

上海交通大学学术出版基金资助

从复杂到有序

——神经网络智能控制理论新进展

李翔 著

上海交通大学出版社

目 录

第一章 智能控制的理论研究与应用进展	1
1.1 智能控制的产生和发展	1
1.2 神经网络智能控制系统综述	6
1.3 神经网络智能控制应用概貌	14
第二章 准备知识	16
2.1 神经网络基础	16
2.2 广义预测控制基础	21
第三章 基于多层前馈神经网络的非线性广义预测控制	24
3.1 问题的缘起	24
3.2 基于复合神经网络的非线性广义预测自校正控制器	24
3.3 基于多层前馈神经网络的前馈补偿非线性广义预测控制器	28
3.4 基于神经网络的二次逼近非线性预测控制器	31
3.5 基于神经网络的非线性系统间接预测控制	33
第四章 基于 Elman 网络的非线性稳定自适应预测控制	36
4.1 基于 Elman 网络的非线性稳定自适应控制	36
4.2 基于扩展 Elman 网络的非线性自适应预测控制器	41
4.3 基于神经网络的非线性预测控制软件	45
第五章 非线性系统的简单递归神经网络自适应预测控制	48
5.1 问题的缘起	48
5.2 基于简单递归神经网络的非线性广义最小方差控制	48
5.3 基于简单递归神经网络的非线性预测控制	56
第六章 混沌系统的神经网络建模与预测控制	67
6.1 问题的缘起	67
6.2 混沌系统的神经网络建模辨识结构研究	69
6.3 基于 Wiener 模型的广义预测控制	75
第七章 Elman 网络的混沌化设计	79
7.1 问题的缘起	79

7.2	非线性 Elman 网络的混沌化设计	80
7.3	线性 Elman 网络的混沌化设计	86
7.4	仿真示例	91
第八章	T-S 型模糊神经网络的非线性系统建模与广义预测控制研究	97
8.1	问题的缘起	97
8.2	T-S 型模糊神经网络的广义预测控制	97
8.3	递归 T-S 模糊模型及其神经网络实现	101
8.4	T-S 型模糊神经网络的混沌 BP 学习算法	108
第九章	应用实例	112
9.1	涤纶片基拉膜生产线神经网络自校正预测控制系统	112
9.2	基于递阶对角神经网络的中国失业问题研究	119
9.3	汇率理论的神经网络实证研究	126
第十章	从联接主义到复杂网络	131
10.1	复杂网络基础	131
10.2	生物神经系统的复杂网络性质	141
10.3	复杂网络的混沌迁移	142
10.4	篇末语——新的征程	149
	参考文献	151

前 言

半个多世纪沉积的精华与新思想相互碰撞,主宰着现代智能控制理论的发展。尽管正反馈与失稳已经在当前的研究大潮中获得崭新定位,负反馈原理和稳(镇)定控制器依然引导着智能控制的大旗。以 PID 控制为代表的传统反馈调节策略,只能根据当前和历史的偏差信息来被动地调整自身。自适应控制通过学习、调整来馈入环境信息的变化,以提高自身的动态适应能力,体现着人类认知的朴素思想。与鲁棒控制对待未知环境变化的“以静制动、一劳永逸”保守策略相反,预测控制基于预测模型的信息,在适度风险下获得对未知因素的主动控制策略。因此,体现着相当自治色彩的自适应、预测机制被更多地引入到智能控制系统中来,与神经网络控制的结合点是其重点之一。

实际系统对象本身和所处的复杂环境,都只能得到一定程度上的刻画。如何尽可能地消除这些被“忽略”因素的干扰,设计适宜的控制策略非常重要。最优效应是夸父追日的动力,而“精致意味着脆弱”的原理却往往被忽视。因此,保证整个闭环系统的稳定格外关键。面对背景纷繁变幻,在尚未充分了解系统本然特征之前,先采取寻求普遍通用的稳定控制,在充分把握非线性系统特征后再分门别类、“分而治之”的策略是合宜的。

混沌(混杂)通常被视为有序的对立面和控制原型,近来这种人脑固有的动力学行为被重新审视,并被暗示成为人类智慧的特征。相对于消除和控制混沌,混沌反控制(Chaos Anticontrol)、混沌化(Chaotifying)等概念是这种认识推动的结果。在迭代学习的神经网络原型被证明不具有混沌等复杂动力学行为特征时,具有“仿人”情节的联接主义者开始思考如何能够寻找更接近脑神经原型的混沌神经网络模型。作为嵌入在“稳定”的人工框架结构下的局部不稳定模型,混沌神经网络和神经网络混沌化的研究背离了传统的负反馈原理,正反馈的思维无疑是令人好奇并深受鼓舞的。而小世界(Small-world)和无标度(Scale-free)性质在诸多实际复杂网络尤其是脑神经网络系统中的普适存在,使得研究者们开始审视人脑中智能复杂性与拓扑复杂性之间的联系。

本书以神经网络为主线,穿插于智能控制系统各个环节,重点介绍神经网络智能控制在理论研究和工程应用中的一些新进展。全书着眼于神经网络理论、预测控制理论、非线性动力系统理论和新兴的复杂网络理论等诸多学科的交叉,在神经网络智能控制系统的框架体系下,结合国际国内的研究进展,将作者与其合作研究者们多年来在神经网络建模、预测、控制、混沌化以及复杂网络领域所取得的一系列最新的研究成果有机地融合在一起。

本书第 1 章全面系统地回顾了神经网络智能控制的理论研究和应用进展;第 2 章介绍本书所需要的基础知识;第 3 章至第 6 章介绍了一系列由前馈神经网络、Elman 神经网络和简单递归神经网络与自校正广义预测控制相结合的各种神经网络自适应预测控制器,并有效地应用于复杂非线性系统和混沌系统的控制问题;第 7 章重点介绍神经网络与非线性混沌动力学的交叉研究,介绍了线性和非线性 Elman 网络的混沌化方法和相应的混沌系统性质;第 8 章介绍了模糊神经网络的建模、预测和控制问题;第 9 章介绍神经网络在工业过程控制、中国失业问题和国际汇率行为的应用实例;第 10 章将 1998 年以来新兴的复杂网络理论介绍给广大

读者,着重介绍作者与合作者们最早发现并研究的复杂网络中所存在的混沌迁移现象。

本书力求视野开阔,层次分明,保持了神经网络预测控制理论的系统完整,开创性地将神经网络混沌化纳入到智能控制系统中来,并及时包容了新兴的复杂网络理论的前沿研究。全书从基本概念着手,层层推进,抽丝剥茧地将神经网络建模、预测、控制、混沌化以及复杂网络理论的研究成果与应用实例由浅至深地结合在一起,便于读者自学和进一步深入研究,以期满足国内高校自动控制、自动化、系统工程等相关专业师生和科技人员的教学科研参考需要。

作者向南开大学自动化系袁著祉教授、陈增强教授,香港城市大学混沌控制与同步学术研究中心主任陈关荣讲座教授,上海交通大学自动化系席裕庚教授、汪小帆教授、李少远教授,上海财经大学国际工商管理学院靳玉英副教授致以深深的谢意,感谢他们多年来对作者研究工作的指导、合作和支持。作者同时也感谢南开大学自适应控制研究室、香港城市大学混沌控制与同步学术研究中心,以及上海交通大学复杂网络与控制研究室中曾经一起共事的诸多研究人员。

作者感谢国家自然科学基金[No. 90412004,70431002]、教育部留学回国人员科研启动基金和上海交通大学学术出版基金的资助,感谢上海交通大学出版社韩正之总编对本书出版的大力支持,同时还要感谢学生宋莉雅在全书定稿过程中所做的相关辅助工作。全书定稿时正值作者在德国担任洪堡学者期间,在此对德国亚历山大·冯·洪堡基金会的支持一并表示感谢。

作者十分感谢他的家人长期以来对其连续和忙碌的科研工作的充分理解和全力支持!

本书跨度了迅猛发展的智能控制和复杂性科学等庞大学科体系中的诸多分支,由于作者有限的学识和水平,错误在所难免,诚请广大读者批评指正。

上海交通大学·复杂网络与控制研究室

李翔

2005年夏初定稿于德国不莱梅

第1章

智能控制的理论研究与应用进展

从嫦娥奔月的凄美到人类登月的壮观,从宇宙半径的浩瀚到纳米粒子的微妙,人类在地球这颗行星上不断梦想和创造着新的奇迹。人们不仅以智慧征服、改造着这个星球,同时也在孜孜不倦地探索着自己内在的奥秘。人类寻究其自身智慧的科学,并不断将之移植到机器或机械的运转中,期望自身从繁琐、单调、危险环境中获得解放;生活在(人工)智能机械营造的生活空间里,却手不释卷地为三国孔明的木牛流马而击节不已。

1.1 智能控制的产生和发展

1.1.1 人工智能与智能控制

什么是智能?什么是人工智能?一般来说,智能是指人类特有的智慧和才能的综合。智慧是指辨析判断、发明创造的能力;才能是指知识和能力。知识是指人们在改造世界的实践中所获得的认知和经验的总和;能力可以理解为能胜任某项任务的主观条件。概括地看,人类的智能是人类认识世界改造世界(包括自己)的才智(才能和智慧)和本领。

人工智能是一门新兴学科,是人类几千年来试图用机器代替人工劳动,以提高人类征服和改造自然的能力的探索过程中的必然产物。按照人工智能创始人 P. H. Winston 的定义,人工智能就是研究如何使计算机去做那些只有人能做的具有智能的工作,其中心目标是研究使计算机更实用并构成智能机器的原理。因此,人工智能也称机器智能(machine intelligent),是一种让机器更“聪明”,具有类似人的智能,同时又与人的智能互为补充,组成知识信息处理的智能系统。

从计算机科学体系来看,人工智能是计算机科学的前沿分支;从人工智能的学科体系来看,计算机是一种研究、模拟、开发智能的有效工具,是实现人工智能技术的载体。人工智能要求计算机能够对知识进行处理,而知识要为机器所接受,因此,必须解决知识的表示问题。此外,还必须考虑知识的获取问题以及机器学习问题,这样才能不断更新知识,积累经验,改进性能,增强“决策”的“活力”。这是一个动态过程。

在《控制论——或关于在动物和机器中控制和通讯的科学》一书中,维纳认为,控制论的任务是研究能模拟大脑某些功能的机械装置的可能性和可靠性问题。因此,控制论自产生之日起就被赋予了“智能”抑或是模拟人类智慧的色彩。那么,在智能控制已经成为繁荣发展十余年后的一个庞大理论体系的今天,究竟什么是智能控制呢?

1.1.2 智能控制的提出和发展历程

人类从开始探索、认知这个世界起,就在根据已有的认知来改变着自身的空间。集众多前人研究的结晶,1948年维纳提出的控制论,作为一个新的自然科学学科和哲学体系表达了人

类认识自身智慧的期颐,因此而与机器(机械)互相交流(通讯)以求获得满意的控制品质。溯本求源,智能控制作为一种独立于经典(或传统、常规)控制的理论体系,其哲学根源在控制论的提出乃至控制的基本概念——反馈、调节——的产生之日就开始逐步形成,作者在这里不妨简单地回顾一下人们数百年来对其探索历程:

1748年 法国军医拉·梅特里发表了《人是机器》——做出了鉴别生物(包括心理)与非生物的大胆尝试。

1769年 英国工程师詹姆斯·瓦特获得蒸汽机离心调节器的专利——这是一个凭经验运用的周期性可逆(反馈)过程的装置。遗憾的是瓦特没有发现该原理的普遍意义。

1867年 克劳德综合了他的关于生理调节的研究成果。

1868年 麦克斯韦发表了关于技术调节器的文章,指出了控制系统的品质可用微分方程来描述,系统的稳定性可用特征方程根的位置和形式来研究。

1892年 俄国学者李雅普诺夫在其博士论文“论运动稳定性的一般问题”中,提出用适当的能量函数——李雅普诺夫(Lyapunov)函数的正定性及其导数的负定性来鉴别系统的稳定性原则,总结和发展了系统的经典时域分析方法。

1932年 美国贝尔实验室工程师奈奎斯特(H. Nyquist)发表著名的反馈放大器稳定性的研究成果,给出了系统稳定性的奈奎斯特判据。

1943年 心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 首先提出了形式神经元模型(M-P 模型)。

1948年 维纳的《控制论》出版,这是自动控制理论中的里程碑,标志着控制论的正式诞生。书中多次谈到该书作者在生物神经系统、信息系统等方面的观点。

20世纪40年代~60年代 “古典控制理论”时期,主要采用传递函数、频率特性、根轨迹等频域分析方法来解决单输入单输出的控制问题。包括伯德提出的伯德图法,伊文思的根轨迹法。

20世纪60年代~70年代 “现代控制理论”时期,主要采用状态空间法解决多输入多输出的线性、非线性,定常、时变系统。其代表性成果包括庞特里亚金的极大值原理、贝尔曼的动态规划、卡尔曼和布西提出的卡尔曼滤波器。

1965年 美国学者 Zadeh 教授创立模糊集合论,为解决复杂系统的控制问题提供了强有力的数学工具。同年,美国科学家 Feigenbaum 着手研制世界上第一个专家系统。美籍华裔科学家傅京孙教授首先提出把人工智能的直觉推理方法用于学习控制系统。

1966年 Mendel 在空间飞行器的学习控制系统中应用人工智能技术,并提出“人工智能控制”的概念。

1967年 Leondes 和 Mendel 首先正式使用“智能控制”一词,标志着智能控制的思想萌芽。此后,傅京孙、Gloriso 和 Saridis 从控制论角度进一步总结了人工智能技术与自适应、自组织、自学习控制的关系,正式提出了智能控制就是人工智能技术与控制理论的交叉,并创立了人-机交互式分级递阶智能控制的系统结构。

1975年 美国 J. H. Holland 博士首先提出了遗传算法。

1982年 美国物理学家 Hopfield 将能量函数的概念引入到神经网络的动态特性研究中来,提出了 Hopfield 网络,证明了其稳定性。1986年 Rumelhart 等人提出误差反向传递神经网络,简称 BP 网络。由此成功推动了延续至今的神经网络第二次研究热潮。

20世纪80年代以来,控制理论在广度上向“大系统理论”开拓,深度上向“智能控制”方向

挖掘。

20世纪90年代 智能控制研究势头异常迅猛,“智能控制理论”时期形成。

1992年 美国国家科学基金会和美国电力研究院联合发出《智能控制》研究项目倡议书。

1993年5月 美国电气和电子工程师协会(IEEE, The Institute of Electrical and Electronic Engineers) 控制系统学会智能控制专业委员会成立专家小组,专门探讨智能控制领域“智能控制”的含义。

1994年6月 IEEE全球计算智能大会在美国奥兰多召开,首次将模糊系统、神经网络、进化计算三个方面综合纳入大会内容,标志着这三方面已经成为研究智能控制的重要基础。

1993、1997、2000、2002、2004、2006年,我国分别在北京、西安、合肥、上海、杭州和大连召开六届“全球智能控制与自动化大会”(WCICA),极大地推动了全球华人的智能控制研究。

1.1.3 智能控制的基本概念

傅京孙等学者认为智能控制(IC)是人工智能(AI)与自动控制(AC)的交集,强调人工智能中“仿人”与自动控制的结合。此后,Saridis 则从机器智能的角度扩展了傅的二元交集论,引入运筹学(OR)而构成了三元交集的智能控制概念,并为其创导的递阶智能控制结构和理论提供依据。

早在控制论提出之初,维纳认为,“控制论学家应该继续走向新的领域,应该把他的大部分注意力转到近十年来的发展中新兴的思想上去”。事实上,秉承这种博采众长的精神,智能控制不仅综合继承了自动控制理论、人工智能、运筹学、计算机科学、系统科学等学科理论,还不断从生物进化论、脑科学、认知心理学、协同学等人类认知科学领域的最新发展中汲取营养,此外,突变论、混沌理论、耗散结构理论、人工生命、复杂网络等新兴的蓬勃发展的复杂非线性科学也为智能控制理论引入了新的思考角度。

通常来说,智能控制系统应具有拟人的学习、推理功能;能适应不断变化的环境;能处理多种信息以减少不确定性;能以安全和可靠的方式进行规划,产生和执行控制的动作,获取系统总体上最优或次优的性能指标。可以说,智能控制就是具有智能信息处理、智能反馈和智能控制决策的控制方式。具体而言,从系统的行为特性出发,J. S. Albus 认为,智能控制把知识和反馈结合起来,形成感知-交互式、以目标为导向的控制系统。就认知过程而言,智能控制则是一种计算上的有效过程,在非完整的指标下通过最基本的操作——归纳、集注、组合搜索——把表达不完善、不确定的复杂系统引向规定的目标。而从人造智能机器的角度还可以定义智能控制为,认知科学的研究成果和多种数字编程的控制技术的结合,它把施加于系统的各种算法和数学与语言方法融为一体。

形形色色的智能控制的定义说明,在与众多学科交叉、综合、继承与发展的过程中,智能控制的定义也在不断发展,如同一颗钻石在不同角度所反射出不同的光芒;传统控制的精华在这里得以继承和加强,而新兴的思想和方法又赋予其鲜明的个性。尽管尚无公认的统一论,但智能控制的基本内涵是异曲同工的:在控制论三要素——信息、反馈、控制——下,智能控制的出发点是基于仿人的智能实现对复杂不确定性系统进行有效的控制。

1.1.4 智能控制系统的主要分支

从控制论的发展历程可以发现,人们不断地获得对这个世界的新的认识和刻画,并迅速地

利用已经掌握的知识来控制和改造这个世界,从而推动人类文明在短短近百年来的迅猛发展。与古典控制论和现代控制论相比,智能控制理论的提出与发展是人们对这个世界的一个全新认知。因为前两者大多是基于精确数学模型出发,依赖于模型的精确刻画来获得对系统的最优控制。然而,哥德尔不完备定理对人类这种精确模型论的认知能力提出了质疑。同时,习惯手捧常规模型控制方法的控制工程师们,在面对日益复杂多变的不确定系统时却常常显得捉襟见肘,而更加丰富的控制目标也让工程师们开始踟躇不前。这一切都使得智能控制从产生之日起就面临着更加艰巨的任务,从而也具有比经典的经典控制理论更加丰富的内容:

被控对象高度复杂:表现在模型的不确定性、高度非线性、分布式的传感器和执行器、动态突变、多时间标度、复杂的信息模式、庞大(或匮乏)的数据量等等;

控制环境纷繁变幻:表现在被控对象与环境之间的强关联耦合、环境对于被控对象的强噪声干扰等;

控制任务更加复杂:表现在控制任务和目标的多重性和时变性,甚至于任务集合的处理。

因此,1988年美国国家科学基金会(NSF, National Science Foundation)的专家组在题为《控制理论的未来发展方向》的报告中就指出:智能控制理论必须考虑开发在各个层次上的系统模型的结构表达方式,必须研究关于学习、自适应和自组织等概念的数学描述(Fleming, 1988)。4年后,NSF进一步建议:智能控制研究的重心应放在对系统的问题描述和智能控制器设计等方面的新方法的研究上;在监控级上开发基于规则的控制,并将它们连接成松耦合系统;应着重于基础性控制工程的开发而不是技术演示。

与智能控制的定义难以统一相似,对于智能控制系统的结构模式和智能控制系统的类别,研究人员依照自身对(机器)智能(模拟)的控制观,同样仁者见仁、智者见智。从智能控制基于智能模拟的根源出发,智能控制系统可以划分为下面四类。

1.1.4.1 基于规则推理的智能控制系统

人脑思维的形式包括抽象思维、形象思维和灵感思维三种。其中,抽象思维也称逻辑思维(包括辩证逻辑和形式逻辑),代表着人们按照一定的规律和逻辑结构去组织思想、进行思维。这种严格定义的规律和逻辑结构正是从人们长期实践的经验的经验中去粗存精、去伪存真而总结、归纳得到的,也是人们社会、经济活动的依据。

在早期人工智能的功能模拟主义者看来,逻辑规则与经验是人类高级智慧的体现,在机器智慧得到提高的途径中,如果能够模仿人类这种逻辑思维方式进行归纳、推理,能够直接应用专家的规则经验,则不啻为一条通途。这就是早期的符号主义人工智能和专家控制系统的模拟人类智慧以提高机器智能的最直接动力。

随着人们从逻辑思维的概念不断的拓展衍生,已经不再仅仅局限于传统的经典集合论基础上的二值逻辑,当不确定性被引入到客观事物描述时,基于模糊集合论的模糊逻辑则大大扩展了人们对客观事物的描述程度。作为对系统对象的客观属性的“模糊”处理,使得复杂系统的信息免遭传统精确数学模型(传递函数、微分状态方程)的“遗弃”而得以最大限度地被应用到控制系统设计中,模糊控制因而获得了广泛的成功应用,尽管最初它的理论体系极其不严格、不完善。进入20世纪90年代以来,模糊控制系统在理论体系方面获得了长足的进步,逐渐获得了原本对于模糊理论持怀疑态度的人们的接受和认可,模糊控制也成为基于规则推理智能控制系统的代表形式(李士勇,1998;李少远等,2003)。

1.1.4.2 基于联接主义的神经网络智能控制系统

联接主义先驱 McCulloch 和 Pitts 在 1943 年提出的 M-P 神经元模型,标志着思考智能模拟的人们开始从功能模拟转移到关注结构模拟的方式。在 1969 年 Minsky 等人发表的《感知器》中,严格论证了简单线性神经元感知器的功能局限,此后近 20 年神经网络进入了研究的低潮期。然而数十年来 Rosenblatt (Perceptron 模型, 1958)、Widrow (Adaline 模型, 1962)、Albus (CMAC 模型, 1975)、Kohonen (自组织映射理论, 1980)、Hopfield (Hopfield 模型, 1982)、Grossberg、Hinton (Boltzmann 机模型, 1984)、Rumelhart (BP 网络, 1986)、Anderson 等神经网络研究人员的不懈努力和卓越贡献,使得人工神经网络理论在 20 世纪 80 年代获得重大突破,为实现联接主义的智能模拟创造了条件。这是以工程技术手段模拟人脑神经网络的结构和功能为特征,通过大量的非线性并行处理器来模拟众多的人脑神经细胞,用处理器灵活的联接关系来模拟人脑神经细胞的突触行为。从思维规律角度而言,联接机制的模拟方法描述的是人脑形象思维的模式。目前来说,神经网络控制是智能控制的主要形式之一。神经网络不断与其他计算智能技术交叉、融合、发展,模糊神经网络、进化神经网络、混沌神经网络、因素神经网络等也使得神经网络控制和联接主义智能控制获得更多的生命点。

1.1.4.3 基于群体进化机制的智能控制系统

进化计算体系包括遗传算法 (GA, Genetic Algorithms)、进化规划 (EP, Evolutionary Programming)、进化策略 (ES, Evolutionary Strategies)。与功能主义和结构主义的智能模拟不同的是,进化算法体现的是自然界“适者生存、优胜劣汰”的自然选择机制,在工程技术上因其分布式全局搜索(进化)而获得在优化领域的广泛应用 (Fogel, 1996)。

Langton 博士 1987 年提出了人工生命 (AL, Artificial Life) 理论,使用计算机来模拟生物进化的基本机制与生命本身,认为从一些简单元素构成的系统可以产生复杂智能行为,并且智能行为不是先天的,而是在同自然环境的交互和对变化环境的适应过程中逐步形成的。此外, DNA 计算——生物计算机的雏形和蚂蚁算法,以及称为并行分布式多智能体 Agent 体现的智能突现 (emergence) 都在推动着人们开始审视与传统控制相悖的观点。

1.1.4.4 基于行为主义的智能控制系统

1990、1991 年 Brooks 独树一帜地提出了无需表达和推理的智能行为观点,标志着(人工智能)行为主义的形成。Brooks 认为人的智能行为都是在“感知-运动”模式下进行的。其行为不(需要)通过推理,而是由小脑发出的动作命令形成的。

行为主义智能控制系统具有分布性(系统中没有一个集中的中心)、模块性(执行器、控制器、感知器都是一种模块,且无一定界线)、进化性(可无限扩展特殊行为所需的模块节点)、动态性(智能由与环境交互的动态所决定)和实时性。行为主义的智能控制系统目前尚未形成完整的理论系统,Brooks 的机器人实验系统最初也是从仿昆虫状态开始,但基于行为的研究方法仍为智能模拟提供了一个新的途径。

近 20 年来智能控制的繁荣发展,各种新的方法和理论层出不穷,每年各类研究论文和应用成果数以万计(李人厚, 1999; 李士勇, 1998; 孙增圻等, 1997; 王顺晃等, 1998)。根据 Saridis 提出的 IPDI 原理(精度随智能降低而增加),一个智能控制系统应该具有递阶的结构,从系统

结构而言应该包括执行器、感知处理器、环境模型、判值部件、传感器和行为发生器等环节。客观地说,目前的智能控制研究大多数仍然局限于上述递阶系统的环节层次上,而从智能控制的识别—推理—决策—执行的整体模式来研究的则相对较少。因此,无论是从智能模拟根源出发,还是更多着眼于工程应用实际,智能控制理论的研究都将需要走向进一步的系统化。

1.2 神经网络智能控制系统综述

联接主义(亦有称之为连接主义)的 Connectionism 一词源于人们在脑科学中的研究。数以亿计的简单功能的神经元细胞组成的大脑神经系统,在主宰着人类创造出璀璨的文明,然而人脑容积之小与智能程度之高的反差让其他目前人类的(计算)机器(包括计算机)相形见绌。在思考如何更好地提高机器智能的人们看来,可以从脑神经系统的结构形式开始模拟人脑智慧,建立(人工)神经网络模型,以此来帮助人类提高所利用的机械的“智能”程度。这是神经网络发展的原动力,它使得(人工)神经网络的研究者形成了人工智能结构模拟流派——计算智能的三大分支之一的神经计算,而神经网络控制也几乎成为了联接主义智能控制的代名词。

1.2.1 联接主义智能控制系统基础——神经网络

神经网络是联接主义智能控制系统的基础,同时也在其他学科领域获得了广泛的关注。本节将着重围绕着智能控制有关的方面介绍神经网络在近十余年来发展。

简单地说,(人工)神经网络(NN, Neural Network)是由一组功能简单的信息处理单元(即神经元)在一定联接方式下构成的动力学系统。它以并行机制处理数据信息,大多具有自适应、自学习、自组织的能力,信息分布存储在各神经元中,具有较强的容错性和鲁棒性。神经网络模型迄今为止已经有大约数百种,大多都是反映人脑的某方面特性。一个基本的人工神经网络包括神经元、网络拓扑结构、学习(修正)规则三部分。神经元相当于一个信息传递函数,线性或非线性,甚至是混沌的。网络拓扑结构则主要包括神经元的联接方式,如前馈(静态)和反馈(动态)、部分联接和全联接、单层和多层,以及各联接方式下神经元的数目(神经网络规模)。学习规则决定了网络权值的修正和进化方式,包括监督、无监督和激励学习,Hebb调节和纠错学习、竞争式和被动式学习、确定式和随机式学习等。

1.2.1.1 神经网络有关性质

(1) 非线性(计算)逼近能力

曾经因为 Minsky 对线性感知器模型计算能力的否定而直接导致了在 20 世纪 60~70 年代早期神经网络的低潮。从 80 年代中期 Hopfield 网和多层感知器误差反传算法的提出以来,神经网络的非线性(计算)逼近能力最受学者们的关注。

多层前馈神经网络(MFNN, Multilayer Feedforward Neural Network)的逼近性质得到了比较彻底的研究。1989 年 Cybenko、Hornik、Carroll、Funahashi 和 Hecht-Nielsen 等众多学者几乎同时证明了 MFNN 对任意连续函数的逼近能力。我国学者陈天平等人获得了更一般性的结论,指出有界的激励函数就能保证神经网络的这种任意逼近能力(Chen & Chen, 1993; Chen et al., 1995)。值得一提的是,与此前的神经网络逼近能力的存在性思路不同,Scarselli 和 Tsoi 从构造角度讨论了在任意逼近精度下的 MFNN 实现方法(Scarselli & Tsoi,

1998)。

径向基(Radial Basis Functions, RBF)网络、B样条神经网络以及CMAC小脑网络等都是基于脑皮层中存在着局部、重叠的感受区域而提出的线性参数化神经网络模型,与MFNN不同的是,它们在功能行为上与模糊逻辑系统是等价的。因此模糊逻辑系统在任意紧致集上的对任意非线性函数的逼近能力,可以等价地存在于基函数类神经网络(Wang, 1992)。

在有限神经元节点规模的限制下,不同类型的神经网络的逼近能力则有较大差异。Barron曾对于有限规模的MFNN给出一个精致的逼近误差刻画,针对各类逼近函数给出了一个统一的逼近误差上界 $O(n^{-2/d})$,其中 n 是神经元节点数, d 是输入维数。Dingankar在1999年则证明逼近率可达到 $O(n^{-2})$ 。Corradi和Xu得到了RBF网络的类似结果, L_2 范数下逼近误差界为 $O(n^{-2/(2+d)})$ 。因此,相比之下,在处理高维输入信息时,有限规模的MFNN要比RBF具有优势。

动态递归神经网络(DRNN, Dynamic Recurrent Neural Networks)是MFNN在时间、空间轴上的延伸。一般认为,DRNN比MFNN应该具有更好的逼近能力,但由于递归形式繁多、结构复杂,不同的DRNN逼近能力也不尽相同;Tsoi和Back曾将三种递归神经网络结构与MFNN的逼近性能作比较,只有一种与MFNN相当;Sperduti随后证明了只有Elman网络具有模拟任意有限识别自动机的能力,而级联相关型、神经树型DRNN不具有此能力。因此,并非任何一种有限规模的递归神经网络都能有效逼近非线性问题。与其他简化结构的部分递归神经网络相比,Elman网络类型的递归神经网络获得了更为广泛的关注。

(2) 泛化能力

神经网络的泛化(generalization)能力是指神经网络对未知模式的逼近或分类能力,而逼近能力更侧重于对于已知模式的学习。因此,一定程度上泛化能力比逼近能力更有意义。

通常认为神经网络的泛化能力和逼近能力渊源甚广;达不到一定的逼近精度,泛化能力则无从谈起;过拟和(Over-fitting)的逼近则会导致泛化能力的下降。对于单隐层的MFNN, Barron界定了学习后的神经网络泛化误差的上界为 $O(C_f^2/n)$ 和 $O(nd/N)\log N$ 之和。因此,随着隐层神经元节 n 点的增加,前者将逐步减小,而后者则逐步增大,好的泛化能力取决于两者的协调。类似的, Niyogo等人也得到了RBF网络的泛化误差上界为:

$$O\left(\frac{1}{n}\right) + O\left(\left[\frac{nd \ln(nN) - \ln \delta}{N}\right]^{\frac{1}{2}}\right) \quad \forall 0 < \delta < 1$$

泛化理论认为,强调适度的逼近精度能获得更好的泛化能力,然而如何保证在网络训练过程中适当的逼近精度,目前仍没有明确的研究报道。人们从各种角度来考虑提高神经网络的泛化能力,比较直观的思路包括:或采用适当的信息样本结构,如在训练样本中附加随机噪声,这样一方面相当于丰富了训练样本,另一方面迫使神经网络不能精确拟和训练数据,使噪声起到了平滑作用,防止了过拟和;或约束网络权值以保证权值分布均匀,如认为零权重具有最少的位表示,因而在训练的目标函数中加入特殊项,促使权值衰减;或根据奥卡姆剃刀(Ocam's razor)原则(即,在所有达到给定学习精度的神经网络中,结构越简单,泛化能力越好)来设计神经网络结构,通过协调神经网络的结构复杂性和样本复杂性来获得较好的泛化能力,如根据Akaike信息准则删除次要、冗余节点等等。此外, Schmidhuber在1997年率先从Kolmogorov复杂性和Solomonhoff-Levin分布的角度,利用Levin随机全局优化算法,探索了具有低Kolmogorov复杂性和高泛化能力的神经网络设计方法。

1.2.1.2 神经网络监督学习算法

20 世纪 80 年代以来掀起的神经网络研究热潮,其直接原因之一是 BP 算法的提出使得神经网络的权值训练变得简单、易行,学习机制的引入使得神经网络的适应性在工程应用中获得了实际应用的途径。简单、快速、实用的学习算法因而也是神经网络的一个主要研究课题,(快速)收敛性和实时性则是衡量各种学习算法优劣的重要尺度。

基于多层前馈神经网络的 BP 算法理所当然地受到了广泛关注,标准 BP 算法形式如下:

$$w_{k+1} = w_k - \eta \frac{\partial J}{\partial w_k} \quad (1.1)$$

式中 J 代表学习算法的目标函数,大多为平方函数的形式; η 为学习因子; w_k 则是在 k 时刻下的网络权值。本质上是梯度法的标准 BP 算法简单易用,但也存在一些缺陷。学习因子 η 是标准 BP 算法的唯一调节参数,在 η 很小时,学习速度缓慢,若选择很大的 η ,则容易引起学习过程的振荡乃至发散。理论研究表明,即使 η 取很小的定常正数,也不能保证标准 BP 算法的收敛性。比较简单直接的改进是动量 BP 算法,

$$w_{k+1} = w_k - \eta \frac{\partial J}{\partial w_k} + \alpha(w_k - w_{k-1}) \quad (1.2)$$

其中 α 是动量因子。针对标准 BP 算法和动量 BP 算法所作的改进,动态 η_k 的变步长算法也应运而生;如 Salomon 和 Hemmen 通过比较在增大和减小 η_{k-1} 情况下目标函数的变化来选择 η_k ;Magoulas 则通过估计 Lipschitz 常数来保证其改进的具有可变步长的 BP 算法全局收敛。Hertz 等人提出一种无需计算反传误差梯度的非线性 BP 算法,颇有新意。

与 BP 型学习算法相比,基于二阶梯度信息的学习算法具有更快的学习(收敛)速度。伪牛顿法中 BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno)和 DFP (Davidon-Fletcher-Powell)算法被认为是最有效的非线性优化算法,但算法计算量太大,不适合大规模网络在线训练。解耦型扩展 Kalman 滤波算法(DEKF, Decoupled Extended Kalman Filter),被广泛应用到神经网络权值的在线训练,大量的仿真研究表明,EKF 算法不仅在线计算量与通常的递推最小二乘法等同,而且克服了 Hessian 信息阵病态的缺陷。

RBF 网络的权值学习包括样条(基)函数中心单元的选取和输出权值的修正,理论上,对中心和权值同时进行优化是一个很复杂的非线性规划问题,一般是将两者分离独立处理。比较典型的学习算法有:

① M-D 算法将整个训练过程分为两个阶段,非监督学习阶段采用 K-means 聚类法,确定基函数中心和宽度,然后在监督学习阶段,根据权值和输出的线性关系采用最小二乘法 RLS 来训练权值;

② 正交最小二乘法利用正交优选法在寻找最佳隐层单元数目的同时学习网络权值,简单易用,计算速度快;

③ Chen 和 Billings 的 K-聚类和 Givens 变换的联合迭代算法与 M-D 算法有些类似,不同的是两个过程联合迭代进行,递推 K-聚类动态跟踪输入模式的变化,Givens 最小二乘法具有良好的数值性能,适于实时应用;

④ Holcomb 等人的局部算法假设隐层基函数为正交函数,利用类傅立叶变换的方法求出权值,不需要确定基函数中心和隐含层节点数目;

⑤ Hwang 和 Bang 则首先根据他们先前提出的一次完成快速聚类算法确定得到基函数中心点,然后采用 LMS 算法或 Bayesian 决策法求解权值。

动态递归神经网络的学习算法本质上与多层前馈神经网络的学习算法是一致的,然而,由于神经网络的结构各自存在的特点,在算法推导上也存在各自的差异,比较典型的通用学习算法如实时递归学习 (RTRL, Real Time Recurrent Learning) 算法和时间演化反向传播 (BPTT, Back Propagation Through Time) 算法。本书后续章节中还会介绍扩展 Kalman 滤波算法和动态 BP 算法,并应用于学习 Elman 网络等不同类型的动态递归神经网络的权值。总之,深入剖析递归神经网络各种动力学结构,将为寻找通用且实用的递归神经网络算法提供基础。

由于无监督学习和竞争学习等机制的神经网络在控制系统中的研究结果还相对较少,因而作者在此不对这些学习机制多着笔墨阐述。以多层前馈神经网络为代表的监督学习机制下的神经网络模型虽然已发展较为成熟,依然还存在着一些人们尚未完全找到答案的问题,如有限样本容量与定量泛化能力之间的确定关系、建模复杂性与神经网络复杂性的对比分析等等。通常,神经网络因为强大的计算能力,更多扮演的是形同“黑匣子”的逼近非线性特性的角色,而逻辑规则推理是其弱项。模糊神经网络综合了模糊逻辑和神经网络两者的优势而产生,理所应当具有更强大的生命力。郭雷和郭宝龙系统地研究了神经网络的逻辑分析和时间表示理论,刘增良等学者提出的具有逻辑思维方式的因素神经网络表明,神经网络本身同样可以模拟人脑的逻辑思维,这必将为具有更高智慧的控制策略提供推动力。

值得着重指出的是,1998、1999 年美国学者 Strogatz、Watts、Newman、Albert、Barabasi 等分别在 Nature、Science 杂志上著文发现的小世界、无标度等复杂网络性质,在生物神经系统中也同样存在。本书将在第 10 章中予以专门阐述。

1.2.2 联接主义智能控制系统——神经网络建模、预测、优化与控制

从认知学科角度上看,人们都在建立对这个世界万物的各自的认识模型,以此为自己的行为提供经验和决策支撑。在工程学科中,持经典线性系统模型论观点的人们开始不得不审慎对待从前被忽略、简化的非线性环节。在工具上,神经网络的强大非线性逼近能力无疑极大地鼓舞了人们的信心。神经网络不仅仅停留在作为认知模型替代未知系统,在识别—推理—决策—执行的过程中,神经网络作为联接主义智能控制系统的底层基石已经构筑了其中的各个环节。

1.2.2.1 神经网络建模、预测与优化

神经网络建模无非是对非线性系统的一种刻画,以输入输出模型和状态空间模型为主要形式。在输入输出模型形式中,对单输入单输出 (SISO) 非线性系统

$$y(k) = f(y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u)) \quad (1.3)$$

式中为 $f(\cdot)$ 非线性映射。神经网络辨识模型可以分为如下两种结构:

① 串-并式结构

$$\hat{y}(k) = f_{\text{NN}}(\mathbf{W}, y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m))$$

② 并式结构

$$\hat{y}(k) = f_{\text{NN}}(\mathbf{W}, \hat{y}(k-1), \dots, \hat{y}(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m))$$

这里, $f_{\text{NN}}(\cdot)$ 为神经网络辨识得到的映射, W 为神经网络权值空间。串-并式结构比较常用, 与神经网络的输入/输出的结构很类似, 在辨识建模上通常可以得到较好的稳定结果; 并式结构适用于系统输出被噪声严重干扰的情形, 它可以避免由于系统输出受噪声“污染”而造成的偏差。Narendra 等人曾指出神经网络建模辨识过程中并式结构辨识模型的不利因素, 认为在系统受严重噪声耦合或系统与神经网络模型很接近时比较适用, 但不能保证其稳定和权值参数收敛, 指出即使是在线性系统采用并式结构辨识模型, 尚无法得到输出误差趋于零的理论保证。有研究认为神经网络的并式结构一定条件下也能获得较好的建模辨识结果, 但仍有待严格论证和深入地研究。如卢进等证明了只要动态系统估计的参数满足一定条件, 则并联辨识算法局部收敛, 并联预测过程收敛。

在状态空间形式上, 神经网络形式的状态“观测器”大多仍是形式上的状态估计。Suykens 等人利用 MFNN 建立了神经网络结构的状态空间模型, 讨论了三种形式估计算法, 为建模辨识和鲁棒控制之间提供了联系的纽带。Jagannathan 和 Lewis 在神经网络直接控制框架下设计了状态空间的多层前馈神经网络辨识模型, 笔者进一步将其扩展到 Elman 网络, 并突破了其持续激励的约束。由于神经网络建模大多作为预测和控制的基础, 从闭环系统的统一角度来研究特定目标下的模型建立还是很有意义的。

神经网络预测一般是神经网络建模的直接延伸, 得到所需未知系统的逼近模型是一种后验的“知识”, 并进一步平滑过渡到前瞻性的预测。当然, 也有直接建立神经网络预测模型的, 这大多出现在对时间序列进行分析处理的场合中。这种方法的预测域因受训练过程的限制而不宜过大, 若用迭代方式来递推获取多步预测, 则容易导致预测误差积累。Schenker 和 Agarwal 曾构造了两个神经网络预测器: 一个做一步预测, 另一个做多步预测, 两个预测器之间通过内部状态估计传递信息, 这样有效地避免了预测误差的积累, 在大范围预测中显示了卓越性能。但这种结构的预测模型相对较为具体化, 要求已知系统的输出测量方程, 这无疑大大削减了其可应用性。本书在相关章节中还将介绍其他类型的神经网络预测器。

工程与现代科学中的复杂优化问题同样为神经网络提供了广阔的舞台。Hopfield 网络通过能量函数趋于平衡态收敛来获得优化求解。为了解决 Hopfield 网陷入局部极小的缺陷, Boltzman 机引入了概率意义的模拟退火机制, 增强了全局搜索优化的能力。一般来说, 线性规划、二次规划和凸规划的全局优化问题得到的研究比较彻底, 只是尚无一个统一通用的神经网络优化模型。在解决的策略和原理上, 大多根据对偶原理、Kuhn-Tucker 最优性条件, 惩罚因子和退火算法也是主要解决思路。由于存在模拟退火的类似过程, 迭代求解过程较长, 退火策略也成为在线性规划中利用神经网络优化求解的关键。而在非线性规划上, 由于非线性函数的复杂性, 人们大多是研究如何找到非线性规划的局部最优解。Xia 和 Wang 曾提出了设计非线性规划求解方法的通用思路, 但在目标函数或约束函数不满足凸条件时, 他们的模型还只能保证局部收敛。Liang 和 Wang 设计的解有界约束的非线性规划神经网络, 同样也只能保证在凸规划的情况下网络的平衡点与问题最优解之间的对应, 而对于一般非线性规划, 网络的平衡点不一定是最优解。从传统的非线性最优化的数值方法来看, 期望设计一个万能的非线性规划神经网络是不切实际的, 具体问题具体对待目前仍是可行之道。

混沌神经网络在相空间分形结构上的混沌运动, 大大降低了陷入局部极小的可能, 在组合优化问题上获得了较多的关注。有研究表明, 混沌神经网络的优化性能取决于其全局分叉结构, 而种种混沌化的神经网络模型为解决全局优化提供了基础。其中, 本书作者在 Elman 网

络这种部分递归结构下设计的混沌化模型,本书还将在第7章加以详细介绍。为了避免无谓的混沌无序搜索,加速优化收敛过程,人们结合混沌动力学全局搜索能力和传统神经网络收敛特性,在具有暂态混沌特性的神经网络模型中引入了退火机制中的温度变量,通过模拟退火技术来控制混沌的收敛:“温度”高则神经网络处于混沌状态;“温度”低则为梯度下降 Hopfield 网络,并且这种暂态混沌神经网络具有渐近稳定性和全局搜索最优解的能力(Chen & Aihara, 1995, 1997, 1999)。Hayakawa 将混沌噪声引入 Hopfield 网,不利用退火过程保证收敛,而是将网络状态达到最优解的频率作为寻优效率指标。周昌松和陈天仑则将 Hopfield 神经元状态做自反馈,用混沌退火的机制求解 TSP 问题。Kwok 和 Smith 将数个混沌神经网络模型统一在一个整体框架下,通过在 Hopfield 网络的能量函数上增加一个不同的附加能量来构成不同的混沌神经网络。这些系统化的研究有助于抽取混沌优化的机制原理,并为混沌神经网络优化领域的发展提供了方向指南。

神经网络建模、预测和优化都为神经网络控制提供了一个或多个前提,同时,它们也丰富了神经网络控制的形式。神经网络模型的建立可以将传统的线性模型控制理论移植到非线性系统的控制研究中来,神经预测器为进一步的控制策略提供了前瞻性的预测行为,而控制策略也可以转化为优化问题而获得求解。因此它们与神经网络控制在整个智能控制系统中互为唇齿,相辅相成。

1.2.2.2 神经网络控制

神经网络控制(NNC, Neural Network Control)即基于神经网络的控制,也称神经控制(NC, Neurocontrol),此概念最早源于1992年 H. Tolle 和 E. Ersu 的专著 *Neurocontrol*, 而后在1994年 *Automatica* 的第11期特刊上首先使用。然而,神经网络在控制中更早的研究可以追溯到20世纪60年代,当时 Widrow 等人利用自适应线性神经网络模型和 Widrow-Hoffd 最小均方差学习算法来复现一个开关曲面并控制一个倒立摆。神经网络从20世纪80年代复兴以后,神经网络控制研究也迅速活跃起来并延续至今。

神经网络与控制领域各分支、流派十余年来充分交融、发展,吸收了各种控制理论的特点和精华,神经网络控制的结构也复杂多样,比较典型的结构有逆动态控制、内模控制、前馈控制和反馈控制、自校正控制、模型参考自适应控制、PID 控制、预测控制、自适应激励控制、滑模控制等十余种,它们或平行、或交叉,大多隶属于直接控制和间接控制两种基本结构,或者是两者的复合形式。通常,神经网络直接控制结构在于系统的逆模型近似,在静态和重复学习(如机器人控制)的环境下有应用价值。间接控制则以其可塑的内模机制,充分结合已有控制策略,在应用形式与成果上更为丰富。

在非线性系统神经网络控制的基本理论上,耶鲁大学 Narendra 教授的研究组针对有关的能控性、能观测性以及状态空间模型建模等神经网络控制的可实施性做了一系列研究。本然的,静态单一的局部线性系统只能在平衡点附近获得线性反馈镇定,而无法保证全局镇定(动态的多模型集是获得全局镇定的一种可能);利用反馈线性化的非线性系统控制器的镇定区域非常有限,何况在仿射非线性系统结构下,可反馈线性化的系统本身也很有限。因此,从系统全局镇定考虑,Levin 和 Narendra 认为应该发展一般意义描述结构的直接非线性反馈控制器,以获得全局范围的镇定,并探讨了这种直接非线性反馈控制的存在性和神经网络逼近方案。在非线性系统状态空间模型的状态不可获得时,他们进一步讨论了非线性系统的能观测

性概念,并以此研究了神经网络系统辨识、构造状态估计器和实现输出调节、跟踪的神经网络控制器的设计。此外,Narendra 课题组在 MIMO 非线性系统解耦控制的神经网络实现,逆控制原理下的神经网络跟踪控制器等方面的研究成果令人关注。

神经网络控制的收敛性和稳定性等基本控制性质则主要针对采用在线学习方案的神经网络控制器或学习控制器而展开。宏观上,这方面的进展与非线性控制系统中有关稳定性理论研究的发展密不可分,除了传统的 Lyapunov 方法,耗散系统理论和相关的系统无源设计理论、 H^∞ 非线性控制(基于微分对策方法)、Backstepping 反馈系统控制等理论的引入,使得神经网络控制的设计和定量分析工具大大丰富,有助于闭环系统性能的精致分析。

基于仿射非线性系统的神经网络控制器的收敛性和稳定性最先被予以分析,Chen(1990)最早讨论了其反馈线性化下的自校正控制的神经网络实现。进一步的,Chen 和 Khalil 证明了在 MFNN 和 BP 算法下神经网络权值和系统输入输出的收敛性和稳定性条件,针对最小相位的仿射非线性系统

$$y_{k+1} = f(y_k, \dots, y_{k-n+1}, u_{k-1}, \dots, u_{k-m}) + g(y_k, \dots, y_{k-n+1}, u_{k-1}, \dots, u_{k-m})u_k \quad (1.4)$$

通过反馈线性化直接设计逆系统控制器,并推广到包含非最小相位特征的状态空间形式。

自适应性是神经网络和神经网络控制的重要特征,传统的自适应控制的有关思想和方法也为与其并行的神经网络自适应控制提供借鉴,例如基于常规梯度信息类学习算法的神经网络自适应控制的闭环系统需要在持续激励(PE, Persistent Excitation)条件下才能获得有界保证,实际上 PE 条件很难满足,因而可能导致与线性自适应系统类似的参数漂移现象。Lewis 等通过引入 ϵ -修正的权值学习算法,针对一类仿射非线性多变量离散系统

$$\begin{cases} x_1(k+1) = x_2(k) \\ \vdots \\ x_{n-1}(k+1) = x_n(k) \\ x_n(k+1) = f(x(k)) + u(k) + d(k) \end{cases} \quad (1.5)$$

引入滤波跟踪误差 $r_k = e_n(k) + \lambda_1 e_{n-1}(k) + \dots + \lambda_{n-1} e_1(k)$,证明了在满足一定条件下权值 \hat{W}_k 和跟踪误差 r_k 一致有界的结论。基于类似的思路,他们引入了离散无源性神经网络(Passive NN)、耗散神经网络(Dissipative NN)和鲁棒神经网络(Robust NN)等概念。对于开环无源性不明确的非线性对象通过自适应神经网络控制器使得闭环系统无源,从而保证了稳定性,并能承担有界干扰的影响。本书作者则构造了在 Elman 网络结构下抛弃 PE 约束的无源闭环系统,这将在本书第 4 章予以详细介绍。

将仿射非线性系统通过一定的微分同胚变换,可以进一步划分为严格反馈(Strict-feedback)、纯反馈(Pure-feedback)系统和模块严格反馈(Block-strict-feedback)系统的形式。一类称为 Backstepping 的方法在非线性自适应控制中获得了充分展示其魅力的机会。自适应的 Backstepping 方法对参数化的反馈系统迭代设计其各级子系统的 Lyapunov 稳定函数,突破了全局稳定通常所需要的匹配条件和系统非线性的增长条件等的约束,成为目前非线性自适应控制的一个重要分支,也在神经网络的自适应控制和鲁棒控制中获得广泛的关注。以严格反馈系统的标准形式为例(纯反馈系统和模块严格反馈系统类似),

$$\begin{cases} \dot{x}_i = f_i(x_1, x_2, \dots, x_i) + g_i(x_1, x_2, \dots, x_i)x_{i+1} & 1 \leq i \leq n-1 \\ \dot{x}_n = f_n(x) + g_n(x)u \\ y = x_1 \end{cases} \quad (1.6)$$