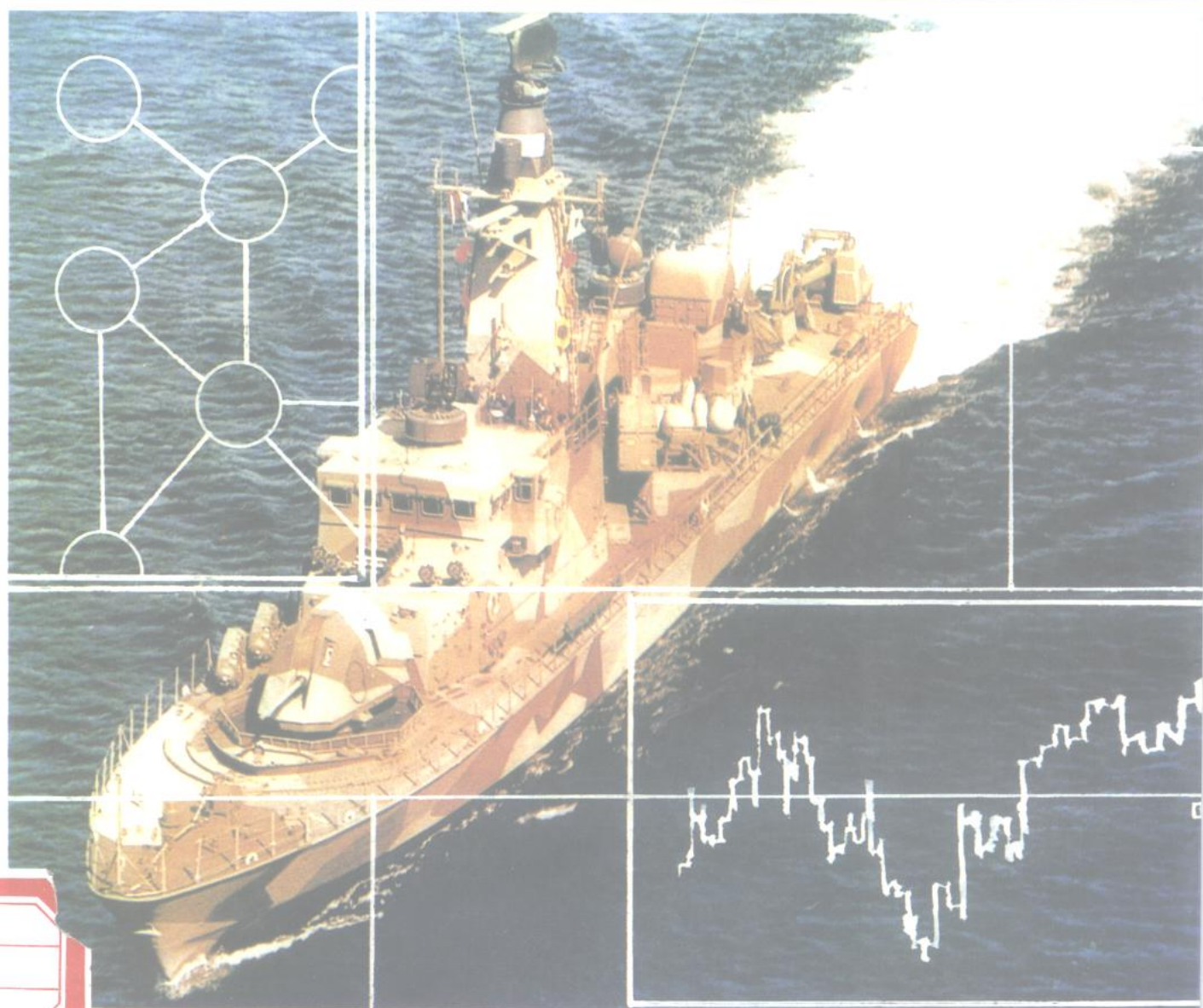


神经网络建模、预报与控制

王科俊 王克成 著



哈尔滨工程大学出版社

7P18
W261

412530

神经网络建模、预报与控制

王科俊 王克成 著

哈尔滨工程大学出版社

050860

内 容 简 介

本书系统地介绍了神经网络理论及其在系统建模、预报与控制中的应用。内容包括神经网络的基本理论研究、多层前向网络训练算法、多层前向网络的拓扑结构研究、基于神经网络的时间序列预报、基于神经网络的非线性系统辨识和神经网络控制的理论研究成果。

本书引用了作者近年来的研究成果和国内外最近的文献资料,可供高等学校和科研机构从事自动控制、自动化人工智能、计算机科学与应用等相关专业教师、研究人员、研究生和高年级本科生参阅使用。

神经网络建模、预报与控制

王科俊 王克成 著

责任编辑 陈晓军

*

哈尔滨工程大学出版社出版发行

新华书店经销

哈尔滨工程大学印刷厂印刷

*

开本 787×1092 1/16 印张 13.375 字数 310 千字

1996 年 12 月第 1 版 1996 年 12 月第 1 次印刷

印数: 1~1000 册

ISBN 7-81007-754-6

TP·54 定价: 25.00 元

前 言

80年代以后,神经网络研究开始复兴,并逐步掀起研究高潮,无论是在理论上还是在应用上都取得了令人瞩目的成果。神经网络作为一种高技术,在控制领域也得到了应用,它为解决复杂系统、非线性系统和模型未知系统的控制问题,提供了一条新的思路。

从控制角度,神经网络可以看作一个高维非线性动力学系统,神经元是这个系统中的处理单元,这个系统完成的是输入信息集合到输出信息的一种映射。对于一个控制系统,同样也可以看成是由输入到输出的一种映射。神经网络的学习能力、适应能力,即它的映射可塑性,对控制领域的研究人员无疑具有巨大的吸引力。如果把神经网络作为控制系统的一部分,有可能使控制系统具有一定的学习能力,从而能够更好地适应环境及系统本身参数的变化。正是基于上述原因,神经网络在控制领域的应用发展极为迅速,从系统建模到控制系统设计,从控制系统的优化设计到Racati方程的求解,几乎控制领域涉及到的所有问题都有应用神经网络进行研究的报导,并已取得了丰硕成果,提出了许多理论和方法,形成了智能控制研究中一个重要的分支——神经网络控制。

本书基于作者近年来的研究成果,结合国内外最近的文献资料系统地研究了神经网络的一些理论问题和神经网络在时间序列预报、系统辨识和控制中应用的理论和方法。其主要内容如下:

第1章概要地介绍了神经网络技术的发展和现状,讨论了神经网络应用系统建模、预报和控制的方法,给出了常用的几种神经网络控制结构;

第2~4章研究神经网络基本理论,提出了一种新的神经元统一模型,全面分析了著名的BP算法,给出了加快BP算法收敛的各种措施和方法,描述了各种取得全局最优的多层前向网络的训练方法,研究了确定网络结构的训练方法;

第5章讨论了利用神经网络进行时间序列预报的方法,给出了回归神经网络的训练算法,并将内回归神经网络应用于船舶横摇运动的时间序列预报,取得了良好效果;

第6章研究了利用神经网络进行非线性动态系统辨识的各种模型,辨识算法和实现的可行性,给出了利用神经网络进行辨识的基本方法,提出了神经网络状态空间辨识模型和混合建模法;

第7章针对各种已提出的典型神经网络控制结构,给出了一些理论研究成果和利用神经网络实现非线性动态系统的能控性、能观性、稳定性和调节控制的方法。

本书的大部分工作是作者在哈尔滨工程大学攻读博士学位期间完成的。在此,作者首先要感谢博士导师李殿璞教授和李国斌教授。如果没有他们的支持和鼓励,这本书将不会问世。作者还要感谢金鸿章教授,他在作者完成本书的工作和进行本书的写作期间给予了作者许多支持和帮助。

作者深切感谢哈尔滨工程大学出版社的陈晓军同志对本书出版给予的大力支持。

在本书中引用了许多文献资料中的相关内容,作者对这些文献资料的作者表示衷心地感谢。

作者真诚地希望广大同行、读者对本书中的错误和不妥之处给予批评指正。

作 者

1996年10月

目 录

1 神经网络与控制引论	1
1.1 神经网络技术的发展与现状	1
1.2 神经网络与系统建模、预报和控制	3
1.3 船舶横摇运动建模与预报	12
1.4 本书的内容和章节安排	13
参考文献	14
2 神经网络的统一描述	18
2.1 神经网络的基本概念	18
2.2 神经元的统一模型	18
2.3 神经网络结构的统一描述	23
2.4 神经网络学习算法的统一描述	31
2.5 本章小结	35
参考文献	35
3 多层前向神经网络的逼近能力和训练算法	37
3.1 多层前向神经网络的逼近能力	37
3.2 误差反传(BP)算法及其存在问题分析	40
3.3 以变学习率 η 和变动量因子 α 提高误差反传(BP)算法收敛速度	44
3.4 BP 算法学习过程中“平台现象”的减少或消除	51
3.5 BP 算法学习过程中学习不平衡现象的消除	62
3.6 实现全局最优的多层前向网络训练算法	63
3.7 改善 BP 算法泛化能力的措施及提高学习精度的方法	73
3.8 鲁棒 BP 学习算法	74
3.9 综合反向传播(SBP)训练算法	76
3.10 本章小结	85
参考文献	86
4 多层前向神经网络的拓扑结构研究	90
4.1 多层前向神经网络的结构设计	90
4.2 过拟合与泛化能力	91
4.3 多层前向神经网络的剪除型结构学习算法	92
4.4 多层前向神经网络的增长型结构学习算法	98
4.5 本章小节	101

参考文献	102
5 基于神经网络的时间序列建模与预报	104
5.1 线性 ARMA 模型和最优预报器	104
5.2 非线性 ARMA 模型和神经网络逼近	105
5.3 回归神经网络(RNN)	107
5.4 船舶横摇运动的时间序列预报	118
5.5 本章小节	123
参考文献	123
6 基于神经网络的非线性系统辨识	126
6.1 非线性动态系统辨识模型	127
6.2 用神经网络进行非线性动态系统辨识的可行性	130
6.3 神经网络辨识算法及收敛性分析	132
6.4 使用神经网络进行非线性系统辨识的基本方法	143
6.5 神经网络与机理模型的混合建模法	152
6.6 船舶横摇运动建模	154
6.7 本章小结	162
附录 定理 6.7 的证明	163
参考文献	166
7 神经网络控制	168
7.1 神经网络监督控制	168
7.2 神经网络自适应控制	173
7.3 神经网络自适应评判控制	186
7.4 非线性动态系统的神经网络控制	
——能控性、能观性、稳定性、状态观测和跟踪控制	189
7.5 本章小结	205
参考文献	205

1 神经网络与控制引论

自 1982 年美国物理学家 Hopfield 采用神经网络求解旅行推销员问题以来,国际科学界重新兴起了一股研究神经网络及其应用的热潮,并取得了许多丰硕成果。

控制科学是在本世纪中形成和发展起来的一门新兴学科,其应用和影响已经遍及众多的技术和社会领域。其发展也已从经典控制理论、现代控制理论进入到智能控制理论研究的阶段。

每门科学的诞生和发展都离不开当时的社会需求,需求是发明的动力。回顾控制技术的发展,《IEEE Control Systems Magazine》主编 Antsaklis 教授认为^[34],控制技术进步一直受到以下三个方面需求的推动,即:(1)处理不断复杂的对象的需要;(2)完成不断复杂的设计的需要;(3)对过程与环境高度不确定情况下进行控制的需要。当今的需求则是在越来越复杂的动态系统中及在有高度不确定性的情况下追求更好的控制效果,这一需求使传统的控制技术面临新的挑战,产生了对新控制方法的迫切需要,也使控制的概念更加一般化。近年来,作为控制技术发展新阶段的智能控制,由于传统的人工智能技术的发展遇到了知识获取等“瓶颈”问题,以及传统的 Von Neuman 计算机只能进行串行信息处理的限制,发展迟缓,也迫切需要新的技术手段。神经网络研究的复兴为满足这些需求带来了希望,它在控制领域的应用正是时代需求的自然发展。

1.1 神经网络技术的发展与现状

神经网络的研究已有 50 多年的历史。它的发展道路是曲折的,几经兴衰,目前已在许多领域得到应用。

1943 年,心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 合作,融汇了生物物理学和数学,提出了第一个神经计算模型(MP 模型)^[1]。1949 年,心理学家 Hebb 通过对大脑神经细胞、学习和条件反射的观察与研究,提出了改变神经元连接强度的、至今仍有重要意义的 Hebb 规则^[2]。而作为人工智能的神经网络系统的研究则是在 50 年代末 60 年代初开始的。1957 年 Rosenblatt 发展了 MP 模型,提出了感知器(Perceptron)模型^[3],给出了两层感知器的收敛定理^[4],并提出了引入隐层处理元件的三层感知器这一重要的研究方向。虽然他未能解决训练三层感知器的算法问题,但后来的一大类神经网络模型都是感知器模型的变形。1960 年, Widrow 提出自适应线性元件(Adaline)模型及一种有效的网络学习方法,即通常所说的 Widrow-Hoff 学习规则(或称 δ 学习规则)^[5~7]。由于这几位科学家的杰出工作,在 60 年代,掀起了神经网络研究的第一次热潮。

随着神经网络研究的深入开展,人们遇到了来自认识方面、应用方面、实现方面的各种难题,一时难以解决。神经网络的工作方式与当时占主要地位的、以顺序离散符号推理为基本特征的人工智能大相径庭,因而既引起了不少人的兴趣,也在学术上引起了很大的争议。人工智能的创始人之一 Minsky 与 Papert 潜心数年,对以 Perceptron 为代表的神经网络系统的功能和局限性从

数学上做了深入研究,于1969年出版了《Perceptron》一书^[8-9]。他们指出 Perceptron 只能进行线性分类求解一阶谓词问题,只有引入隐层,即加入中间单元,才能解决高阶谓词问题。同时,他们还指出,引入隐单元后,要找到一个有效的学习算法,并不乐观。由于 Minsky 在学术界的地位,他的这些观点,使许多研究者感到前途渺茫,客观上对神经网络的研究起了一定的消极作用。但更为重要的原因是:一方面,当时微电子技术无法为神经网络的研究提供有效的技术保障;另一方面,当时数字计算机正处在发展的全盛时期,基于数字机的人工智能(AI)得到了迅速发展,并取得了显著成果。故在其后的十几年内,从事神经网络研究的人数、经费支持大大下降(神经网络的研究处于低潮)。例如,美国有关部门在此后的15年里未曾资助过任何神经网络研究课题;前苏联的有关机构也终止了已资助的神经网络研究课题。

然而在此期间仍有为数不多的学者在此极端困难的条件下致力于神经网络的研究。1969年, Grossberg 等提出了自适应共振理论(ART)模型^[10],并在以后的若干年后发展了三个版本^[11-13],即 ART1、ART2、ART3。1972, Kohonen 提出了自组织映射(SOM)理论模型,并称其神经网络为联想存贮器^[14-16]。与此同时,神经心理学家 Anderson 也提出了一个类似的神经网络结构(BSB),命名为交互存贮器^[17]。日本学者 Fukushima 提出过几种神经网络结构和学习算法^[18-21],其中最著名的是认知机(Necognitron)理论。Werbos 提出了误差反传(BP)理论^[22], Widrow 发展了 Adaline 模型^[23], Amari 则致力于神经网络有关数学理论的研究^[70]。所有这些具有开创性的研究成果和有意义的工作在当时虽然未能引起人们的普遍重视,但是其科学价值是不可磨灭的,它们为神经网络的进一步发展奠定了理论基础。

70年代后期,研究和试图模拟视觉和听觉的人工智能专家发现,尽管超级计算机在大型复杂计算方面显示出巨大的威力,但人们习以为常的普通知识和经验计算机却很难“学会”;即使功能强大的超级计算机也只能在相当于小孩认数方面达到中等水平。此外,工程中的问题变得更加复杂,计算的非线性、组合上的“爆炸性”、信息中的模糊性,都使人们思考:智能问题是否可以完全由人工智能中的逻辑推理规则描述?人脑的智能是否可能在机器中再现?1982年美国加州工学院的物理学家 Hopfield 提出了一个用于联想记忆和优化计算的新途径——Hopfield 网络模型^[24],使神经网络的研究有了突破性进展。Hopfield 在1984年发表的另一篇重要论文中^[25],指出 Hopfield 网络可以用集成电路实现,很易被工程技术人员及计算机科技工作者理解,因此引起了工程技术界的普遍关注,从而掀起神经网络研究的又一热潮。

Hopfield 首次在神经网络中引入了“能量函数”的概念,给出了网络稳定性的判据,使所提出的网络具有联想记忆、优化问题求解能力。更令人兴奋的是 Hopfield 将这种模型用简单模拟电路实现,并成功地运用于著名的“巡回推销商(TSP)”问题求解^[26]、4位 A/D 转换器的实现^[27],并取得了满意的结果。在1984年以后的三年中,美国 AT&T 公司的贝尔实验室宣布了利用 Hopfield 网络理论实现的第一个基于硅芯片的硬件神经网络。Feldman 和 Ballard 提出的连接主义网络模型^[28]指出了传统的人工智能“计算”与生物“计算”的不同点,给出了并行分布处理原则。Hinton 和 Sejnowskii 借助统计物理学的概念和方法提出了一种随机神经网络模型——Boltzmann 机^[29,30],学习过程中采用模拟退火技术,有效地克服了 Hopfield 网络存在的能量局部极小问题,使整个网络系统的状态更新,最终能达到全局最小点。

如果说 Hopfield 点燃了神经网络复兴的火炬,那么 Rumelhart 和 McClelland 领导的 PDP 研究小组则使这把火炬迸发出更加耀眼的光芒。PDP 研究小组于1986年先出版了《并行分布处理》一书的前两卷^[31,32],随后在1988年出版了第三卷^[33],全面介绍了 PDP 理论。PDP 理论着

重于认知微观结构的探索。神经网络模型具有三个基本属性:结构、神经元传递函数和学习算法。当然,最突出的贡献之一是发展了多层网络学习的 BP 算法,为解决多层网络的学习开辟了一条道路。BP 算法已成为迄今为止应用最普遍的神经网络学习算法。

这一时期,大量而深入的开拓性研究工作,大大发展了神经网络模型、学习算法,加强了对神经网络系统特性的进一步认识,从而使神经网络理论的研究与实现引起了美国、日本、西欧等国科学家、研究机构和企业界的普遍关注。不同学科的科学工作者开始联合起来从事神经网络理论、应用开发及实现的研究,国际学术交流日趋频繁。1987 年 6 月在美国加州圣地亚哥召开了第一届神经网络国际会议。与会代表 2000 多人,约 200 名专家学者发表了研究论文。国防神经网络学会(INNS)随之成立。1988 年《神经网络》杂志创刊。自 1988 年起 INNS 和 IEEE 联合召开了每年一次的国际学术会议(1992 年改为一年两次)。1990 年 3 月,IEEE 神经网络会刊问世。各种学术刊物的神经网络特刊、专辑层出不穷。这些都表明 80 年代末 90 年代初以来,神经网络的研究出现了更高的热潮。

我国的神经网络研究起于 1988 年前后,并在基础与应用领域开展了一些工作。1989 年召开了全国第一届神经网络——信号处理会议。1990 年 12 月、1991 年 12 月分别召开了中国第一、第二届神经网络学术大会。近几年的研究更加热烈。我国的神经网络研究在国际上也已占有一定的地位,1992 年的国际神经网络学会和 IEEE 神经网络委员会的联合学术会议是 1992 年 11 月在北京召开的。近年来国内许多领域的全国性学术会议、地方性学术会议和各种学术刊物上关于神经网络及应用的文章大量涌现,从事这方面工作的队伍日益壮大。

神经网络技术的应用已渗透到许多领域,并在模式识别、机器视觉、信号处理、非线性优化、知识处理、传感技术,特别是在智能控制技术上取得了令人鼓舞的进展。在智能控制研究中形成了非常重要的一个分支——神经网络控制,而且在智能机器人的控制中得到应用,取得了良好的效果。

尽管在近几年,神经网络理论及应用都取得了可喜的进展,但应看到,人们对生物神经网络的研究与了解还相距甚远,所使用的形式神经网络模型无论从结构还是规模都是真实神经网络的极简单的模拟。要使神经网络走出实验室,成为实用的技术还有许多工作要做。例如,迄今尚没有提出较为完善的神经网络的统一网络模型和通用学习算法;多层网络的层数、隐层神经元的数量、作用函数(也称激发函数)类型的选择还缺少指导性原则;网络的逼近精度与逼近的非线性映射之间的关系没有任何理论上的说明;动态网络的学习算法及稳定性分析等。

1.2 神经网络与系统建模、预报和控制

从本世纪 60 年代开始,Widrow 和 Hoff 就开始研究神经网络在控制中的应用了。Kilmer 和 McCulloch 等人根据脊椎动物网状结构神经系统的工作原理,提出了 KMB 模型,并应用到“阿波罗”登月计划中。1964 年,Widrow 与 Smith 采用 Adaline 及 Madaline 网络结构以及 Widrow-Hoff 的最小均方误差(LMS)算法,进行“砰一砰”型控制,复现一个已知的开关曲面,完成了小车——倒摆系统的线性化动力学控制。这不仅是神经网络在控制中应用的最早例子,也是神经网络在所有领域应用的最早的一个例子。60 年代末,随着神经网络研究的消沉,神经网络控制的研究也消沉了。80 年代初,神经网络研究的复兴,也带来了神经网络控制的迅速发展。尤其是

1986年Rumelhart的突破性研究以来,神经网络在控制领域,特别是在系统建模与预报中的应用日益增多,取得了许多成果,覆盖的范围非常大。许多成果可以从近年的关于神经网络的学术会议论文集及其它领域的会议论文集,各种专业技术刊物,甚至某些新闻报导中见到。

神经网络对于控制有巨大吸引力的原因在于:神经网络,1)能够充分逼近任意复杂的非线性关系;2)能够学习与适应严重不确定性系统的动态特性;3)所有定量或定性的信息都等势分布存贮于网络内的各种神经元及其连接权中,故有很强的鲁棒性和容错性;4)采用并行分布处理方法使得快速进行大量运算成为可能。这些特点表明神经网络在解决高度非线性和严重不确定性系统的控制上有巨大潜力。可以说,采用传统控制理论解决的各种实际问题,几乎都可用神经网络控制技术解决。而许多传统控制技术不能解决的问题也可用神经网络控制技术解决。本节仅从系统的建模与预报、控制系统设计讨论神经网络在控制中的应用。

1.2.1 神经网络建模与预报

在系统辨识、建模与预报中,对于线性系统,在复域,传递函数矩阵可以很好地表达系统的黑箱式输入输出模型;在时域,利用自回归滑动平均模型(ARMA)通过各种参数估计方法,也可给出系统的输入输出描述。但对于非线性系统,基于非线性自由回归滑动平均模型(NARMA)的建模,却很难找到一个恰当的参数估计方法。传统的非线性系统辨识方法,在理论研究和实际应用中都存在极大的困难。

相比之下,神经网络在这方面显示出了明显的优越性。由于神经网络具有通过学习逼近任意非线性映射的能力,将神经网络应用于非线性系统的建模与辨识,可不受非线性模型的限制,便于给出工程上易于实现的学习算法。

目前在系统辨识、建模与预报中应用最多的是静态的多层前向神经网络,这主要是因为这种网络具有逼近任意非线性映射的能力。利用静态的多层前向神经网络建立系统的输入输出模型,本质上是基于网络逼近能力,通过学习获知系统差分方程中的未知非线性函数。对于静态系统的建模预报,多层前向网络能取得良好的效果。但在实际中拟辨识的多为动力学系统,利用多层前向网络必须预先给出模型的阶数,即事先确定系统的模型类。而这一点却极难做到。

近几年具有内部反馈的动态网络在系统建模与预报中的应用已引起人们的重视,代表了神经网络建模、辨识、预报及控制的发展方向。其原因是动态网络本身是动态时变系统,对于动力学系统建模有自然的反映系统动态变化的能力,不需预先确定系统的模型和阶数。但是目前关于动态网络的研究尚不如对静态多层前向网络研究得深入,还缺乏特别令人信服的动态网络模型,动态网络的逼近能力还没有严谨的理论成果,学习算法尚需深入研究,特别是对于动态网络进行系统建模辨识与预报还缺乏系统的、深入的理论研究。所见报导多为给出一种结构及相应的学习算法和仿真验证其能力的实验结果。

目前大多数关于神经网络辨识的文献都是对非线性输入/输出模型建模,并发展相应算法;相比之下,对状态空间模型建模和其训练算法的工作要少得多,有待于进一步的研究。

尽管仍存在一些关键性的理论问题尚未解决,但许多研究成果表明神经网络在非线性和动力学系统建模中的应用有巨大前途。下面将给出训练神经网络表达非线性动态系统和它们的逆的方法和结构。

1.2.1.1 正向建模

正向建模是指训练一个神经网络表达系统正向动态的过程,这一过程建立的神经网络模型称正向模型。图1-1给出了正向建模的结构,其中神经网络与待辨识的系统并联,两者输出的

误差用作网络的训练信号。显然,这是一个典型的有教师学习问题^[36],实际系统作为教师,向神经网络提供训练算法所需的期望输出。如当系统是被控对象或传统控制器时,神经网络采用多层前向网络,可直接选择误差反传(BP)算法或其各种变形,这时代替被控对象的神经网络,可用来提供控制误差的反向传播通道,或直接替代传统控制器,如PID控制器等。而当系统为性能评价器时,则可选择再励学习算法。这里的网络既可以采用有全局逼近能力的神经网络,如多层感知机,也可选用有局部逼近能力的神经网络,如小脑模型关节控制器(CMAC)等。

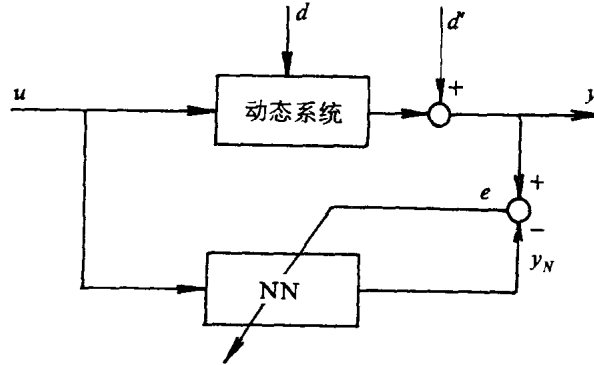


图 1-1 正向建模

由于在控制系统中,拟辨识的对象通常是动态系统,因此这里就存在一个如何进行动态建模的问题。一种办法是在网络内引入动态环节,形成动态网络——回归神经网络,用其进行建模^[39]。另一种办法,也是目前采用最多的方法^[40],即首先假设拟辨识对象为线性或非线性离散时间系统,或人为地离散化为这样的系统。利用 NARMA 模型

$$y^p(t+1) = f[y^p(t), y^p(t-1), \dots, y^p(t-n+1); u(t), u(t-1), \dots, u(t-m+1)] \quad (1.1)$$

以便在将 $u(t), u(t-1), \dots, u(t-n+1), y(t), \dots, y(t-m+1)$ 作为网络的增广输入。 $y(t+1)$ 作为输出时,利用静态网络学习上述差分方程中的未知非线性函数 $f(\cdot)$ 定义网络的输出为 y^m ,则有

$$y^m(t+1) = \hat{f}[y^p(t), \dots, y^p(t-n+1); u(t), \dots, u(t-m+1)] \quad (1.2)$$

其中 $\hat{f}(\cdot)$ 表示网络的输入—输出映射。这时图 1-1 的结构,也称串—并行建模法。如(1.2)式中的 $y^p(t), \dots, y^p(t-m+1)$ 用 $y^m(t), \dots, y^m(t-m+1)$ 代替,则应使用具有外部时延反馈的回归网络,此时也称并行建模法。

1.2.1.2 逆向建模

建立动态系统的逆模型,在神经网络控制中起着关键的作用,并且得到了最广泛的应用。这将在 1.2.2 节中加以介绍。

假设(1.1)式的非线性函数 f 可逆,易推出

$$u(t) = f^{-1}[y(t), \dots, y(t-n+1), y(t+1); u(t-1), \dots, u(t-m+1)] \quad (1.3)$$

注意上式中出现了 $t+1$ 时刻的输出值 $y(t+1)$ 。由于在 t 时刻不可能知道 $y(t+1)$,因此可用 $t+1$ 时刻的期望输出 $y_d(t+1)$ 来代替 $y(t+1)$ 。对于期望输出而言,其任意时刻的值总可以预先求出。此时,上式成为

$$u(t) = f^{-1}[y(t), \dots, y(t-n+1), y_d(t+1); u(t-1), \dots, u(t-m+1)] \quad (1.4)$$

同样, $u(t-1), \dots, u(t-m+1), y(t), \dots, y(t-n+1), y_d(t+1)$ 可作为网络的增广输入, $u(t)$ 可作其输出。这样利用神经网络进行逆建模, 也就成了学习逼近上述差分方程中的未知非线性函数 $f^{-1}(\cdot)$ 的问题了。

1. 直接逆建模

直接逆建模也称广义逆学习 (generalized inverse learning)^[42], 如图 1-2 所示。从原理上说, 这是一种最简单的方法。由图可以看出, 拟辨识系统的输出作为网络的输入, 网络输出与系统输入比较, 相应的输入误差用来进行训练, 因而网络将通过学习建立系统的逆模型。但是如果所辨识的非线性系统是不可逆的, 利用上述方法, 将得到一个不正确的逆模型。因此, 在建立系统的逆模型时, 可逆性必须事先假定。

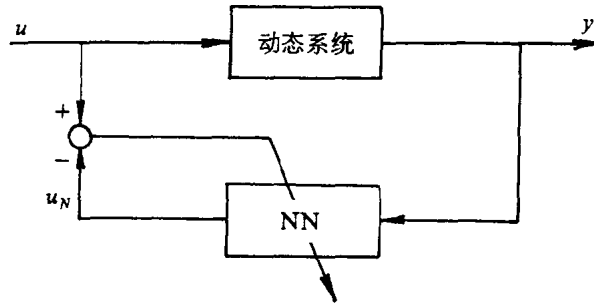


图 1-2 直接逆建模

为了获得良好的逆动力学特性, 应妥善选择网络训练时所需的样本集, 使其比未知系统的实际运行范围更大。但实际工作时的输入信号很难先验给定, 因为控制目标是使系统的输出具有期望的运动, 对于未知被控系统期望输入不可能给出。另一方面, 在系统辨识中, 为保证参数估计算法的一致收敛, 必须使用一定的持续激励的输入信号。尽管在传统的自适应控制中, 已提出了许多确保持续激励的条件, 但对神经网络, 这一问题仍待进一步研究^[41]。由于实际工作范围内的系统输入 $u(t)$ 不可能预先定义, 而相应的持续激励信号又难于设计, 这使利用这种方法时, 有可能给出一个不可靠的逆模型, 解决这个问题的方法是采用如下的正一逆建模法。

2. 正一逆建模

正一逆建模也称狭义逆学习 (specialized inverse learning)^[42, 36]。如图 1-3 所示。这时待辨识的网络 NN 位于系统前面, 并与之串联。网络的输入为系统的期望输出 $y_d(t)$, 训练误差为期望输出与实际输出之差, 或为与已建立的神经网络正向模型输出之差。

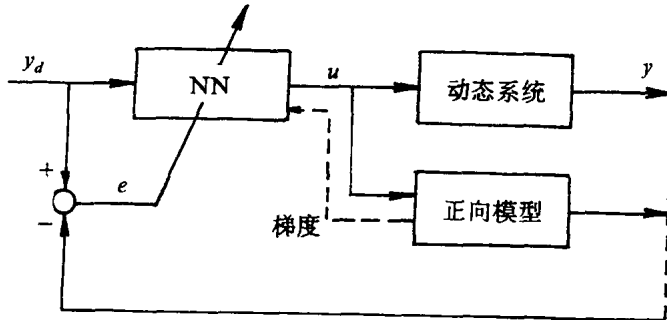


图 1-3 正一逆建模

该法的特点是:通过使用系统已知的正向动力学模型,或增加使用已建模的神经网络正向模型,以避免再次采用系统输入作为训练误差,使待辨识神经网络仍然沿期望输出附近进行学习。从而根本克服了使用系统输入作为训练误差所带来的问题。此外,对于不可拟的系统,利用此法也可得到一个具有期望特性的特殊的逆模型。

这类建模方法有三种不同的实现途径。

(1)直接利用系统的实际输出与期望输出之差作为网络逆模型的训练误差。但这时必须知道拟辨识系统的正向动力学模型,以便借其反传误差,这显然与系统解析模型未知矛盾。既然系统的解析模型已知,我们由此可直接推得系统的逆模型,再去辨识系统的逆模型已没有意义。不过,当系统的精确模型无法确知,推导其逆模型又过于繁琐时,利用神经网络进行辨识,仍不失为一种较好的选择。事实上,Jordan 和 Rumelhart 的研究表明,即使系统的解析模型不太精确,利用此法也可望得到一个精确的逆模型。

(2)已知系统的正向模型毕竟有悖于这里讨论的辨识问题,因此考虑用建立的神经网络正向模型的输出代替系统的实际输出形成训练误差。这里的神经网络正向模型可由前面介绍的方法预先建立,显然可由它提供误差的反向传播通道。相比之下,此法适于有噪声的系统,在不能利用实际系统已知模型的情形下,该法显出其优越性。缺点是,神经网络正向模型的建模误差,必然影响拟辨识逆模型的精度。

(3)仍利用实际输出构成训练误差,但反向传播通道则由神经网络正向模型提供。由于正向模型仅起误差梯度信息的反向传播作用,即使有一点误差,也不是至关重要的,它一般只影响逆模型神经网络的收敛速度。显然,这种方法综合了前两种方法的优点,克服了它们的缺点。

1.2.2 神经网络控制的结构

神经网络应用于控制系统设计主要是针对系统的非线性、不确定性和复杂性进行的。由于神经网络的适应能力,并行处理能力和它的鲁棒性,使采用神经网络的控制系统有更快的计算速度(实时性)、更强的适应能力和更好的鲁棒性。国内外将神经网络应用于控制系统设计的方式和结构很多^[35~38],目前,尚无统一的分类方法,本节根据作者对神经网络应用于控制系统设计的了解,对它的可能结构作一概述,然后对其进行分类。

1.2.2.1 神经网络控制系统的结构

1.2.1 节介绍的动态系统正向建模和逆向建模方法在相当程度上构成了神经网络控制结构的设计基础。目前有关神经网络控制方法与结构的文献很多,限于本书的目的,这里重点讨论那些与系统的正向模型和逆向模型直接相关的结构。

1. 神经网络监督控制

在实际中,存在许多控制问题,由于被控对象的解析模型未知或部分未知,利用传统的控制理论设计控制器非常困难,人工控制可能是唯一选择。但在恶劣的工作环境下,或控制任务只是些单调、重复和繁重的简单操作时,确有必要应用自动控制器代替上述手工操作。

取代人工控制的途径大致有两种。一是将手工操作中的经验总结成普通的规则或模糊规则,然后构造相应的专控控制或模糊控制器。二是在知识难以表达的情况下,应用神经网络学习人的控制行为,即对人工控制器建模,然后用此神经网络控制器代替人工控制。这种通过对人工或传统控制器进行学习,然后用神经网络控制器取代或逐渐取代原控制器的方法,称为神经网络监督控制^[43]。图 1-4 给出了这类方案的示意图。

从图 1-4 中可以看出,神经网络监督控制实际就是建立人工控制器的正向模型。经过训练

后,神经网络将记忆该控制器的动态特性,并且接受传感信息输入,最后输出与人工控制器相似的控制作用。但此法的缺点是,人工控制器靠视觉反馈进行控制,而用神经网络控制器进行控制后,由于缺乏视觉反馈,所构成的控制系统实际上是一个开环系统,这使其稳定性和鲁棒性均得不到保证。

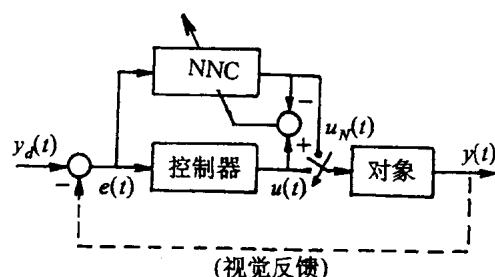


图 1-4 神经网络监督控制(I)

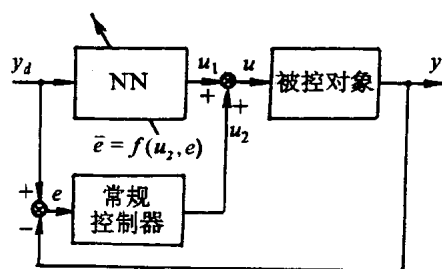


图 1-5 神经网络监督控制(II)

另一种神经网络监督控制是在传统控制器,如PID控制器基础上,增加一个神经网络控制器^[44],如图1-5。此时,神经网络实质上是一个前馈控制器,它建立的是被控对象的逆模型。由图1-5易看出,神经网络控制器通过向传统控制器的输出进行学习,在线调整自己,目标是使反馈误差 $e(t)$ 或 $u(t)$ 趋于零,从而使自己逐渐在控制中占据主导地位,以便最终取消反馈控制器的作用。但与图1-4的结构不同,这里反馈控制器仍然存在,一旦系统出现干扰等,反馈控制器仍然可以重新起作用。因此,采用这种前馈加反馈的监督控制方法,不仅可以确保控制系统的稳定性和鲁棒性,而且可有效地提高系统的精度和自适应能力。

2. 神经网络直接逆控制

神经网络直接逆控制就是将被控对象的神经网络逆模型,直接与被控对象串联起来,以使期望输出(即网络输入)与对象实际输出之间的传递函数等于1。直接逆控制在机器人控制方面应用较多^[39]。

神经网络直接逆控制在结构上与前述的逆向建模有许多相似之处。显然,该法的可用性在相当程度上取决于逆模型的准确程度。由于缺乏反馈,简单连接的直接逆控制将缺乏鲁棒性。因此,一般应使其具有在线学习能力,即逆模型的连接权必须能够在线修正。

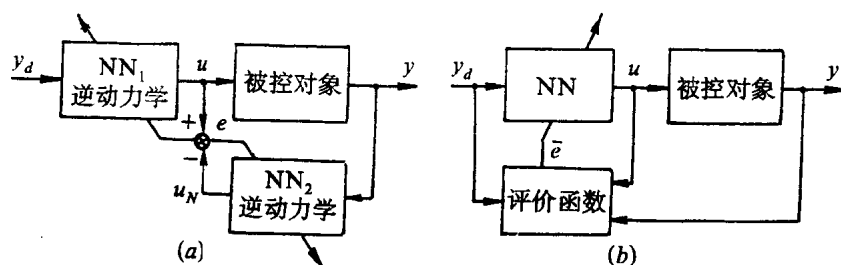


图 1-6 神经网络直接逆控制

图1-6给出了两种结构方案。图1-6(a)中^[45], NN_1 和 NN_2 是两个网络结构完全相同的神经网络,采用相同的学习算法,以使 NN_2 的输出与过程输入 u 的偏差 e 的二次型达到最小,即

NN_1 和 NN_2 都沿着 $E = \frac{1}{2} \sum_i e^T(t) e(t)$ 的负梯度方向修改连接权。图 1-6(b)^[46] 中的评价函数一般取 $e(t) = y_d(t) - y(t)$ ，但也可取 $e(t) = M_y(y_d(t) - y(t)) + M_u u(t)$ 等更一般的加权评价函数。上式中的 M_y, M_u 为适当维数的矩阵。

3. 神经网络自适应控制

与传统自适应控制相同，神经网络自适应控制也可分为自校正控制(STC)和模型参考自适应控制(MRAC)两种。两者的区别在于：自校正控制将根据对系统正向和(或)逆模型建模的结果，直接调节控制器内部参数，使系统满足给定的性能指标；而在模型参考控制中，闭环控制系统的期望性能由一个稳定的参考模型描述，控制的目的是使被控对象的输出一致渐近地趋于参考模型的输出。

1) 神经网络自校正控制

神经网络自校正控制也分为间接和直接控制两种。它们的根本区别是：前者使用常规控制器，离线辨识的神经网络估计器需要有足够高的建模精度；而后者则同时使用神经网络控制器和神经网络估计器，其中估计器可进行在线修正。

(1) 直接自校正控制

神经网络直接自校正控制，也称神经网络直接逆控制，它们实际上是一致的。其结构如图 1-6 所示。

(2) 间接自校正控制

其结构如图 1-7 所示。神经网络估计器用作过程参数或某些非线性函数的在线估计器，而控制信号则由常规控制器发出。这种控制结构已被许多研究者利用不同的网络模型，针对不同的对象使用^[47~49]。

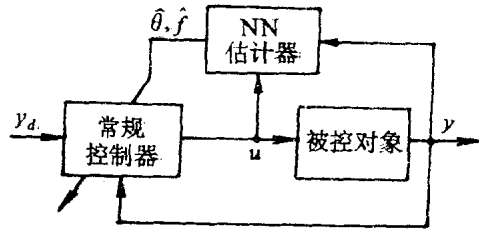


图 1-7 神经网络间接自校正控制

2) 神经网络模型参考自适应控制^[41]

基于神经网络的模型参考自适应控制也可分为直接和间接两种，如图 1-8 所示。神经网络控制器 NNC 的权修正目标是使输出误差 $e_c = y_m - y \rightarrow 0$ 或 e_c 的二次型最小。对于直接模型参考自适应控制(图 1-8(a))，误差 e_c 的反向传播必须确知被控对象的数学模型，这给 NNC 的训练带来了困难。为解决这一问题，可采用正—逆建模中的方法二、方法三，引入神经网络辨识器 NNI，首先离线辨识被控对象建立正向模型，作为 NNI，并可由 e_c 进行在线修正，从而形成图 1-8(b)的间接模型参考自适应控制。显然，在这种结构中，NNI 可为 NNC 提供误差 e_c 或其梯度的反向传播通道。由于参考模型可视为期望输出，因此在对象部分已知的情况下，若用常规控制器代替 NNC，此法与间接自校正控制方法类同。

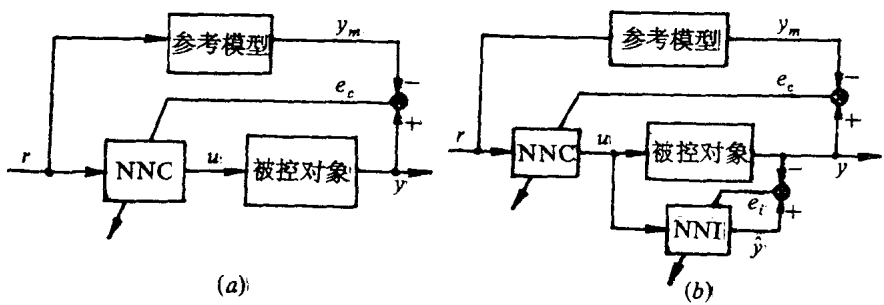


图 1-8 神经网络模型参考自适应控制

4. 神经网络内模控制

内模控制是近年来已被人们熟知的一种过程控制方法,它主要利用受控对象的模型和模型的逆构成控制系统。内模控制为非线性反馈控制器的设计提供了一种直接法,具有较强的鲁棒性。用神经网络建立受控对象的正向模型和控制器(逆模型),即构成了神经网络内模控制,见图 1-9^[49]。

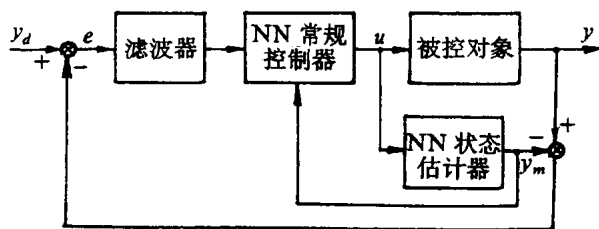


图 1-9 神经网络内模控制

在图 1-9 中,系统的正向模型与受控对象并联,两者之差被用作反馈的信号,此反馈信号又由前馈通道的滤波器及控制器处理。引入滤波器的目的是为了获得更好的鲁棒性和跟踪响应。

5. 神经网络预测控制

预测控制,又称基于模型的控制,是 20 世纪 70 年代后期发展起来的一类新型计算机控制算法。这种算法的本质特征是预测模型、滚动优化和反馈校正。已经证明,这种方法对非线性系统有期望的稳定特性^[49]。

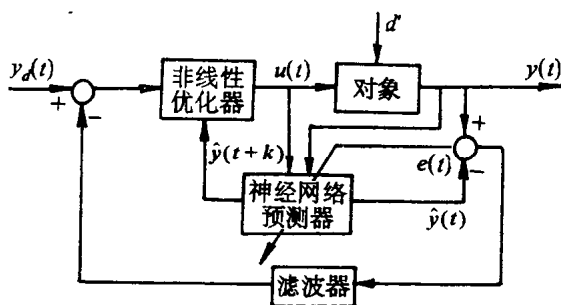


图 1-10 神经网络预测控制

图 1-10 给出了神经网络预测控制方案^[50]。图 1-10 中神经网络预测器建立了被控对象的预测模型,并可在线修正。利用预报模型,根据系统当前的输入、输出信息,预测未来的输出值。利用神经网络预测器给出的未来一段时间内的输出值和期望输出,对定义的二次型指标函数进行滚动优化(由优化器完成,实质上它是一优化算法,也可利用动态网络实现),产生对未来的控制序列,并仅以第一个控制量进行下一步的控制。

6. 神经网络自适应评判控制^[51]

上述各种控制方法有一个本质上的共同点,即都要求提供被控对象的期望输出。

由神经网络理论可知,神经网络学习算法一般可分成二种类型:有教师学习和无教师学习。有教师学习虽有最高的学习效率,但它需教师提供网络的期望输出,对于神经网络控制器,也就

是需要提供期望的控制信号。而一般来说,控制的目标就是要找到被控系统的这一期望输入。在系统模型未知或部分未知的情况下,这显然是难以预先提供的。无教师学习实质上是一种自组织聚类方法,它利用输入数据构造内部教师模型,不接受其它信息。除了这种学习方式外,还存在一种再励学习(reinforcement learning)方式。它实质上也是一种有教师学习,二者的区别在于,有教师学习中教师需对给定输入、提供期望输出;而再励学习中的教师不是指定的,而是一种评价,即教师是根据一定的性能指标对系统的性能作出评价,提供给网络进行学习。

显然,只需一个标量评价值的再励学习,在缺乏被控系统精确观测值、并只能获得定性的信息反馈时,是十分有用的。

神经网络自适应评判控制就是利用再励学习的一种控制结构,如图 1-11 所示。这种方法最早由 Barto 等在 1983 年提出,后由 Anderson 等加以发展。从图 1-11 可以看出神经网络自适应评判控制由两个网络组成,其中自适应评判网络在整个控制系统中,相当于一个需进行再励学习的“教师”。它的作用是一方面通过不断的奖励、惩罚等再励学习,使自己逐渐成为一个“合格”的教师;另一方面是在学习完成后根据被控系统的当前状态及外部再励信号,产生一内部再励信号,对目前的控制作用作出评价,并据此指导控制作用网络的再励学习,产生下一步的控制作用。

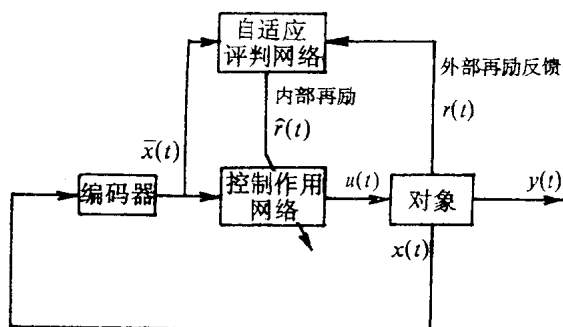


图 1-11 神经网络自适应评判控制

神经网络自适应评判控制与人脑的控制与决策过程比较接近,除应随时了解一些定性信息外,它完全不需要被控对象的先验模型,特别适合于许多具有高度非线性和严重不确定性的复杂系统的控制。

除了上述介绍的几种神经网络控制结构,应用中还存在许多其它类型的结构,例如将神经网络放置到传统控制器前或后的串联结构,将神经网络应用于变结构控制系统设计形成的神经网络变结构控制等。此外,神经网络与专家系统、模糊控制、遗传算法等技术相结合形成的神经网络专家控制、神经网络模糊控制、基因神经网络模糊控制,近年来受到广泛重视已成为智能控制技术研究发展的新热点。

1.2.3 神经网络控制方法的分类^[35]

神经网络控制目前尚无统一的分类方法, Werbos 将其分为学习控制、直接逆动态控制、神经网络自适应控制、BTT 控制和自适应评判控制五类。另外还有一些分类方法,这些分类基本上都是从控制结构形式上进行的。作者认为不仅应从其结构,还应从设计出发点考虑。据此,可将神经网络控制分为如下三类:

1.2.3.1 单纯神经网络控制

此类的特点是不依赖传统控制理论、控制系统结构,完全从神经网络自身特点出发,构成控