取得了引人注目的成果,形成了神经计算和进化计算新概念,激起了许多理论家的强烈兴趣。离散符号计