

# 机械手神经网络稳定自适应控制的理论与方法

---

Theory and Approaches for Stable Adaptive Control of Robotic Manipulators Using Neural Networks

孙富春 孙增圻 张 钊



高等教育出版社

HIGHER EDUCATION PRESS

## 内容提要

本书主要从神经网络自适应控制与变结构控制有机集成的角度,系统研究了采样非线性系统及机器人采样系统的神经网络稳定自适应控制理论与方法。全书十章涵盖了基于线性参数化神经网络、多层神经网络和动态神经网络的机械手稳定自适应控制理论与方法,主要包括采样非线性系统神经网络自适应控制、考虑神经网络逼近误差的神经网络自适应控制、考虑状态不完全可量测以及含柔性连杆的机械手神经网络稳定自适应控制等。绪论和结束语全面综述了人们近年来在连续、离散时间非线性系统的神经网络以及神经模糊稳定自适应控制研究方面所取得的主要进展,探讨了神经网络自适应控制研究方面存在的主要问题及解决问题的基本途径。附录是定理证明和数学基础。

本书的读者对象是从事信息科学、工程技术、数学以及相关学科的科研人员和高等学校的教师、研究生、高年级学生等。

## 图书在版编目(CIP)数据

机械手神经网络稳定自适应控制的理论与方法/孙富春,孙增圻,张钹. —北京:高等教育出版社,2004.12  
ISBN 7-04-015989-9

I. 机... II. ①孙...②孙...③张... III. 机械手—神经网络—稳定控制:自适应控制—研究 IV. TP241

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2004)第 116593 号

策划编辑 林琳 责任编辑 李葛平 封面设计 张楠  
责任绘图 朱静 版式设计 史新薇 责任校对 金辉  
责任印制

出版发行 高等教育出版社  
社 址 北京市西城区德外大街 4 号  
邮政编码 100011  
总 机 010-58581000

购书热线 010-64054588  
免费咨询 800-810-0598  
网 址 <http://www.hep.edu.cn>  
<http://www.hep.com.cn>

经 销 新华书店北京发行所  
印 刷

开 本 787×960 1/16  
印 张 10.25  
字 数 180 000  
插 页 1

版 次 年 月第 1 版  
印 次 年 月第 次印刷  
定 价 22.10 元

本书如有缺页、倒页、脱页等质量问题,请到所购图书销售部门联系调换。

版权所有 侵权必究

物料号:15989-00

## 作者简介



孙富春 清华大学计算机科学与技术系教授,2002年度清华大学学术新人奖、2000年全国百篇优秀论文和国家“863”十五年先进个人称号获得者。主要从事智能系统理论、神经网络、模糊系统和机器人动力学及智能控制方面的研究工作。有二项成果获省部级科技进步二等奖,三项获省部级科技进步三等奖。发表论文80余篇,其中在IEEE(神经网络,模糊系统,系统、人及控制论)汇刊、Automatica等国际重要刊物发表录用论文25篇,有16篇论文收入SCI,SCI他人引用40余次,50余篇论文收入EI,一篇论文获2003年第十八届韩国Choon-Gang国际学术奖一等奖,两篇论文获二级学会年会最佳优秀论文奖。

## 导师简介



孙增圻 1966年毕业于清华大学自动控制系,1981年在瑞典获博士学位,现为清华大学计算机科学与技术系教授,中国人工智能学会副理事长,中国自动化学会常务理事,中国自动化学会智能自动化专业委员会主任,中国自动化学会机器人竞赛工作委员会主任,IEEE 控制系统学会北京分会副主席。长期从事智能控制及机器人方面的教学和研究工作,在智能控制、机器人、模糊系统和神经网络、计算机控制理论及应用等方面颇有研究,共有7项科研成果获得国家教育部科技进步奖。出版的著作有《控制系统的计算机辅助设计》、《计算机控制理论及应用》、《机器人智能控制》、《系统分析与控制》、《智能控制理论与技术》等,共发表论文200余篇。



张钹 清华大学计算机科学与技术系教授,中国科学院院士,俄罗斯自然科学院外籍院士,清华大学学位委员会副主任,信息学院学术委员会主任;《计算机学报》与《中国计算机学会杂志》副主编,北京市学位委员会副主任,全球华人智能自动化指导委员会成员。主要从事人工智能、神经网络、遗传算法、智能机器人、模式识别以及智能控制等领域的工作。共发表200多篇论文及4部专著。科研成果先后获ICL欧洲人工智能奖、国家自然科学基金三等奖、国家科技进步三等奖及三项省部级一等奖。

撰写的专著曾获国家教委颁发的高校出版社学术专著特等奖以及全国优秀科技图书奖及科技进步(科技著作)一等奖。

# 前 言

本书主要从神经网络自适应控制与变结构相结合的角度系统论述了采样非线性采样系统及机器人系统的神经网络稳定自适应控制理论与方法。有别于传统的神经网络稳定自适应控制方案采用的静态变结构控制,即变结构控制量是与系统跟随误差度量(在变结构控制理论中经常称之为开关函数)有关的开关型控制量或者饱和型控制量,本书提出了扇区神经变结构控制的设计思想,该变结构控制的控制量是神经网络基函数与系统状态误差的有机调制,它能随着系统跟随误差度量向开关流形的趋近,动态地调整控制量的大小,以有效地补偿系统的动力学不确定性,加速神经网络权值的收敛速度,改善系统的稳定性和动态性能。

基于扇区神经变结构控制的设计思想,本书系统地研究了采样非线性系统的神经网络稳定自适应控制方法,并将其设计方法应用到刚性连杆和柔性连杆机械手的神经网络自适应控制中,得到了一套机械手采样系统的神经网络稳定自适应控制理论与方法。神经网络稳定自适应控制中的另一类问题是状态观测问题和基于非线性参数化神经网络的稳定自适应控制的理论与方法。本书将鲁棒控制和多层神经网络控制结合起来解决了这一问题,得到了一种机械手控制器-观测器设计的神经网络自适应设计方法。最后,本书研究了基于动态神经网络的机械手自适应控制方法,提出了神经网络动态逆的设计概念,该方法能够保证神经网络控制在初始段的动态性能,并能有效克服常规神经网络控制对系统状态需位于某一紧集的要求。

全书共十章,涵盖了作者近年来在机械手神经网络稳定自适应控制研究方面取得的系统性理论成果。第一章“绪论”简要回顾了神经网络自适应控制及其应用的发展历程,重点讨论了近年来人们在神经网络以及神经模糊稳定自适应控制研究方面所取得的主要进展和面临的问题。第二章从控制应用的角度简要介绍了一些主要的神经网络,并对机械手神经网络控制的主要结构进行了评述。第三章从神经网络与扇区变结构集成的观点出发,系统研究了采样数据非线性

系统的神经网络稳定自适应控制,给出了扇区参数的设置方法。本章还研究了基于静态变结构的单输入/单输出连续非线性系统神经网络稳定自适应方法,并与离散变结构自适应控制方法进行了性能比较。第四章导出了机械手采样数据系统数学模型,并在此基础上分间接自适应和直接自适应两种情形系统地研究了机械手采样系统的神经网络稳定自适应控制方法。为了便于比较,第五章将基于静态变结构的连续时间非线性系统神经网络自适应方法推广到机械手的运动控制,提出了基于静态变结构的机械手神经网络间接和直接自适应控制方法。第六章对第四章、第五章提出的四种机械手神经网络稳定自适应方法通过仿真系统地进行了性能比较。第七章提出了在神经网络逼近误差界未知的情形下,基于神经变结构的机械手神经网络稳定自适应控制的理论结果。第八章研究了柔性连杆机械手的两时标离散时间模型,并在此基础上提出了一种柔性连杆机械手的多速率神经网络混合控制器设计方法,最后举例验证了所提出算法的有效性。第九章研究了在机械手关节角速度不可观测的情形下,机械手控制器-观测器设计的神经网络方法,并通过仿真对设计方法的有效性进行了验证。第十章研究了基于动态神经网络的机械手动态逆自适应控制方法,并通过性能比较揭示了设计系统的性能。结束语对全文进行了总结,并讨论了下一步的研究工作。

本书的研究内容得到了全国优秀博士论文专项基金(200041)、国家重点基础研究专项基金(G2002cb312205)、国家自然科学基金(60084002,60174018)、国家863研究与发展计划、清华大学基础研究基金(JC2003028)等课题的资助。本书的部分内容曾在清华大学研究生课程“计算智能及机器人学”中讲授过。

限于水平,书中不当乃至错误之处难免,热诚欢迎广大读者批评指正。

孙富春,孙增圻,张钹  
2004年5月于清华大学

# 目 录

第 1 章 绪论 .....	1
1.1 研究背景和意义 .....	1
1.2 神经网络的发展历程 .....	3
1.3 基于神经网络的稳定自适应控制 .....	7
1.3.1 连续时间系统的神经网络稳定自适应控制 .....	7
1.3.2 离散系统的神经网络稳定自适应控制 .....	9
1.3.3 神经模糊稳定自适应控制 .....	10
1.4 神经网络自适应控制展望 .....	12
1.5 本书的研究内容 .....	13
本章小结 .....	14
第 2 章 机械手神经网络控制 .....	15
2.1 引言 .....	15
2.2 人工神经网络 .....	16
2.2.1 多层神经网络 .....	16
2.2.2 线性参数化神经网络 .....	18
2.2.3 递归神经网络 .....	21
2.3 机械手的神经网络控制结构 .....	24
2.3.1 动力学逆控制 .....	25
2.3.2 内模控制 .....	26
2.3.3 再励学习控制 .....	26
2.3.4 神经网络自适应控制 .....	27
本章小结 .....	27
第 3 章 非线性系统的神经网络稳定自适应控制 .....	28
3.1 引言 .....	28
3.2 系统描述 .....	28

3.2.1	多输入/多输出连续时间非线性系统的离散化	28
3.2.2	采样数据非线性系统的设计框架	30
3.2.3	连续时间非线性系统的设计框架	31
3.2.4	设计参数的选择	32
3.2.5	基本假设	32
3.3	采样非线性系统的神经网络稳定自适应控制	33
3.3.1	控制律的设计	33
3.3.2	扇区参数的设置	38
3.4	连续时间非线性系统的神经网络稳定自适应控制	39
3.5	应用	42
	本章小结	46
<b>第 4 章</b>	<b>机械手采样系统的神经网络稳定自适应控制</b>	<b>48</b>
4.1	引言	48
4.2	机械手的离散时间数学模型	48
4.3	问题的描述	49
4.4	基于扇区神经变结构的机械手神经网络间接自适应控制	51
4.5	基于扇区神经变结构的机械手神经网络直接自适应控制	54
	本章小结	55
<b>第 5 章</b>	<b>机械手连续系统的神经网络稳定自适应控制</b>	<b>56</b>
5.1	引言	56
5.2	基于静态变结构的机械手神经网络间接自适应控制	56
5.3	基于静态变结构的机械手神经网络直接自适应控制	59
	本章小结	61
<b>第 6 章</b>	<b>机械手神经网络稳定自适应控制方法的性能比较</b>	<b>62</b>
6.1	引言	62
6.2	机械手神经网络稳定自适应控制方法的仿真研究	63
6.2.1	基于扇区神经变结构的机械手神经网络间接自适应控制——算法 1	63
6.2.2	基于静态变结构的机械手神经网络间接自适应控制——算法 2	64
6.2.3	基于扇区神经变结构的机械手神经网络直接自适应控制——算法 3	66
6.2.4	基于静态变结构的机械手神经网络直接自适应控制——算法 4	66
6.3	控制方法的性能比较	69

本章小结.....	70
第7章 机械手的神经网络稳定轨迹跟随控制	
——神经网络逼近误差界未知情形 .....	71
7.1 引言 .....	71
7.2 基于扇区神经变结构的机械手神经网络间接自适应控制 .....	71
7.3 基于扇区神经变结构的机械手神经网络直接自适应控制 .....	73
7.4 应用 .....	74
本章小结.....	76
第8章 柔性连杆机械手的神经网络自适应控制 .....	77
8.1 引言 .....	77
8.2 柔性连杆机械手的奇异摄动离散时间模型 .....	77
8.3 基于神经网络的多速率混合控制 .....	80
8.3.1 慢子系统的神经网络控制 .....	80
8.3.2 快子系统的稳定 .....	83
8.4 应用 .....	83
本章小结.....	85
第9章 基于观测器的机械手神经网络自适应控制 .....	86
9.1 引言 .....	86
9.2 预备知识.....	87
9.2.1 机械手动力学及其性质.....	87
9.2.2 多层神经网络 .....	88
9.3 主要结果.....	89
9.3.1 机械手控制器—观测器设计的神经网络方法 .....	89
9.3.2 机械手控制器—观测器设计的参数化自适应方法 .....	93
9.4 应用 .....	95
9.4.1 线性参数化自适应算法作为在线的逼近器 .....	96
9.4.2 神经网络在线逼近器 .....	99
本章小结 .....	102
第10章 机械手的神经网络动态逆稳定自适应控制 .....	104
10.1 引言 .....	104
10.2 神经网络动态逆稳定自适应控制 .....	105
10.2.1 机械手跟随误差的动力学 .....	105
10.2.2 动态神经网络系统的跟随误差动力学 .....	106
10.2.3 神经网络动态逆 .....	106
10.2.4 基于动态逆的神经网络自适应控制器设计 .....	107

---

10.3 应用 .....	110
本章小结 .....	112
结束语.....	113
附录 .....	116
附录 A 定理证明 .....	116
附录 B 数学基础.....	136
附录 C 机械手模型 .....	139
参考文献 .....	140

# 第 1 章

## 绪 论

### 1.1 研究背景和意义

在机械手的控制中,比例-积分-微分控制(PID)<sup>[77]</sup>、计算力矩控制(CTM)<sup>[123,98]</sup>、鲁棒控制(RCM)<sup>[28]</sup>、自适应控制(ACM)<sup>[154,155,26]</sup>是几种比较典型的控制方法。然而,这几种设计方法都存在一些不足:PID控制实现虽然简单,但设计系统的动态性能不好;而CTM、RCM和ACM三种设计方法尽管能给出很好的动态性能,但都需要机械手数学模型方面的知识。CTM方法要求机械手的数学模型精确已知,RCM要求已知系统不确定性的界,而ACM则要求知道机械手的动力学结构形式。由于机械手在操作过程中常常伴随着不完全信息和部分已知或不精确定义的参数,这些先验知识很难满足大多数机器人控制器设计的要求。这些基于模型的机械手控制方法对缺少的传感器信息、未规划的事件和机械手作业环境中的不熟悉位置非常敏感。所以,传统的基于模型的机械手控制方法不能保证设计系统在复杂环境下的稳定性、鲁棒性和整个系统的动态性能。此外,这些控制方法不能积累经验和学习人的操作技能。为此,近二十年来,以神经网络、模糊逻辑和进化计算为代表的人工智能理论与方法开始应用于机械手的控制。尤其是神经网络,几乎所有的神经网络模型和学习算法都能在机械手应用中找到范例。

神经网络在机械手控制中的应用主要是利用神经网络的学习能力和并行分布式的结构。神经网络自适应控制器能够通过在线或离线学习不断地改进系统的性能,最终达到满意的控制结果,而整个控制过程可以不需要系统的数学模型知识。同时,神经网络的并行结构可以帮助解决很高的计算要求。

Albus<sup>[1]</sup>最早将小脑模型关节控制器(CMAC)用于机械手的控制。Miller 等人<sup>[103]</sup>推广了 Albus 的工作,引入了神经网络学习算法。Iiguni 等人<sup>[57]</sup>则在机械手最优控制方法中引入了 BP 神经网络,用于补偿系统的不确定性。然而,早期的机械手神经网络控制方法缺乏理论分析和系统稳定性的保证。为此,Sanner 等人<sup>[145, 64]</sup>提出了稳定的机械手神经网络控制方法。这方面典型的应用是将直接和间接的神经网络自适应控制方法与变结构方法相结合,以达到改进系统性能的目的。然而,这方面的研究还存在不足,主要包括:(1)研究工作大多针对连续时间系统,没有考虑计算机控制系统的采样周期;(2)控制系统的性能与误差空间的划分有关,如何划分误差空间这一问题理论上没有解决;(3)控制方法要求机械手状态完全可量测;(4)要求系统的状态严格位于某一紧集,且控制系统在初始控制段的性能一般难以保证等。这些都是本书需要研究并加以解决的问题。

针对机械手稳定自适应控制中的上述问题,本书提出了将神经网络控制方法与扇区变结构控制有机结合起来,研究采样非线性系统的神经网络稳定自适应控制方法,并将其推广到刚性连杆和柔性连杆机械手的神经网络稳定自适应控制中,得到了一套机械手采样系统的神经网络稳定自适应控制理论与方法。在所提出的控制结构中,扇区神经变结构控制的控制量是神经网络基函数与系统状态误差的有机调制,它能随着系统跟随误差度量向开关流形的趋近,动态地逐渐减小直至终态零。这套理论方法分神经网络逼近误差界已知和未知、刚性和柔性连杆机械手、直接和间接自适应控制共 6 种情形。为便于与基于静态变结构的机械手神经自适应控制方法比较,本书还将基于静态变结构的非线性系统神经网络稳定自适应方法推广到了机械手的运动控制。这项研究的学术意义在于它改变了以往这一领域研究中变结构控制与神经网络控制机械结合的模式,即在状态空间的某一区域以外采用变结构控制,区域以内则采用神经网络控制,而神经变结构控制贯穿于系统控制过程的始终,并能随着系统跟随误差度量向开关流形的趋近动态地调整控制量的大小,达到提高系统稳定性和改善系统动态性能的和谐统一。这一研究工作解决了本节第三段的问题(1)和(2),即在神经网络稳定自适应控制中考虑计算机采样周期和误差状态空间的划分问题。

神经网络稳定自适应控制中的另一类问题是状态观测问题和基于非线性参数化神经网络的稳定自适应控制。这类问题的研究具有如下难点:(1)如何设计观测器的结构以避免观测器动态过程、神经网络学习与被控对象动力学的耦合;(2)由于非线性参数化神经网络的未知参数经过非线性的变换函数传播,使得可调参数与神经网络输出成非仿射关系,现有线性参数化自适应控制的理论与方法一般难于借鉴。本书采用线性观测器和多层神经网络研究机器人的神经网络自适应控制,有效地克服了观测器动力学与机器人以及神经网络动力学之间的耦合,整个控制器设计仅需要一个多层神经网络,且该神经网络参数无需事

先确定,控制结构简单,适合于动力学非线性未知情形下的机械手神经自适应控制,很好地解决了本节第三段的问题(3),即机器人状态不完全可量测情形下的神经网络稳定自适应控制问题。

最后,本书研究了基于动态神经网络的机械手自适应控制方法,提出了神经网络动态逆的设计思想,该方法通过构造神经网络动态逆系统来设计参考轨迹,保证了设计系统在神经网络控制初始段的动态性能,同时克服了常规神经网络控制要求系统状态应位于某一紧集的假设,解决了本节第三段的问题(4),即神经网络自适应控制系统在初始控制段的品质和系统状态需位于某一紧集的要求。

## 1.2 神经网络的发展历程

第一个神经网络控制器是 Widrow 和 Smith 于 1963 年提出的动平衡器 (broom balancer)<sup>[174]</sup>,它由自适应线性单元 Adline 构成,用于学习并产生一条开关曲线,控制器的输出是离散的,可产生二元的控制作用。20 世纪 70 年代,Albus<sup>[1]</sup>提出一种模仿小脑如何控制肌体运动机理的控制模型,称为小脑模型关节控制器,简称 CMAC,并将其用于机械手的运动控制。

20 世纪 80 年代,神经网络的理论研究出现一个高潮。在这一个时期内,人们除了将 20 世纪 70 年代所提出的 CMAC 应用于高度非线性化工过程<sup>[163]</sup>及机械手的建模和控制<sup>[103,105]</sup>外,还研究了许多不同的人工神经网络和智能控制结构,如多层感知器<sup>[141]</sup>、径向基函数网络<sup>[129]</sup>、B 样条网络<sup>[110]</sup>、FLN 网络<sup>[122]</sup>等。与此同时,研究了再励学习和自适应评判方案<sup>[3,6]</sup>,集成和扩展了神经网络的学习算法。递归神经网络也已用于优化控制方案<sup>[50]</sup>以及对象的建模与估计<sup>[175]</sup>中。这一时期有两项重要的工作,一个是美国物理学家 Hopfield 于 1982 年提出的 Hopfield 人工神经网络,另一个是 Rumelhart 和 McClelland 于 1986 年提出的多层神经网络的反传 (Back propagation) 学习算法,简称 BP 算法。这两项重要的工作掀起了 20 世纪 80 年代末以来人工神经网络的研究热潮,同时也推动了人工神经网络在控制中的空前应用。此后一个时期,神经网络控制的许多理论和应用都与这两项重要工作紧密相关,主要工作如下:

(1) Cybenko 等人从理论上证明了对于任何闭区间内的连续函数都可以用含一个隐层的多层前向神经网络来逼近<sup>[27]</sup>。

(2) 基于多层前向神经网络的反传学习,人们提出了多种神经建模和控制结构。神经网络的建模主要分为间接学习、一般学习和特殊学习三种结构形式<sup>[131]</sup>。而神经网络控制的主要结构分为模型参考结构、内模控制结构、预测控制结构、最优控制结构、前馈网络控制结构、自校正控制结构<sup>[56,16]</sup>等。

(3) 改进多层前向神经网络的学习算法,加快训练的速度。主要改进方法

包括引入动量项、变尺度法、变步长法、共轭梯度法、随机逼近算法、扩展的卡尔曼滤波学习法、模糊逻辑、进化算法和变结构等。

20世纪90年代是神经网络控制理论和应用蓬勃发展的时期,理论方面的工作有:

(1) 犹如20世纪60年代的自适应控制,20世纪80年代后期和90年代初人们提出的神经网络控制方法大多是通过静态和动态反传的梯度法实现的。梯度法的不足是不能保证整个闭环系统的稳定性、鲁棒性和动态性能,尤其是在控制器参数在线自适应的情形下。为克服这些问题,Sanner和Slotine<sup>[145]</sup>以及Polycarpou等人<sup>[125]</sup>提出了稳定的神经网络自适应控制。这方面最早的研究大多基于线性参数化神经网络,如径向基函数神经网络、CMAC、B样条网络、小波神经网络和某类模糊逻辑网络等。而近年来,基于多层前向神经网络、递归神经网络的稳定自适应控制均取得了丰硕的研究成果。有关这一部分的综述详见1.3节。

(2) 神经网络与模糊系统的等价理论。Kosko和王立新等人<sup>[80,168,48,186,187]</sup>理论上证明了模糊逻辑系统是万能的函数逼近器。同神经网络一样,模糊逻辑系统能够逼近任何紧集上的任意非线性函数。此外,通过适当的简化,模糊逻辑系统的功能行为与径向基函数神经网络和B样条神经网络是等价的<sup>[168,134,48,73]</sup>。这种功能上的等效一方面使得人们能够把一种模型的研究结果直接用于另一模型;另一方面,使得人们能够把神经网络处理数据信息的能力和模糊逻辑系统处理语言信息的能力结合起来,提高原有模型的性能<sup>[169]</sup>。目前绝大多数神经模糊(Neuro-fuzzy)自适应控制方法正是基于神经网络和模糊逻辑系统这种功能上的等效提出的<sup>[12,156,157]</sup>。

(3) 神经网络变结构控制。人们将传统的变结构控制方法与神经网络进行有效的结合,以克服传统的变结构控制对系统模型的依赖和缺少系统化确定系统控制参数方法的缺点。神经网络与变结构控制的结合主要有以下三种形式:

- ① 利用神经网络的优化特性实施变结构控制<sup>[91]</sup>;
- ② 在神经元控制中引入变结构控制,克服神经网络学习易于陷入局部极小的不足<sup>[97]</sup>;
- ③ 在神经网络控制的基础上,利用变结构控制保证系统的全局稳定性<sup>[145]</sup>。

神经变结构控制需要解决的主要问题是,如何利用系统模型已知部分的先验信息来确定神经网络的结构,并设置其初始权阵,提高神经网络的逼近性能。神经变结构控制的其它一些问题见本书1.1节,而这些问题正是本书要致力于解决的。

(4) 模糊神经网络控制。由扎德创立的模糊逻辑理论提供了认知不确定情形下的推理机制,然而它很难描述容错、并行和函数逼近等概念。神经网络具有

学习、自适应、容错、并行和泛化等优点,并能够处理计算上的复杂性、非线性和不确定性,而对推理和感知却无能为力。由两者结合形成的模糊神经网络能够集它们的优点于一身,从而实现功能上的互补。一方面神经网络能够处理不精确的数据和不适应的行为活动,提供了低层的计算特性;另一方面,模糊逻辑能够处理像近似推理和自然语言理解这样的问题,因而能够提供高层的认知特性。

模糊神经网络能够利用模糊逻辑处理先验知识,借助神经网络直接处理定量知识,从而提取规则,调整隶属函数,来适应环境变化。模糊神经控制的研究主要是新型模糊神经网络的发展。模糊神经网络主要结构有 Neurofuzzy 直接映射结构、Neurofuzzy 混合结构和 T-S 型模糊神经网络。

### 1. Neurofuzzy 直接映射结构

#### (1) 神经网络用于表示一个模糊系统

这里神经网络的权值表示模糊系统隶属函数的参数,节点表示模糊系统的规则。如果隶属函数是高斯型函数,中心位置和宽度通常用于表示形状参数。神经网络的作用是修正这些参数,以使神经模糊系统的输出与监督数据之间的偏差最小。梯度法或遗传算法可用于这种神经模糊系统的优化。

#### (2) 用模糊逻辑增强的神经网络

这方面的研究较少,主要集中于在神经网络中增加一些模糊逻辑成分以提高神经网络系统的学习速度。传统的网络学习算法学习周期长,且容易陷入局部极小点。包含启发式知识的模糊逻辑系统能够动态地调整神经网络的学习过程,提高学习速度,并有效地防止神经网络陷入局部极小。

### 2. Neurofuzzy 混合结构

此结构将模糊逻辑和神经网络集成到一个混合系统中。

Neurofuzzy 直接映射结构是一种支援性的组合,即一种技术支援另一种技术,而混合结构则展示了一种协作性的组合,两种技术紧密合作完成共同的任务。非线性系统神经模糊稳定自适应方法的研究中,主要应用的是 Neurofuzzy 直接映射结构中用神经网络表示一个模糊系统的情形。神经模糊系统与神经网络的不同之处在于神经模糊系统是模糊系统的一种神经网络实现,它自身就是一个模糊逻辑系统。此外,神经模糊系统必须解决利用语言信息和数据生成规则的问题。

### 3. T-S 型模糊神经网络

T-S 型模糊神经网络所对应的 T-S 模糊模型,其模糊蕴涵条件句的后件是采用线性方程式描述的,因此,便于采用传统的控制策略设计相关的控制器,也便于采用传统控制理论中的分析方法来分析模糊控制系统的稳定性。特别是理论上可以证明对于以 T-S 模糊模型表示的非线性系统,模糊控制器和模糊观测器的设计可以独立进行,即分离原理成立<sup>[96]</sup>。

21 世纪初人们除继续研究非线性系统的神经模糊建模与控制外<sup>[165,166,167,201,204,29]</sup> 还针对一些复杂且较为特殊的非线性系统开展了神经网络控制理论与应用方面新的研究,这些特殊系统包括分段连续系统<sup>[150]</sup>、时延非线性系统<sup>[54,191]</sup>、多时标非线性系统<sup>[192]</sup>、分布参数系统<sup>[133]</sup>、网络系统<sup>[15]</sup>、交通系统<sup>[171]</sup>、复杂制造业过程<sup>[183,21]</sup>等。同时,在神经网络、模糊系统与遗传算法相结合的计算智能方面继续进行研究<sup>[24]</sup>,积极探索采用二阶神经模糊网络<sup>[86,101]</sup>和量子神经网络<sup>[36]</sup>研究非线性系统建模与控制的相关理论问题。只不过,由于目前这两种神经网络还不成熟,很多方面都有待进一步研究。有关神经网络控制及其应用的一些历史性发展见图 1.1。

Widrow • 自适应线性单元 Rosenblatt • 感知器	1960	
Widrow & Smith • 倒立摆 Donald & Michie • BOXES	1970	Zadeh • 模糊逻辑
1980	Albus • CMAC Werbos • Back Propagation Grossberg • 自适应共振理论	Mamdani • 模糊控制 Holland • 遗传算法
Barto et al. • 自适应评判 Sutton • 时间差分  Nguyen & Widrow • 卡车倒车	Ersu • CMAC Rumelhart et al. • BP 算法 Miller • CMAC Broomhead & Lowe • 径向基函数	Tagaki-Sugeno • TS 模糊模型  1990
Berenji • 广义近似推理智能控制(GARIC)	Werbos • 反传经过时间 Sanner, Polycarpou • 稳定自适应 Lewis • 多层前向网络自适应 Rovithakis • 高阶网络连续自适应	Wang • 模糊基函数 Kosko • 模糊联想记忆 Brown & Harris • 神经模糊算法  Mendel • 二阶模糊
2000	Ge • 高阶网络离散自适应 Ezhov • 量子神经网络	Ramot & Friedman • 复模糊  2003

图 1.1 神经网络控制的发展历程

## 1.3 基于神经网络的稳定自适应控制

### 1.3.1 连续时间系统的神经网络稳定自适应控制

稳定自适应控制是近年来基于神经网络的非线性系统自适应控制方法研究的主流<sup>[140, 88, 89, 17, 18, 19]</sup>。由于角度不同,对其分类方法也有很多。按照所使用神经网络的类型,可以将其分为:基于线性参数化神经网络的稳定自适应控制<sup>[145, 146, 147, 148, 125, 126, 127, 128, 197, 201]</sup>以及基于多层神经网络<sup>[88, 89, 17, 18, 19, 202]</sup>和动态神经网络<sup>[33, 203]</sup>的稳定自适应控制。线性参数化神经网络包括一大类局部泛化网络,如径向基函数类网络(RBF)、小脑模型关节控制器(CMAC)、B样条网络、小波网络和某类模糊逻辑控制器等。在某些情况下,多层神经网络在权值接近理想值时也可以近似为线性参数化神经网络<sup>[126]</sup>。此外,如果把多层神经网络中除输出层权值以外的所有权值和变换函数都看作是固定的,并且输出层神经元的变换函数为线性,这时多层神经网络的输出与输出层的权值成线性关系,从而也成为线性参数化神经网络,如文献 88 就属于这一情况。

基于线性参数化神经网络的稳定自适应控制首先由 Polycarpou 和 Sanner 等人<sup>[125, 145]</sup>针对连续非线性系统提出。他们的工作促进了人们在这一领域的深入研究<sup>[126, 127, 146, 147, 148, 164, 140]</sup>。通过采用线性参数化神经网络,可调参数与神经网络基函数的线性关系成立。所以传统自适应控制的严格结论可以直接用于神经网络的权值调整,从而得到稳定的闭环控制系统。通常,用李雅普诺夫稳定理论或无源性理论来设计全局稳定的闭环控制系统。这里,典型的应用是将直接的和间接的神经网络自适应方法和变结构方法结合以得到改进的系统性能。变结构用于克服系统的建模误差,保证系统的全局稳定性。

将多层神经网络应用于非线性系统稳定自适应控制时,由于非线性参数化神经网络的未知参数经过非线性的变换函数传播,使得可调参数与神经网络输出成非仿射关系。尽管如此,相对于线性参数化神经网络,多层神经网络在用于非线性系统的稳定自适应控制中具有许多独特的优点。首先,多层神经网络比线性参数化神经网络具有较好的逼近精度<sup>[126]</sup>;其次,采用多层神经网络的自适应控制器可调参数较少,这对控制的实时实现是非常重要的。这一领域代表性的研究成果有 Lewis, Chen, Rovithakis, Karakasoglu 等人的工作<sup>[88, 89, 17, 18, 19, 20, 137, 68]</sup>。

Chen 等人成功地把多层神经网络用于非线性系统的自校正控制问题中<sup>[17, 18, 19]</sup>,作者提出了一种带有死区的权值调整算法,并给出了系统局部收敛性的证明。然而提出的控制器性能仍然依赖死区的选择和输入信号的激励性,并且需要初始的神经网络离线学习过程。此外,神经网络结构参数如变换函数、隐