

王焕清 著

随机非线性系统 自适应神经网络控制

SUIJI FEIXIANXING XITONG
ZISHIYING SHENJING
WANGLUO KONGZHI



中国水利水电出版社
www.waterpub.com.cn

随机非线性系统 自适应神经网络控制

王焕清 著



中国水利水电出版社
www.waterpub.com.cn

内 容 提 要

本书系统地介绍了随机非线性系统的自适应神经网络控制设计方法。全书共分 8 章。第 1 章为绪论, 主要介绍非线性系统的控制方法和随机非线性系统自适应控制的发展概况。第 2 章介绍单输入单输出严格反馈随机非线性系统的跟踪控制设计方法。第 3 章介绍具有状态时滞的严格反馈随机非线性系统的自适应有界镇定控制设计方法。第 4 章介绍多输入多输出随机非线性关联系统的自适应神经网络分散控制方法。第 5 章讲述一类完全非仿射纯反馈随机非线性系统的自适应神经网络跟踪控制方法。第 6 章介绍具有输入死区和输入饱和纯反馈随机非线性系统的自适应神经网络跟踪控制方法。第 7 章详细讲述了一类具有非严格反馈随机非线性系统的自适应神经网络跟踪控制方法。第 8 章为结论与展望。

图书在版编目 (C I P) 数据

随机非线性系统自适应神经网络控制 / 王焕清著

—北京: 中国水利水电出版社, 2014. 12

ISBN 978-7-5170-2173-7



I. ①随… II. ①王… III. ①随机非线性系统—神经网络—自适应控制 IV. ①6211.6②TP273

中国版本图书馆CIP数据核字(2014)第136949号

书 名	随机非线性系统自适应神经网络控制
作 者	王焕清 著
出版发行	中国水利水电出版社 (北京市海淀区玉渊潭南路 1 号 D 座 100038) 网址: www.waterpub.com.cn E-mail: sales@waterpub.com.cn
经 售	电话: (010) 68367658 (发行部) 北京科水图书销售中心 (零售) 电话: (010) 88383994、63202643、68545874 全国各地新华书店和相关出版物销售网点
排 版	北京时代澄宇科技有限公司
印 刷	三河市鑫金马印装有限公司
规 格	170mm×240mm 16 开本 7.75 印张 184 千字
版 次	2014 年 12 月第 1 版 2014 年 12 月第 1 次印刷
印 数	001—800 册
定 价	22.00 元

凡购买我社图书, 如有缺页、倒页、脱页的, 本社发行部负责调换

版权所有·侵权必究

前 言

非线性系统的分析与控制设计一直是控制理论研究领域中的重点与热点问题。随着科学技术的发展,控制精度的提高要求对实际问题的描述愈来愈精确。于是,对某些实际过程进行分析时,随机因素的影响就不能轻易被忽略,从而对这些实际系统的描述,也就自然地由确定性系统转变成随机系统。随机非线性系统作为非线性系统的重要组成部分,适应面更广,但由于不确定性及模型复杂度的增加,其控制器设计和性能分析不论在结构上还是基础理论都要比确定系统复杂得多。因此,对随机系统的稳定性分析与控制器设计方面的研究得到了许多控制专家学者的广泛关注,特别是对 Itô 型随机系统的研究吸引了很多学者的研究兴趣。Backstepping 技术为解决具有下三角结构的非线性系统的分析与控制提供了系统化的设计方法;神经网络和模糊控制的研究和发展,为处理不确定非线性复杂系统的控制问题提供了有效的工具;随机 Lyapunov 泛函理论是随机非线性系统稳定性分析的便利工具。本书应用随机 Lyapunov 泛函理论,结合自适应 backstepping 技术和神经网络控制等工具研究了几类随机非线性系统的状态镇定、输出跟踪和分散控制等问题。

本书共分 8 章,第 1 章为绪论,简要介绍非线性系统及随机非线性系统控制方法发展概况。第 2 章给出一类严格反馈随机非线性系统自适应神经网络跟踪控制设计方法。第 3 章给出随机非线性时滞系统的自适应有界镇定控制设计方法。第 4 章将自适应神经网络分散控制方法推广到多输入多输出随机非线性关联系统。第 5 章讲述完全非仿射纯反馈随机非线性系统的自适应神经网络跟踪控制方法。第 6 章介绍具有输入死区和输入饱和纯反馈随机非线性系统的自适应神经网络跟踪控制方法。第 7 章详细讲述了一类具有非严格反馈随机非线性系统的自适应神经网络跟踪控制方法。第 8 章为结论与展望。

本书编写过程中,著者参考、借鉴和引用了大量国内外有关专著、论文等资料,得到很多专家和学者的宝贵意见,在此,谨向他们表示衷心的感谢!

由于本书涉及多个学科的知识，加之作者水平有限，书中的缺点和错误在所难免，恳请广大师生和各界读者提出宝贵意见。

著 者

2014 年 2 月

目 录

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 研究意义	1
1.2 非线性系统控制方法	2
1.2.1 自适应控制方法	2
1.2.2 Backstepping 控制方法	3
1.2.3 神经网络控制方法	4
1.3 随机非线性系统自适应控制发展概况	5
1.4 本文的主要内容	6
第 2 章 严格反馈随机非线性系统的自适应神经网络跟踪控制	8
2.1 引言	8
2.2 预备知识及问题描述	9
2.2.1 概念及引理	9
2.2.2 RBF 神经网络	10
2.2.3 问题描述	11
2.3 自适应神经网络跟踪控制	12
2.3.1 控制器设计	12
2.3.2 稳定性分析	17
2.4 仿真算例	19
2.5 结论	23
第 3 章 严格反馈随机非线性时滞系统的自适应神经网络控制	24
3.1 引言	24
3.2 问题描述	25
3.3 控制器设计与稳定性分析	26
3.4 仿真算例	35
3.5 结论	37
第 4 章 MIMO 随机非线性关联大系统的自适应神经网络分散控制	38
4.1 引言	38
4.2 问题描述	39
4.3 控制器设计与稳定性分析	40

4.4	仿真算例	49
4.5	结论	52
第5章	纯反馈随机非线性系统的直接自适应神经网络跟踪控制	53
5.1	引言	53
5.2	问题描述	54
5.3	控制器设计与稳定性分析	55
5.4	数值例子	62
5.5	结论	66
第6章	具有非光滑输入的纯反馈随机非线性系统的自适应神经网络控制 ...	67
6.1	引言	67
6.2	问题描述	68
6.3	具有输入死区的自适应神经网络跟踪控制	69
6.4	具有输入饱和的自适应神经网络跟踪控制	78
6.5	仿真算例	81
6.6	结论	86
第7章	非严格反馈随机非线性系统的自适应神经网络跟踪控制	87
7.1	引言	87
7.2	问题描述	88
7.3	控制器设计与稳定性分析	90
7.4	数值算例	101
7.5	结论	104
第8章	结论与展望	105
8.1	结论	105
8.2	展望	107
参考文献		108

第 1 章 绪 论

1.1 研究意义

系统广泛存在于现实世界中, 由于对系统的控制在军事、航空航天、工业生产等领域具有重要作用, 因此系统的性能分析与控制设计研究一直备受广大研究者的广泛关注。传统的自动控制理论主要以线性系统为主要的研究对象, 形成了以频域为基础的经典控制理论和以时域为基础的现代控制理论。到目前为止, 线性系统的分析与设计不仅在理论研究方面相当完备, 而且这些理论方法在实际工程中已经得到广泛应用, 并取得巨大的成就。随着社会生产规模的不断扩大以及现代工业对控制性能要求的不断提高, 使得被控对象往往具有非线性、时变性、参数间的强耦合、反应机理复杂、检测困难等特点, 而且线性系统的动态特性已不足以解释许多常见的实际非线性现象。因此, 自 20 世纪 80 年代以来, 非线性系统的控制问题受到了国内外控制界的普遍重视。

非线性系统控制是控制理论研究的一个重要的分支^[1], 至今在该方向的许多研究成果已普遍应用于实际工程控制问题中。在非线性系统研究的初级阶段, 通常假设系统的非线性项可以线性化或具有已知的上界。然而在实际工业控制、航空航天和经济等领域的许多系统中, 由于环境因素、建模误差、测量误差、元件老化、外界干扰等等不可抗拒的不确定因素的存在, 使得系统建模过程中往往存在参数估计误差、时滞不确定性、随机干扰或系统未建模动态等, 使得真正能用确定性系统描述的理想过程是不存在的。为解决具有上述不确定性的非线性系统的控制问题, 一些先进的控制方法如自适应控制、切换控制、变结构控制、神经网络控制和模糊控制等控制技术相继问世, 这些控制方法已被成功应用于复杂非线性系统的性能分析与控制设计。

随着科学技术的发展, 为了获得较高的控制精度, 要求对实际问题的描述愈来愈准确。于是, 对某些实际过程进行分析时, 随机因素的影响就不能轻易地被忽略, 也就有必要从通常的确定性观点转移到随机的观点, 从而对这些实际系统的描述, 也就自然地由确定性系统转变成随机系统。因此, 对随机系统的稳定性分析与控制器设计方面的研究得到了国内外众多控制领域专家学者的广泛关注。特别是对 Ito 型随机非线性系统的研究吸引了很多学者的研究兴



趣。然而, 随机非线性系统与确定性非线性系统相比, 前者不论在结构上, 还是基础理论都比确定性非线性系统复杂得多。因此, 对随机非线性系统的研究不仅具有重要的理论意义, 且具有重要的现实意义。

1.2 非线性系统控制方法

非线性系统控制的研究方法, 是针对一类类满足一定条件的非线性控制系统, 由简单到复杂, 由特殊到一般逐渐发展起来的^[2]。20 世纪 80 年代以来, 不确定非线性系统的控制问题受到众多控制工作者的高度重视, 相继提出了多种非线性控制方法, 如自适应控制、鲁棒控制、滑模控制以及 backstepping 控制方法和变结构控制方法等。近年来随着智能控制理论的发展, 模糊系统、神经网络等智能控制方法与上述控制方法相结合产生了很多非线性智能控制策略, 例如自适应模糊控制方法、自适应神经网络控制方法等。以下主要介绍与本书研究相关的自适应控制、backstepping 设计方法和神经网络控制方法的发展概况。

1.2.1 自适应控制方法

自适应控制是控制科学与控制工程领域非常活跃的研究课题之一, 也是现代控制理论的一个重要组成部分。自适应控制的研究对象是具有不确定性的系统, 所谓“不确定性”是指被控系统的数学模型是不确定的。这种不确定性主要由以下几个方面构成: 被控系统的数学模型都是实际问题的近似, 因此总是与实际系统存在误差; 外部环境对系统产生的随机扰动; 控制对象随时间或工作环境不同而发生变化, 且很难预知其变化规律。自适应控制的基本思想就是所谓的必然等价原理^[3], 即针对含有不确定参数, 且能近似实际控制过程的系统模型, 根据所期望的控制性能指标, 设计出相应的反馈控制律, 然后用未知参数的估计值代替所设计控制律中的未知参数, 通过适当地修正该控制律, 并实时地将由此控制律决定的控制器作用于原始系统中去, 同时还需确保整个闭环系统的稳定性。

从实际应用的角度自适应控制可分为模型参考自适应控制和自校正控制两大类。模型参考自适应控制是在 20 世纪 50 年代末期由美国麻省理工学院 Whitaker 教授^[4]针对直升机自动驾驶仪的设计问题所提出的。随后, 许多学者对模型参考自适应控制开展了进一步的研究工作^[5,6]。模型参考自适应控制是利用一个生成所期待相应的模型作为参考模型, 控制器参数基于实际系统与参考模型间的误差进行修正以使系统响应收敛于期待响应。到 20 世纪 70 年代, 在自适应控制理论方面已取得了很多突破, 如自校正调节取得了充分的发展^[7]。



自校正控制就是指在利用过程输入输出数据在线辨识被控系统或控制器参数的基础上,应用参数估计值去调整常规控制器参数,从而适应被控系统不确定性使其良好运行的控制方法。

在 20 世纪 80 年代,鲁棒自适应控制吸引了控制界学者的关注,并逐渐形成了一个全新的研究领—鲁棒模型参考自适应控制^[3,8]。同时,微分几何理论的不完善,使得非线性系统的控制研究逐渐得到研究人员的注意,并提出了一些重要的非线性系统的控制设计方法,如反馈线性化方法^[9]和非线性自适应控制设计方法^[10]等。但是,反馈线性化方法不能用来处理含有未知参数的非线性系统,而文献 [10] 中所提出的非线性自适应控制方法则要求受控非线性系统满足匹配条件,即系统的非线性项要在控制输入张成的空间中。为了克服上述方法的弱点,下面来介绍 backstepping 设计方法。

1.2.2 Backstepping 控制方法

Backstepping 方法是由 I. Kanelakopoulos 和 P. V. Kokotovic 等学者在 20 世纪 90 年代初针对一类具有严格反馈结构的非线性系统提出一种能够保证全局稳定和渐近跟踪性能的控制设计方法^[51],该方法有效地解决了不满足匹配条件的非线性系统控制设计问题。对于严格反馈(下三角形结构)系统和反馈等价于这种形式的非线性系统,该方法提供了一种通用的设计控制器的迭代构造工具。因此,该方法一经提出便吸引了国内外众多控制领域的专家学者高度关注,提出了一些基于 backstepping 控制设计方案,取得了许多重要的研究成果^[52~54]。为了突破严格反馈结构的限制条件,一些学者一直致力于寻求新的自适应 backstepping 设计方法。主要代表性工作为:文献「11, 12」结合 backstepping 方法和鲁棒控制技术分别研究了一类半严格反馈系统的鲁棒自适应控制问题,在同时具有参数不确定性和未知非线性的条件下,得到了闭环系统的全局一致有界性。Backstepping 的基本设计思想是:将复杂的非线性系统分解成不超过系统阶数的子系统,然后单独设计每个子系统的部分 Lyapunov 函数,在保证子系统具有一定收敛性的基础上获得了子系统的虚拟控制律和自适应律;以此类推,最终获得整个闭环系统的实际控制律和自适应律,且结合 Lyapunov 稳定性分析方法来保证闭环系统的收敛性。该方法是一种非线性系统的递推设计方法,非常适合在线控制,从而达到减少在线时间的目的,给非线性系统的控制设计带来了很大的方便。

控制理论的多年发展表明,backstepping 技术是非线性控制领域中非常重要的一种控制设计方法,该方法的发展不仅具有重要的科学意义,而且在飞机及导弹控制系统等实际控制问题中得到了成功的应用。但是,自适应 backstepping 方法只能处理系统中含有不确定参数的控制问题,却难以解决非线性



项结构不确定的复杂系统的性能分析与控制设计问题。

1.2.3 神经网络控制方法

信息科学、数学、系统科学以及生命科学之间的相互交叉和相互融合促进了现代科学技术的快速发展。人工智能涉及神经网络、模糊逻辑和计算技术等领域,其研究和发展体现了现代科学多学科交叉的重要特征。

人工神经网络是利用简单数学模型来模拟人脑功能的信息处理系统。神经元的数学模型是在1943年由美国心理学家 W. McCulloch 和数理逻辑学家 W. Pitts 在分析神经元基本特性的基础上提出的。随后,许多科学家开始投身于神经网络领域的研究工作,并取得了重要的研究成果,先后提出了一些神经网络模型,如 Hopfield 神经网络^[13,14]、Back Propagation (BP) 神经网络^[15]和径向基函数(RBF)神经网络^[16]等。神经网络主要具有以下几个特征:①本质上的非线性,能够逼近任意属于 L_2 的非线性函数;②系统信息等势分布于各神经元及其连接权中,具有很强的鲁棒性和容错性;③具有高度的自适应性和自组织性,能够学习和适应不确定系统的动态特性;④采用并行方式处理信息,可提高运算的速度;⑤适用于多信号的融合,可同时综合定量和定性信号,特别适用于多输入多输出系统。基于神经网络的这些特点,对其研究已涉及计算机科学、控制论、信息科学、微电子学、心理学、数学等学科,并且广泛应用于模式识别、信号处理和智能控制等领域。

鉴于神经网络具有良好的并行处理、逼近任意光滑非线性函数、自组织学习等能力,这些特点可以很好的处理系统的不确定性问题。近年来,神经网络已成功地应用到非线性系统的辨识与控制中^[17,18],为解决复杂的非线性、不确定以及未知系统的控制问题开辟了一条新的途径。通过神经网络和自适应控制方法相结合,Polycarpou 等^[19,20]提出了基于神经网络的自适应控制方案,所提出的控制方法很好地克服了传统自适应控制要求系统的不确定参数是可线性化的、且需要计算繁杂的回归矩阵等弱点。Sanner 等^[21,22]在高斯 RBF 神经网络的逼近性和自适应滑模控制方面做了许多重要的工作。利用自适应 backstepping 方法与神经网络方法相结合,许多学者(如 Lewis、Ge 和 Chen 等)解决了既不满足匹配条件而且结构也未知的非线性复杂系统的稳定性分析和控制器设计问题^[23~29]。在这些研究中,神经网络用来逼近系统的未知非线性函数,传统的自适应控制方法用于在线调节神经网络基函数的权值,进而应用 backstepping 方法来构造整个系统的控制器,并结合 Lyapunov 理论证明系统的稳定性。尽管神经网络在自适应控制领域取得了丰富的研究成果,然而这些成果都是建立在被控系统具有严格反馈形式或纯反馈形式,即系统都是下三角结构的。如何应用基于神经网络的自适应控制方法解决不具有下三角结构系统



的控制问题，是当前控制领域专家学者面临的重要课题。

1.3 随机非线性系统自适应控制发展概况

随机系统广泛存在于社会经济和工程领域的许多实际问题中，因此对随机系统的研究已成为工程技术人员和控制理论界众多学者的重要研究课题。随机非线性系统作为非线性系统的重要组成部分，因考虑了外部随机干扰等因素，适应面更广，但由于不确定性及模型复杂度的增加，其控制器设计和性能分析不论在结构上，还是基础理论都要比确定系统复杂得多。因此对随机非线性系统的研究一直是非常活跃的研究领域，而且具有重要的现实意义。随机镇定理论自 20 世纪 60 年代建立以来，很长一段时间都无法应用 Lyapunov 函数方法对随机系统进行性能分析，因为 Itô 随机微分不仅引入了梯度项，而且引入了 Lyapunov 函数的二次导数项。因此，较之确定性系统，随机非线性系统镇定控制器设计的发展要缓慢许多。直到 90 年代初，Florhinger 等^[30,31]才给出了关于随机非线性系统镇定的相关结果，为对随机非线性系统的深入研究奠定了基础。

自从系统化的设计技术如 backstepping 方法被成功用于控制设计确定性非线性系统之后，如何将其推广到随机非线性系统已经成为一个公开的研究领域。按照 Lyapunov 函数选择的不同，现有的针对随机非线性系统的控制器设计方案主要可以分成两大类：一类是 Pan 和 Basar^[32,56]提出的利用二次 Lyapunov 函数和 backstepping 方法研究了一类严格反馈随机非线性系统（在风险灵敏指标下）镇定控制器的设计问题。进而，Liu 等^[33,34]基于二次 Lyapunov 函数和 backstepping 技术研究了非线性随机系统输出反馈控制设计方法。另一类是由 Deng 和 Krstic 学者^[57~60]所提出的，通过引入四次 Lyapunov 函数，对严格反馈和输出反馈随机系统给出了 backstepping 设计方案，研究了随机系统的镇定、扰动抑制和逆优控制设计方法。随后，基于四次 Lyapunov 函数的控制设计方法被广泛应用于随机非线性系统的稳定性分析与控制设计问题，并取得了许多重要的研究成果^[35~44,92]。基于 Stochastic LaSalle 定理，Ji 等^[61]应用自适应 backstepping 设计方法研究了参数化严格反馈随机系统的输出跟踪控制；Liu 和 Zhang 等^[93,119]利用自适应 backstepping 方法研究了随机非最小相位系统和具有线性有界不可测状态的随机系统的输出反馈控制问题；Fan、Han 和 Wen 学者等^[45]研究了随机非线性关联系统的自适应 backstepping 跟踪控制问题；Wu 等^[35,36]分别研究了具有马尔科夫跳变的非线性随机系统以及随机 Hamiltonian 系统的 backstepping 控制设计方法；Xie 等系统地研究了高阶随机非线性系统的自适应 backstepping 控制设计问题^[37~44]。

应用自适应 backstepping 技术与神经网络方法相结合, Psillakis 等^[72,73] 研究了一类严格反馈随机非线性系统的自适应神经网络跟踪问题。最近, Yu 等^[46,94] 针对具有状态时滞的随机非线性系统, 提出了自适应神经网络控制设计方案; Tong、Chen、Li 等学者针对随机非线性系统提出了基于近似逼近的自适应神经网络(或模糊)输出反馈控制设计方案^[64,78]。尽管目前对随机非线性系统已经有了一些研究成果, 但仍然存在一些问题需要进一步探讨。即: 当所研究的系统的阶数较高且含有较多的不确定非线性函数时, 在应用神经网络来辨识系统中的不确定非线性函数时, 需要在线调解方程的数目依赖于权向量的维数和系统的阶数。当权向量的维数或系统的阶数增大时, 需要在线调解方程的数目将变得非常多, 这会导致在线学习时间趋向于不可接受的大, 同时能量消耗是不可以避免的。

1.4 本书的主要内容

本书在深入学习随机非线性系统理论和智能控制设计方法的基础上, 应用反步递推设计方法、自适应控制技术和不等式技巧, 并借助于随机 Lyapunov 稳定性理论, 针对几类随机非线性非时滞和时滞系统, 提出了几种自适应神经网络控制设计方案。所提出的控制方案保证了闭环系统的期望控制性能。本书的主要内容包括以下几个方面:

第1章: 首先阐述了本书的研究意义; 接着回顾了非线性系统的主要控制设计方法, 着重讲述了自适应控制、Backstepping 控制和神经网络控制方法; 然后介绍了随机非线性系统的自适应控制方法的发展情况; 最后列出了本书研究的主要内容。

第2章: 研究了一类 SISO 严格反馈随机非线性系统的自适应跟踪控制问题。在控制器的设计过程中, 应用 RBF 神经网络来近似闭环系统的组合非线性函数, 随后基于 backstepping 设计方法提出一个自适应神经网络跟踪控制方案。所提出的控制方案使得在线调节方程的个数大大减少, 即: 对于一个 n 阶非线性系统, 只需要一个在线调节方程, 并通过 Lyapunov 稳定性理论证明了闭环系统的有界性和跟踪性能。最后应用数值算例验证了本章所提出方案的有效性。

第3章: 研究了一类 SISO 严格反馈随机非线性时滞系统的自适应神经网络有界镇定问题。在控制方案设计过程中, 首先通过构造一个新的 Lyapunov-Krasovskii 泛函以补偿系统中的时滞非线性项, 其次应用神经网络来逼近系统的组合非线性函数, 最后结合双曲正切函数的性质提出一个能够保证闭环系统的所有信号是依概率有界的自适应神经网络控制方案。仿真算例



表明所提出的控制方案是有效的。

第4章：在第2、3章的基础上研究了一类MIMO随机非线性关联大系统的自适应有界镇定问题。应用backstepping技术和四次型Lyapunov函数提出了一个自适应神经网络分散控制方案。所提出的控制方案保证了闭环系统的所有变量是依概率最终有界的。本章所提出的控制器结构更加简单；并且对于每一个子系统仅需要一个自适应参数在线调节，从而极大地降低了计算量，使得控制器更加便于实际应用。仿真结果说明了本章所提出方案的有效性。

第5章：研究了一类完全非仿射纯反馈随机非线性系统的自适应神经网络跟踪控制问题。在控制器设计过程中，首先应用隐函数定理和均值定理将系统的非仿射函数转化成仿射形式，进而应用RBF神经网络逼近期望的虚拟控制和实际控制信号，最后结合Lyapunov泛函理论和backstepping方法设计出一个自适应跟踪控制方案。所提出的控制方案不仅保证了闭环系统所有信号的依概率有界性，而且能够达到较好的跟踪性能。值得指出的是所提出的控制设计方案不仅取消了仿射项上界所需的任何约束，而且克服了控制器的循环设计问题。最后通过数值例子进一步验证了所提方法的有效性。

第6章：在第5章的基础上研究了具有输入死区和饱和的纯反馈随机非线性系统的跟踪控制问题。首先应用中值定理将系统的非仿射函数转化成仿射形式，然后针对死区非线性采用等价分解的方法将死区表示成关于死区输入和死区参数的线性部分与有界非线性扰动部分之和的形式；对于饱和非线性引入一个与饱和函数存在有界误差的光滑函数近似系统的饱和函数，最后基于backstepping技术提出了不依赖非平滑输入参数的自适应神经网络控制方案。所提出的控制方案保证了闭环系统所有变量的依概率有界性，且使得系统的输出跟踪误差能够收敛到原点的一个较小的邻域内。数值算例进一步验证了所提出的控制设计方案的有效性。

第7章：在前几章的基础上研究了一类具有非严格反馈结构的随机非线性系统的自适应神经网络跟踪控制问题。首先，对系统的非线性项给出适当的假设条件，应用函数分离技术和数学不等式技巧对系统的全状态非线性函数进行变量分离；然后，在设计过程的每一步中通过引入一个适当的连续函数来补偿在后续设计步骤中出现的当前状态变量的函数，应用神经网络逼近系统中未知的组合非线性函数，并且在线估计神经网络基函数权向量范数，这样就可使自适应参数数目大大减少；最后，应用自适应backstepping设计方法结合Lyapunov函数稳定性理论提出一种自适应神经网络跟踪控制方案，且证明闭环系统的稳定性和收敛性。仿真结果验证了所提出控制方案的有效性。

第8章：总结了本书的研究结果，并展望了未来的工作。

第2章 严格反馈随机非线性系统的 自适应神经网络跟踪控制

2.1 引言

随机非线性系统因考虑了外部的随机干扰等因素,适应面更广,但由于不确定性及模型复杂度的增加,其控制器设计和性能分析比确定性情形要复杂、困难得多。因此,随机非线性系统控制问题的研究是一项具有实际意义和富有挑战的研究课题,已经吸引了国内外控制领域专家学者的高度关注,提出了许多的控制方法。特别是,backstepping技术已经被广泛地用于研究具有严格反馈结构的随机非线性系统的控制器设计与性能分析^[56~60,118,119]。注意到上述经典的自适应backstepping控制方法^[56~60,118,119]依赖系统函数或者其范数界函数的精确信息,当系统函数及其范数的界函数未知时,上述方法便无法解决这类系统的控制问题。为此,一些学者提出了基于近似逼近的自适应模糊(或神经网络)控制方法。利用自适应backstepping方法与神经网络方法相结合,Psil-lakis等^[72,73]研究了一类简单的严格反馈随机非线性系统的自适应神经网络跟踪问题。Wang和Zhang等^[63]给出了具有未知控制增益函数的严格反馈随机非线性系统的自适应模糊backstepping控制方案。最近,Tong、Li等学者针对随机非线性系统提出了基于近似逼近的自适应神经网络(或模糊)输出反馈控制设计方案^[64,78,120~122]。

尽管目前国内外有关随机非线性系统的自适应神经网络和自适应模糊等智能控制的研究已经得到了很大的发展,但仍然存在一些问题需要进一步探讨。例如,文献^[63,72,73]要求系统的控制增益函数的界函数是已知的;另外,当应用神经网络或模糊系统来辨识系统中的不确定非线性函数时,所得出的在线调解方程的数目依赖于权向量的维数和系统的阶数。当权向量的维数或系统的阶数增大时,需要在线调解方程的数目将变得非常多,这会导致在线学习时间趋向于不可接受的大,同时能量消耗是不可避免的。

基于上述讨论,本章针对一类单输入单输出(SISO)严格反馈随机非线性系统,基于backstepping方法提出了一个自适应神经网络跟踪控制方案。



在设计控制器的过程中, 利用径向基函数 (RBF) 神经网络来逼近系统中的不确定非线性函数。所提出的控制方案保证了闭环系统的所有信号是依概率有界的, 且使得系统的跟踪误差能够收敛到原点的一个小邻域内。值得指出的是, 本章所提出的自适应神经网络控制方案不仅放宽了文献 [63, 72, 73] 中对控制增益函数的限制条件, 而且通过估计神经网络权向量范数的上界, 使得在线调节方程的数目大大减少, 从而减小了计算量, 也为解决具有高阶非线性系统的实际问题提供了思路。最后, 应用仿真算例验证了所提控制方案的有效性。

2.2 预备知识及问题描述

2.2.1 概念及引理

为了介绍几个重要的概念和引理, 首先考虑如下随机非线性系统:

$$dx = f(x) dt + h(x) dw \quad (2.1)$$

其中 $x \in R^n$ 是系统状态, w 表示定义在完备概率空间 (Ω, F, P) 上的 r 维布朗运动, 其中 Ω 为样本空间, F 为 σ -代数簇, P 代表概率测度。 $f(\cdot): R^n \rightarrow R^n$, $h(\cdot): R^n \rightarrow R^{n \times r}$ 是关于 x 的局部 Lipschitz 函数, 且 $f(0) = 0$, $h(0) = 0$ 。

定义 2.1: 对任意的函数 $V(x) \in C^2$, 及相应的随机微分方程式 (2.1), 定义无穷微分算子 L 为

$$LV = \frac{\partial V}{\partial x} f + \frac{1}{2} \text{Tr} \left(h^T \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} h \right) \quad (2.2)$$

其中 $\text{Tr}(A)$ 表示矩阵 A 的迹。

定义 2.2: 文献 [62] 如果

$$\lim_{c \rightarrow \infty} \sup_{0 \leq t < \infty} P\{\|x(t)\| > c\} = 0 \quad (2.3)$$

则称随机过程 $\{x(t), t \geq 0\}$ 是依概率有界的。

引理 2.1: 文献 [72] 考虑系统式 (2.1), 如果存在一个正定、径向无界、二阶连续可微的 Lyapunov 函数 $V: R^n \rightarrow R$, 常数 $a_0 > 0$, $b_0 \geq 0$, 使得

$$LV(x) \leq -a_0 V(x) + b_0 \quad (2.4)$$

则①系统 (2.1) 存在唯一解; ②系统 (2.1) 是依概率有界的。

引理 2.2: (Young 不等式^[57]) 对任意正数 $\epsilon > 0$, 下面的不等式成立

$$xy \leq \frac{\epsilon^p}{p} |x|^p + \frac{1}{q\epsilon^q} |y|^q, \quad \forall (x, y) \in R^2 \quad (2.5)$$

其中 $\epsilon > 0$, $p > 1$, $q > 1$, 并且 $(p-1)(q-1) = 1$ 。



2.2.2 RBF 神经网络

神经网络是由大量的人工神经元连接而成的系统结构, 具有模拟人的部分形象思维的能力。其特点是具有非线性、学习能力和自适应性。1985 年 Powell^[66] 提出了多变量插值的径向基函数 (RBF)。1988 年 Broomhead 和 Lowe 将 RBF 用于人工神经网络设计, 构造了径向基函数神经网络^[67]。

RBF 神经网络由隐含层和输出层两层网络组成, 其拓扑结构如图 2.1 所示。隐含层实现不可调参数的非线性转化, 即隐含层将输入空间映射到一个新的空间。输出层则在该新的空间实现线性组合。因此, RBF 神经网络是一个线性参数化的神经网络^[29], 并其数学表达式如下

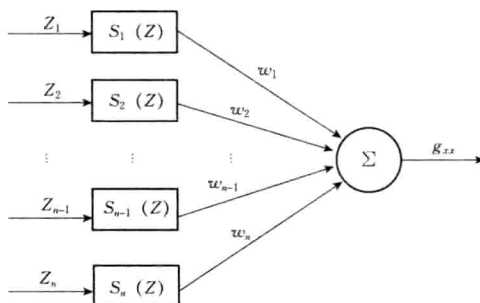


图 2.1 RBF 神经网络的拓扑结构

$$f_m(Z) = W^T S(Z) \quad (2.6)$$

其中输入向量 $z \in \Omega_Z \subset R^q$, q 是神经网络的输入维数, $W = [w_1, w_2, \dots, w_l]^T \in R^l$ 是神经网络权值向量, $l > 1$ 是神经元节点数, $S(Z) = [s_1(Z), s_2(Z), \dots, s_l(Z)]^T \in R^l$ 是基函数向量, $s_i(Z)$ 称做基函数。文献 [68] 指出了 $S(Z)$ 的选取原则: 对于定义在 $[0, \infty]$ 上连续正定的函数 $s(Z)$, 且其一阶导数单调递增, 则该函数就可以用作一个径向基函数。通常选取基函数 $s_i(Z)$ 为高斯型函数:

$$s_i(Z) = \exp\left[\frac{-(Z - \nu_i)^T (Z - \nu_i)}{r^2}\right], \quad i = 1, \dots, l \quad (2.7)$$

其中 $\nu_i = [\nu_{i1}, \nu_{i2}, \dots, \nu_{iq}]^T$ 是基函数的中心, r 是高斯函数的宽度。

经文献 [21, 69] 研究表明, RBF 神经网络 (2.6) 能够在有界闭集 $\Omega_Z \subset R^q$ 上以任意精度逼近任意连续函数 $f(Z)$:

$$f(Z) = W^{*T} S(Z) + \delta(Z), \quad \forall Z \in \Omega_Z \in R^q \quad (2.8)$$

其中 $\delta(Z)$ 是逼近误差且满足 $|\delta(Z)| \leq \epsilon$, W^* 是人为给定的理想的常数权向量。 W^* 取对于所有的 $Z \in \Omega_Z$, 使得 $|\delta(Z)|$ 最小的 W 值, 即

$$W^* : = \operatorname{argmin}_{W \in R^l} \left\{ \sup_{Z \in \Omega_Z} |f(Z) - W^T S(Z)| \right\} \quad (2.9)$$