



神经计算原理 及其应用技术

曾喆昭◎著



科学出版社

内 容 简 介

本书从信息科学的角度出发,涉及了目前国内外神经计算的研究成果,综合了作者的科研成果和主持国家自然科学基金项目取得的研究成果,取材新颖,内容丰富,注重理论与应用相结合,论述深入浅出,力求使读者较快掌握和应用这门高新技术。全书共分9章,内容包括:神经网络基本概念、神经网络研究历史、意义以及应用前景;神经网络优化方法在线性系统求解、非线性方程与非线性方程组求解、数值积分、微分方程初值问题求解以及 FIR 数字滤波器优化设计、频谱分析、传感器非线性补偿、PID 神经网络控制器等领域的应用研究。

本书可作为电子工程、自动化、计算机应用、电气工程、人工智能、智能信息处理与智能控制等专业高年级本科生或研究生的教材和参考书,也可供有关工程技术人员和科研工作者参考。

图书在版编目 (CIP) 数据

神经计算原理及其应用技术/曾喆昭著. —北京:科学出版社, 2012
ISBN 978-7-03-035134-0

I. ①神… II. ①曾… III. ①人工神经网络—计算—研究 IV. ①TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2012) 第 160837 号

责任编辑:任加林 杨 阳/责任校对:王万红
责任印制:吕春珉/封面设计:耕者设计工作室

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>

双青印刷厂 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2012年10月第 一 版 开本:787×1092 1/16

2012年10月第一次印刷 印张:15 1/2

字数:323000

定价:60.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换〈双青〉)

销售电话 010-62134988 编辑部电话 010-62137026 (BI08)

版权所有,侵权必究

举报电话:010-64030229; 010-64034315; 13501151303

前 言

神经计算科学是人工智能的重要组成部分，神经计算是基于神经网络建立计算模型，并用于解决科学和工程中的问题。神经计算已成为一个非常热门的研究领域，随着研究的深入，目前神经计算研究中存在的问题也逐渐暴露出来，其中的一些已成为神经计算进一步发展的阻碍。但是，从另一个方面来看，它们也揭示了该领域下一步应该着重研究的问题。

本书针对 BP 算法存在收敛速度慢、容易陷入局部极小的局限性，着重研究快速 BP 神经网络的模型算法。几十年来，国内外学者忽视了隐层神经元激活函数的研究，普遍采用 S 函数、高斯函数、阶跃函数等非正交基函数作为隐层神经元激励函数，而且每个隐层神经元等同对待，这显然不符合生物神经元的基本特征。为了有效解决 BP 算法存在的局限性，根据 Selkoe 教授的观点，著者对神经网络模型特别是隐层神经元激活函数做了认真研究，使神经网络模型充分体现节点本身特性的变化，即节点函数的特化。著者针对各种问题背景提出的神经网络模型中，以正弦基函数、余弦基函数、傅里叶基函数等正交基函数作为隐层神经元激励函数，并在神经网络权值训练算法中引入动量项、共轭梯度法、截断牛顿法以及龙贝格 (Romberg) 修正法和递推最小二乘算法等优化方法，有效克服了 BP 网络存在的各种局限性，使改进的 BP 神经网络不仅具有收敛速度快的特性，而且还具有计算精度高的特性，分别在线性方程组求解、非线性方程组求解、数值积分、微分方程初值问题求解、FIR 高阶数字滤波器优化设计、实数域信号频谱分析、传感器误差补偿、非线性补偿、多传感器信息融合以及神经网络 PID 控制等领域获得了显著研究成果。此外，本书还对各种神经网络算法的收敛性做了认真研究，为神经网络学习率大小的确定建立了比较完整的理论体系。

本书的研究成果为快速 BP 神经网络模型算法奠定了理论方法，为神经网络学习率的确定提供了理论依据，并为神经网络在智能信息处理中的推广应用指明了方向，具有重要的理论研究意义和应用价值。

本书是著者在博士论文的基础上，结合自己的科研成果，吸收、采纳和借鉴国内外相关文献资料编著而成，其目的在于向相关专业的研究生、高年级本科生及广大科技人员系统介绍神经计算原理及其应用技术。本书由国家自然科学基金项目 (项目编号: 61040049) 资助。

全书系统论述了神经计算的理论方法和应用技术，共分成 9 章:

第 1 章全面介绍神经网络研究的发展历史及其意义、神经网络研究内容、神经网络应用前景、神经网络基本概念等，重点阐述了 BP 神经网络还存在的各种局限性及其改进方法。

第 2 章针对线性方程组求解问题，提出以矩阵元素作为神经网络隐层神经元的激励函数、以未知变量作为神经网络权值的神经网络模型，并分别用梯度下降法、递推最小二乘法和共轭梯度法对神经网络权值进行训练，取得了良好的研究结果。此外，

针对病态矩阵的问题, 著者提出了有效的解决方法。仿真结果表明, 所提出的基于神经网络算法的线性方程组求解方法不仅具有高的计算精度, 而且不涉及逆矩阵运算, 因而是有效的计算方法。

第 3 章针对非线性方程和非线性方程组的求解问题, 分别对神经网络模型和算法做了探索性研究, 证明算法的收敛性, 为神经网络学习率大小的确定建立了理论依据。在权值调整中引入动量项, 有效加快了网络收敛速度。仿真研究结果表明, 求解非线性方程和非线性方程组的神经网络算法具有收敛速度快、计算精度高、收敛性不依赖初始值等特点。

第 4 章针对数值积分问题背景, 对神经网络模型和算法做了一系列探索性研究, 分析了神经网络算法的收敛性, 为神经网络学习率大小的选择建立了理论依据, 创造性地建立了数值积分与神经网络权值之间的关系。仿真研究结果表明, 所提出的数值积分方法具有计算剪度高、计算速度快的特点。

第 5 章针对微分方程初值问题的求解, 探索性研究了求解微分方程初值问题的神经网络模型算法, 并分析了算法的收敛性, 为神经网络学习率大小的确定建立了理论依据。仿真结果表明, 解微分方程初值问题的神经网络算法可以对微分方程初值问题的解建立数学模型, 因而可以计算出任意给定点处的函数值, 这是差分方法难以做到的。

第 6 章针对 FIR (finite impulse response) 线性相位数字滤波器优化设计问题, 提出了以余弦基函数 $\cos(n\omega)$ 为隐层神经元激励函数的神经网络模型算法, 证明了神经网络算法的收敛性, 为神经网络学习率大小的确定建立了理论依据。仿真实验结果表明, 所提出的 FIR 线性相位数字滤波器优化设计方法有效避免了求逆矩阵的问题, 因而有效克服了高阶 FIR 线性相位数字滤波器的优化设计瓶颈。此外, 在 FIR 滤波器优化设计中引入 RLS 算法和共轭梯度算法, 取得了良好的结果。

第 7 章针对信号的频谱分析问题背景, 探索性研究了基于傅里叶基函数的神经网络模型和算法, 研究了算法的收敛性, 为神经网络学习率大小的确定给出了理论依据。所提出的基于神经网络算法的信号处理方法 (频谱分析、随机噪声滤波) 不涉及复数的乘法运算和复数的加法运算, 计算剪剪高, 特别适合基于 DSP 芯片的软、硬件实现。

第 8 章介绍神经网络算法在传感器中的应用实例。分别使用傅里叶基函数神经网络和多项式基神经网络拟合传感器特性曲线, 并分别采用梯度下降法、递推最小二乘法以及共轭梯度算法进行神经网络权值训练, 实现了传感器特性曲线拟合、非线性补偿以及多传感器信息融合等研究, 并取得了满意的研究结果。

第 9 章介绍神经网络算法在 PID 控制策略中的应用技术。在参数时变系统中, 为了解决 PID 参数不易实时调整问题, 提出了基于 PID 控制律的智能控制方法。其主要思想是以 PID 的控制律作为神经网络输入输出模型, 以 PID 的三个参数作为神经网络权值, 通过对 PID 的控制模型进行实时在线训练, 获得 PID 的最佳参数, 从而实现对参数时变系统的最优控制。在此基础上, 提出了非线性 PID 神经网络控制模型和算法, 并取得了较好的研究机构。

目 录

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 神经网络的发展历史	2
1.2.1 早期阶段	2
1.2.2 低潮阶段	3
1.2.3 黄金时期	3
1.3 神经网络研究内容	3
1.3.1 神经网络理论研究	3
1.3.2 神经网络实现技术研究	4
1.3.3 神经网络应用研究	4
1.4 神经网络研究历史及意义	4
1.5 神经网络的应用前景	6
1.5.1 模式识别	6
1.5.2 最优化问题计算	6
1.5.3 自动控制	6
1.5.4 信号处理	7
1.5.5 图像处理	7
1.5.6 人工智能	7
1.6 神经网络基本概念	7
1.6.1 人工神经元模型	7
1.6.2 神经元常用的基函数与激励函数类型	9
1.6.3 神经元学习算法	11
1.6.4 典型的神经网络结构	14
1.6.5 基本 BP 算法的局限性	15
1.7 主要研究成果	16
第 2 章 基于神经网络优化算法的线性系统求解研究	17
2.1 问题背景：电阻网络	17
2.2 基于梯度下降法的神经网络算法的线性方程组求解	18
2.2.1 神经网络模型	18
2.2.2 神经网络算法	19
2.2.3 神经网络算法收敛性研究	19
2.2.4 局部极小讨论	20
2.2.5 神经网络算法步骤	21
2.2.6 应用实例	21
2.3 神经网络优化计算方法	24

2.3.1	递推最小二乘法 (RLS)	25
2.3.2	共轭梯度法	26
2.3.3	数值分析实例	27
2.4	小结	35
第3章	解非线性系统的神经网络算法研究	36
3.1	问题背景——人口增长问题	36
3.1.1	代数方程	37
3.1.2	超越方程	37
3.1.3	单根	37
3.1.4	重根	37
3.2	二分法	38
3.2.1	二分法基本思想	38
3.2.2	二分法算法的源程序 (bisection. m)	39
3.2.3	总结	40
3.2.4	仿真实例	40
3.3	迭代法	41
3.3.1	迭代法的基本思路	41
3.3.2	线性迭代函数的启示	41
3.3.3	压缩映像原理	42
3.3.4	定点迭代法源程序 (fixedp. m)	43
3.3.5	仿真实例	43
3.3.6	迭代过程的收敛速度	44
3.4	迭代过程的加速收敛方法	45
3.4.1	迭代公式的加工	45
3.4.2	仿真实例	46
3.4.3	埃特金算法	46
3.4.4	埃特金加速算法的源程序 (aitken. m)	47
3.5	牛顿迭代法	47
3.5.1	牛顿迭代公式的导出	48
3.5.2	牛顿法的收敛性	49
3.5.3	牛顿迭代法源程序 (newtoniter. m)	49
3.5.4	仿真实例	50
3.5.5	牛顿下山法	50
3.6	弦截法	51
3.6.1	用差商替代导数	52
3.6.2	弦截法的收敛性	52
3.6.3	仿真实例	52
3.7	解非线性方程的神经网络算法	54
3.7.1	解非线性方程的神经网络模型	54

3.7.2	解非线性方程的神经网络算法	54
3.7.3	神经网络算法收敛性分析	55
3.7.4	神经网络算法步骤	56
3.7.5	仿真实例	56
3.7.6	小结	60
3.8	解非线性方程的其他算法	60
3.9	解非线性方程组的神经网络算法	61
3.9.1	解非线性方程组的神经网络模型	62
3.9.2	解非线性方程组的神经网络算法	62
3.9.3	神经网络算法收敛性分析	63
3.9.4	神经网络算法步骤	64
3.9.5	解非线性方程组的数值试验	64
3.10	解非线性方程或代数方程重根的方法	68
3.10.1	算法描述	68
3.10.2	数值实例	68
第4章	基于神经网络算法的数值积分方法	71
4.1	问题背景: PID 调节器	71
4.2	余弦基函数神经网络模型描述	72
4.2.1	余弦基函数神经网络模型	72
4.2.2	神经网络算法收敛性分析	72
4.2.3	基于神经网络权值的数值积分方法	74
4.2.4	神经网络算法训练步骤	74
4.2.5	数值积分实例	75
4.2.6	小结	77
4.3	基于向量空间的神经网络模型描述	77
4.3.1	基于向量空间的神经网络模型	77
4.3.2	基于向量空间的神经网络训练步骤	79
4.3.3	神经计算与优化	80
4.3.4	数值积分实例	81
4.3.5	小结	82
4.4	基于傅里叶基函数的神经网络模型描述	82
4.4.1	基于傅里叶基函数的神经网络模型	82
4.4.2	神经网络训练步骤	84
4.4.3	基于神经网络权值向量的数值积分方法	84
4.4.4	数值积分算例	85
4.4.5	小结	85
4.5	基于递推最小二乘法的神经网络方法	85
4.5.1	神经网络模型描述	85
4.5.2	算法步骤	87

4.5.3 数值实例	87
第5章 微分方程初值问题的神经网络算法	89
5.1 神经网络算法描述	89
5.1.1 神经网络模型	89
5.1.2 神经网络算法	91
5.1.3 神经网络算法步骤	95
5.1.4 算例	96
5.2 小结	100
第6章 FIR 线性相位数字滤波器优化设计	101
6.1 FIR 线性相位滤波器的幅频特性	101
6.2 神经网络算法描述	103
6.2.1 神经网络算法模型	103
6.2.2 神经网络算法	104
6.2.3 神经网络收敛性分析	104
6.2.4 神经网络训练步骤	106
6.2.5 优化设计实例	107
6.3 基于递推最小二乘法 (RLS) 的 FIR 滤波器优化设计方法	119
6.3.1 神经网络算法描述	119
6.3.2 神经网络算法步骤	121
6.3.3 优化设计实例	121
6.4 基于共轭梯度法的 FIR 数字滤波器优化设计	127
6.4.1 共轭梯度法描述	127
6.4.2 基于共轭梯度法的 FIR 滤波器优化设计	128
6.4.3 算法步骤	128
6.4.4 优化设计实例	129
第7章 基于神经网络算法的频谱分析方法	137
7.1 国内外频谱分析方法	137
7.1.1 离散频谱校正方法	137
7.1.2 细化选带频谱分析方法	138
7.1.3 包络分析方法 (解调分析方法)	139
7.1.4 高阶谱分析方法	139
7.1.5 非平稳振动信号的频谱分析方法	139
7.1.6 国内外其他频谱分析方法	140
7.2 频谱分析的神经网络模型	140
7.2.1 周期信号的连续时间傅里叶级数	140
7.2.2 基于傅里叶基函数的神经网络模型	142
7.2.3 神经网络算法收敛性分析	143
7.2.4 神经网络训练步骤	144
7.2.5 信号的频谱特性分析	144

7.2.6 频谱分析实例	145
7.3 基于 RLS 的神经网络频谱分析方法	152
7.3.1 神经网络算法改进	153
7.3.2 神经网络算法步骤	154
7.3.3 信号频谱分析实例	154
7.4 基于共轭梯度算法的神经网络频谱分析方法	160
7.4.1 基于共轭梯度法的神经网络训练方法	160
7.4.2 算法步骤	161
7.4.3 频谱分析实例	162
第 8 章 神经网络算法在传感器中的应用研究	169
8.1 传感器温度特性曲线的傅里叶基神经网络拟合方法	169
8.1.1 周期信号的傅里叶级数	169
8.1.2 神经网络模型算法	170
8.1.3 传感器特性曲线拟合实例	171
8.2 传感器温度特性曲线的多项式基神经网络拟合方法	174
8.2.1 多项式基函数神经网络模型	174
8.2.2 神经网络算法步骤	175
8.2.3 仿真实例	175
8.3 多项式基神经网络拟合曲线的共轭梯度方法	177
8.3.1 共轭梯度算法	178
8.3.2 算法步骤	179
8.3.3 仿真实例	179
8.4 基于正交基神经网络算法的传感器误差补偿方法	181
8.4.1 正交基神经网络模型	181
8.4.2 基于梯度下降法的神经网络算法	182
8.4.3 神经网络算法收敛性分析	182
8.4.4 磁传感器误差补偿实例	182
8.4.5 基于 RLS 算法的磁传感器误差补偿方法	185
8.5 基于正交基神经网络算法的多传感器数据融合方法	188
8.5.1 多传感器信息融合模型	188
8.5.2 神经网络算法描述	189
8.5.3 仿真实例	190
8.6 热敏电阻温度传感器非线性补偿原理	190
8.6.1 热敏电阻温度传感器	190
8.6.2 非线性补偿原理	191
8.6.3 收敛性分析	193
8.6.4 仿真实例	194
第 9 章 神经网络算法在 PID 控制器中的应用研究	198
9.1 PID 控制器的参数在线整定原理	198

9.1.1	经典PID控制器	198
9.1.2	基于神经计算的PID参数实时在线整定原理	199
9.2	基于神经计算的PID控制器学习算法	200
9.2.1	神经网络PID结构	200
9.2.2	神经网络算法	200
9.2.3	神经网络算法收敛性研究	202
9.2.4	神经网络算法步骤	203
9.2.5	仿真实例	203
9.2.6	小结	208
9.3	基于神经计算的增量式PID控制器学习算法	208
9.3.1	增量式数字控制律	208
9.3.2	增量式PID参数在线实时整定原理	209
9.3.3	基于神经元的智能PID控制器学习算法	209
9.3.4	收敛性分析	211
9.3.5	算法步骤	211
9.3.6	仿真实例	211
9.4	基于神经网络算法的非线性PID控制器	216
9.4.1	非线性PID控制策略研究现状	216
9.4.2	非线性PID控制器模型	217
9.4.3	动态非线性PID神经网络控制器模型算法	218
9.4.4	算法步骤	221
9.4.5	仿真实例	221
	参考文献	226

第 1 章 绪 论

本书主要针对信息处理领域的一些问题背景创造性地提出了神经网络模型和算法，有效提高了神经网络收敛速度；详细研究了神经网络算法的收敛性，为神经网络学习率的选择提供了理论依据。本章较为全面地综述了神经网络理论与应用研究的发展历史及其意义，着重评述了最近十几年来国内外神经网络优化方法的发展与现状以及在智能信息处理与智能控制领域中的应用等，阐述了本书的研究意义，并介绍本书的主要研究内容。

1.1 研究背景及意义

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，神经网络不仅是高度非线性动力学系统，而且也是自适应组织系统，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，从解剖学和生理学来看，人脑是一个复杂的并行系统，它不同于传统的 Neumann 式计算机，更重要的是它具有“认知”、“意识”和“感情”等高级脑功能^[1]。以人工方法模拟这些功能，毫无疑问，有助于加深对思维和智能的认识。20 世纪 80 年代初，神经网络的崛起已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^[2~5]。

但是，由于人类对真实神经系统只了解非常有限的一部分，对自身脑结构及其活动机理的认识还十分肤浅，当今的神经网络模型实际上是极为简略和粗糙，并且带有某种先验的成分。很显然，神经网络的完善与发展有待于神经生理学、神经解剖学的研究过程提供更详细的信息和证据^[6~7]。

在信息社会中，信息产生的增量越来越大，要使信息得到及时利用，为国民经济和科学技术以及国防工业的发展服务，必须对信息数据的采集、加工处理、传输、存储、决策和执行等进行理论创新^[8]，以适应社会发展形势的需求。因此，神经网络在通信、雷达、声呐、电子测量仪器、生物医学工程、振动工程、地震勘探、图像处理等信息科学领域有着极其广泛的研究意义和应用价值。

由于基本 BP 算法存在收敛速度慢，容易陷入局部极小、S 函数的饱和区等局限性，国内外学者提出了若干改进算法^[9~14]，但目前仍然有许多问题未能很好解决。之所以如此，主要原因在于隐层神经元激励函数的同一化。几十年来，国内外学者忽视了隐层神经元激励函数的研究，普遍采用 S 函数、高斯函数、阶跃函数等非正交基函数作为隐层神经元激励函数，而且每个隐层神经元等同对待，这显然不符合生物神经元的基本特征。由于加拿大著名心理学家 Hebb 的杰出工作，科学家们已在下述问题上达成共识：动物的某些学习和记忆过程可通过突触特性的变化加以解释。在人工神经

网络中,传统观点认为生物神经中的突触变化可用节点间连接权值的变化加以表征。事实上,突触的变化不仅表现为节点间连接权值的变化,而且突出地表现为节点本身特性的变化,即节点函数的特化。节点函数的特化反映在生物系统中,就是发育过程中神经细胞内部构造的变化,这一点已被哈佛医学院 Selkoe 教授的研究成果所证实^[28]。

Selkoe 对神经网络模型特别是隐层神经元激励函数做了认真研究,使神经网络模型充分体现节点本身特性的变化,即节点函数的特化。他还针对各种问题背景提出的神经网络模型中,以正弦基函数、余弦基函数、傅里叶基函数等正交基函数作为隐层神经元激励函数,并在神经网络权值训练算法中引入动量项、共轭梯度法、截断牛顿法以及龙贝格(Romberg)修正法等优化方法,有效克服了 BP 网络存在的各种局限性,使改进的 BP 神经网络不仅具有收敛速度快的特性,而且还具有计算精度高的特性,分别在 FIR 高阶数字滤波器优化设计、数值积分、微分方程初值问题求解、信号频谱分析、传感器误差补偿、非线性补偿以及多传感器信息融合等领域获得了显著研究成果;在线性方程组、非线性方程以及非线性方程组求解领域提出了创造性的神经网络模型和算法,并取得了卓有成效的研究成果。此外,Selkoe 还对各种神经网络算法的收敛性做了认真研究,为神经网络学习率大小的确定建立了完整的理论体系。总之,所有这些研究成果充分体现了其研究意义。

1.2 神经网络的发展历史

神经网络(neural network, NN)或人工神经网络(artificial neural network, ANN)是指用大量的简单计算单元(即神经元)构成的非线性系统,它在一定程度和层次上模仿了人脑神经系统的信息处理、存储和检索功能,因而具有学习、记忆和计算等智能处理功能。神经网络具有一些显著的特点:具有非线性映射能力;不需要精确的数学模型;擅长从输入输出数据中学习有用知识;容易实现并行计算;由于神经网络由大量简单计算单元组成,因而易于用软硬件实现;等等。正因为神经网络是一种模仿生物神经系统构成的新的信息处理模型,并具有独特的结构,所以人们期望它能解决一些用传统方法难以解决的问题。

神经网络的理论与应用研究得到了极大的发展,而且已经渗透到几乎所有的工程应用领域。但是,神经网络的发展过程是坎坷的,自 1943 年心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 提出神经元生物学模型(简称 MP 模型)以来,至今已有近 70 年的历史了。在这近 70 年的发展历史中,大致可以分为以下三个发展阶段。

1.2.1 早期阶段

1943 年,McCulloch 和 Pitts 提出了 MP 模型^[16],从而给出神经元的最基本模型及相应的工作方式。

1949 年,神经生物学家 Hebb 发现,脑细胞之间的通路在参与某种活动时将被加

强^[17]。这一重要规则给出了生理学与心理学间的联系，被称为 Hebb 学习规则。该规则至今还被许多神经网络学习算法所使用。

1957年，Rosenblat 提出了感知器模型^[18]。这是一个由线性阈值神经元组成的前馈神经网络，可用于分类。

1960年，Widrow 和 Hoff 提出了自适应线性单元^[19]。这是一种连续取值的神经网络，可用于自适应系统。

1.2.2 低潮阶段

1969年，人工智能的创始人 Minsky 和 Papert 撰写了《感知器》(*Perceptrons*) 一书^[20]。在该书中，他们指出：单层 Perceptron 只能作线性划分，多层 Perceptron 不能给出一种学习算法，因此无实用价值。由于 Minsky 和 Papert 在人工智能领域的地位，该书在人工神经网络研究人员间引起了极大的反响，因此神经网络研究从此陷入低潮。

但是，即便在神经网络研究的低潮时期，也有一些人仍在兢兢业业地研究神经网络，并取得了一些重要成果。其中最著名的是1982年由加州理工大学教授 Hopfield 提出的 Hopfield 神经网络^[21]。在这个用运算放大器搭成的反馈神经网络中，Hopfield 借用 Lyapunov 能量函数的原理，给出了网络的稳定性判据，并为著名的组合优化问题——旅行商问题 (TSP) 提供了一个新的解决方案。Hopfield 网络可用于联想存储、优化计算等领域。

1.2.3 黄金时期

1985年，Rumelhart 等给出了多层感知器权值训练的误差反向传播学习算法^[22] (BP 算法)，从而解决了 Minsky 认为不能解决的多层感知器的学习问题。自此引导了神经网络的复兴，神经网络研究也进入了一个崭新的发展阶段。

1.3 神经网络研究内容

当前神经网络研究内容主要包括神经网络理论研究、神经网络实现技术研究以及神经网络应用研究等三个方面。

1.3.1 神经网络理论研究

神经网络理论研究侧重于寻找合适的神经网络模型和学习算法。

1. 神经网络模型研究

神经网络模型研究是指构造合适的单个神经元模型，确定神经元之间的连接方式，探讨它所适用的场合，特别是还应该重点研究隐层神经元的激励函数。著者在博士生期间，针对各种应用背景，详细研究了隐层神经元的激励函数，如余弦基函数、正弦基函数、傅里叶基函数等正交基函数，并取得了显著的研究成果。

2. 神经网络算法研究

神经网络算法研究是指在神经网络模型的基础上,找出一种调整神经网络结构和权值的算法,并满足学习样本的要求,同时具有较快的学习速度。神经网络理论研究的另一个重要内容是从理论上分析常用的神经网络设计方法对泛化能力的影响。此外还应该重点研究神经网络算法的收敛性。几十年来,国内外学者很少研究神经网络的收敛性,忽略了神经网络理论研究的一个重要内容。

曾喆昭在神经网络收敛性方面做了详细研究,给出了学习率的取值范围,并为神经网络学习率大小的确定建立了完整的理论体系,避免了在选择学习率大小时普遍存在的盲目性。

1.3.2 神经网络实现技术研究

神经网络实现技术研究主要是探讨利用电子、光学、生物等技术实现神经计算机的途径,包括利用传统计算机技术实现模拟神经计算机以及新型神经计算机体系结构的研究等。

1.3.3 神经网络应用研究

神经网络应用研究是探讨如何利用神经网络解决工程实际问题。人们可以在几乎所有的领域中发现神经网络应用的踪影。当前神经网络的主要应用领域有模式识别、故障检测、智能机器人、非线性系统辨识和控制、市场分析、决策优化、物资调用、智能接口、知识处理、认知科学等。

曾喆昭在博士生期间,主要在 FIR 高阶数字滤波器优化设计、线性方程组求解、非线性方程求解、非线性方程组求解、数值积分、微分方程初值问题求解、信号频谱分析以及传感器误差补偿、非线性补偿和多传感器信息融合等领域做了大量的神经网络理论与应用研究工作,并取得了显著成绩。

1.4 神经网络研究历史及意义

人工神经网络(ANN)是人工智能研究的重要系统之一,它是具有有向图拓扑结构的高度并行的动力系统并通过对输入状态施加作用来获取输出信息,网络由处理单元(神经元)和有向连接组成。ANN 经过众多领域的科学家长期、深入、卓有成效的研究,到目前为止,已发展成为一门极富活力的新科学,并在广泛的领域内找到了成功的应用。

神经网络研究的背景工作始于 19 世纪末和 20 世纪初,它源于物理学、心理学和神经生理学的跨学科研究。这些早期的研究着眼于学习、视觉和条件反射等一般理论,但没有提出任何成熟的数学模型。

如上所述,现代神经网络的研究可以追溯到心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 在 1943 年的工作^[16]。他们首次提出了神经元的数学模型(简称 MP 模型),并从理论上

证明了人工神经网络可以计算任何算术和逻辑函数。紧接着 D. Hebb 于 1949 年模拟神经生物元的学习机制提出了著名的 Hebb 规则^[17]。此规则至今仍是人工神经网络中的基本学习规则之一。1957 年, Rosenblatt 构造了感知机网络^[18], 它具有模式识别能力, 这标志着人工神经网络应用的开始。1960 年, Widrow 和 Hoff 提出了一种用于训练自适应线性神经网络的学习算法^[20]。这也是现在仍在使用的一种学习规则。

这些早期的有关神经网络的工作一经出现, 就表现出与当时占主导地位的以顺序离散符号推理为基本特征的人工智能 (AI) 的处理模式完全不同, 并确实做到了一些人工智能所做不到的事, 因而显示出独特的魅力, 这给当时的人们带来了极大的兴奋。不少人认为已经找到了智能的关键。当时, 包括美国政府在内的许多发达国家, 都开始大批投入此项研究, 以期在此领域独领风骚。

但是, 这些过度的乐观很快就遭到了打击。1969 年, Minsky 和 Papert 撰写了在神经网络界影响巨大的 *Perceptron* 一书^[20], 在该书中他们指出 Rosenblatt 和 Widrow 的网络都有同样的固有局限性。受此影响, 神经网络的研究一度陷入低潮, 许多研究者纷纷离开这一研究领域, 因而导致了神经网络的研究停滞了十余年。尽管如此, 还是有不少科学家在该领域内坚持工作, 并取得了一系列重要成果。其中特别值得一提的是 1972 年 Kohonen 和 Aderson 分别独力提出的具有记忆功能的新网络^[10,11] 以及 Grossberg 在 1976 年关于自组织网络的工作^[12]。

进入 20 世纪 80 年代, 随着计算机能力的急剧提高以及新概念的不断涌现, 神经网络的研究迎来了它的第二次高潮。其中有两个新概念对神经网络的复兴具有极其重大的意义: 一是美国加州理工学院的生物物理学家 J. Hopfield 发表于 1982 年的论文^[21]。在文献 [21] 中 Hopfield 引入了著名的 Hopfield 神经网络和网络的能量函数概念, 并阐明了人工神经网络与动力系统的关系。二是 Rumelhart 和 McClelland 给出了可以用来训练多层前向网络的反向传播算法 (BP 算法)。该算法有力回答了 Minsky 和 Papert 在 *Perceptron* 一书中对神经网络的责难。

这些新进展为神经网络的研究注入了新的活力, 使人们重新认识到神经网络的威力以及付诸应用的现实性。此后一大批学者和研究人员围绕着 Hopfield 提出的方法展开了进一步的工作, 形成了 20 世纪 80 年代中期以来人工神经网络的研究热潮。在过去的 20 年间, 人们发表了数以万计的神经网络研究论文, 并在众多的领域内找到了许多成功的应用。

由于神经网络的渐近稳定状态对应于其能量函数的极小点, 它可用于优化计算。具体而言, 就是将与目标函数有关的优化约束信息存储在神经网络的连接矩阵中, 网络的工作状态以动力系统方程来描述, 以一组随机数据作为初始点, 当系统的状态趋于稳定, 对应于其能量函数的极小点时, 网络方程的渐近稳定状态作为输出即优化的结果。

自从 Hopfield^[21] 首次提出解线性规划的神经网络方法以来, 许多学者对神经网络优化计算产生了极大的兴趣, 他们深入地研究了解各种最优化问题的神经网络方法, 并取得了一些重要的成果^[23~29]。然而, 其中很多方法都有一些不足之处, 因此, 对现有的优化神经网络进行研究并设计一些有效的神经网络优化方法不仅具有重要的理论

意义而且也具有极大的实用价值。

1.5 神经网络的应用前景

人工神经网络所应用的领域与其本身所具有的能力，特别是其所具有的计算能力密切相关。目前，神经网络的一些主要应用领域如下。

1.5.1 模式识别

模式识别是信号处理、故障诊断等很多领域的共同课题，它是神经网络应用最早也最广泛的领域之一。所谓模式，就是事物的某种特性类属，如图像、文字、语言、符号等感知形象信息；雷达、声呐信号、地球物探、卫星云图等时空信息；动物种类形态、产品等级、化学结构等类别差异信息，等等。模式识别就是将所研究客体的特性类属映射成“类别号”，以实现对客体特定类别的识别。它实际上是一个模式特征空间的划分问题或视为映射问题。神经网络在这方面的主要应用有指纹、文字及语音识别^[30~33]、雷达及声呐等目标识别^[34~36]等。

1.5.2 最优化问题计算

神经网络的大部分模型是非线性动态系统，若将待计算问题的目标函数与网络某种能量函数对应起来，网络动态向能量函数极小值方向移动的过程则可视为优化问题的解算过程。网络的动态过程就是优化问题的计算过程，稳定点则是优化问题的局部或全局最优动态过程解，这方面的应用包括组合优化、条件约束优化等一类求解问题。所谓组合优化是指离散的、有限的数学结构上寻找一个满足给定条件并使其目标函数达到最大或最小的解。一般来说，组合优化问题通常带有大量的局部极值点，往往是不可微的、不连续的、多维的、有约束条件的、高度非线性的 NP 完全问题。由于人工神经网络的大部分模型是非线性动态系统，若将计算问题的目标函数与网络某种能量函数对应起来，则网络动态向能量函数最小方向移动的过程就可以看成优化问题的计算过程，稳态点则是优化问题的局部或全局最优动态过程解。又因为神经网络的并行性特点，它对于解决组合优化问题非常有效。这方面最典型的应用就是求解旅行商问题^[23,37]。

1.5.3 自动控制

神经网络在自动控制方面的应用主要有以下特点：

- (1) 神经网络可以处理那些难以用模型或规则描述的过程与系统。
- (2) 由于神经网络本质上的并行结构，可以处理实时性要求比较高的自动控制系统。
- (3) 由于神经网络的非线性逼近能力和分类能力，可以给非线性控制系统的描述带来统一的数学模型。
- (4) 神经网络具有很强的信息综合能力，它能同时处理大量不同类型的输入。

目前,神经网络在自动控制方面的应用已是最活跃的应用领域之一,无论在系统辨识^[38,39]、非线性控制^[40,41]、自适应控制^[42,43]方面还是在机器人控制^[44~46]等方面都有大量的应用例子。

1.5.4 信号处理

神经网络还广泛应用于信号处理,如目标检测、杂波去噪或畸变波形的恢复、雷达回波的多目标分类、运动目标的速度估计、多目标跟踪等。神经网络也应用于多传感器信号的融合,即对多个传感器采集的信号进行处理,尽最大可能获取有关探测目标的完整信息。总而言之,神经网络在信息处理领域可应用于自适应滤波^[47~49]、信号均衡^[50,51]、信号检测^[52,53]等各个方面。

1.5.5 图像处理

图像处理主要包括灰度矫正、噪声过滤、图像二值化、图像数据压缩、图像恢复、图像形状检测等工作。图像处理面临的主要困难:一是需要处理的信息量非常大,往往涉及大量的二维数据;二是图像一般都是模糊的。神经网络作为一种并行的处理系统及其自适应学习能力,无疑对克服上述困难有很大帮助。

在图像恢复方面,1988年美国南加州大学 Zhou 等首先应用神经网络技术开发出一种图像恢复的新方法^[54],在一定程度上克服了传统方法的上述缺陷。此外,神经网络在图像的边缘检测^[55,56]、图像分割^[57]、图像压缩^[58,59]等方面也得到广泛的应用。

1.5.6 人工智能

神经网络在人工智能方法的应用也是最引人注目的方向之一。神经网络模型从知识表达、推理机制到控制方式与目前的专家系统中基于逻辑的推理模型都有本质的区别。基于符号的推理模型是当前人工智能或知识工程研究中的主流,并在各种应用领域中取得了一定程度的成功,但其中最大的困难是知识获取问题。这个问题一方面体现在人类的知识很难以一些规则来描述,甚至很难用简单的语言来描述;另一方面则是由于不良结构所产生的知识组合爆炸问题。神经网络在人工智能方面的主要应用有联想存储^[59~61]、专家系统^[62~64]、模糊评价^[65]等方面。

1.6 神经网络基本概念

1.6.1 人工神经元模型

1. MP 模型

人工神经网络的第一个数学模型是由 McCulloch 和 Pitts 建立的^[15]。该模型是基于这样一种思想:神经细胞的工作方式或者是兴奋或者是抑制。基于这种思想,McCulloch 和 Pitts 在神经元模型中引入了硬极限函数,该函数形式后来被其他神经网络(如