

分类号：TP74

密 级：公开

学校代码：10363

学 号：2210330117



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目

基于动态面控制的严反馈

非线性系统容错控制研究

论 文 作 者

张陈

校 内 导 师

邓雄峰

校 外 导 师

夏春琴

专业学位类别

电子信息（085400）

研究方向（领域）

非线性系统容错控制

论文提交日期：2024 年 5 月 15 日

基于动态面控制的严反馈非线性系统容错控制研究

摘 要

随着科学技术的发展，人们对工业系统控制器的要求越来越高，传统的控制算法已经难以满足复杂系统稳定性的要求，动态面控制方法作为处理复杂非线性系统的有效工具，目前已得到广泛的关注。当复杂非线性系统运行时，可能受到执行器故障的影响，如输入饱和故障、死区故障、停机故障、时变偏移故障等，当系统中出现这些故障时，系统需要采取相关措施确保系统能够稳定运行，以防止系统发生更严重的故障或损失。当前，对于具有执行器故障的非线性系统容错控制器的设计，是研究人员关注的热点之一。为此，本文针对具有执行器故障下的严反馈非线性系统的容错控制问题展开研究，通过考虑不同类别执行器故障，结合动态面控制技术、RBF（Radial Basis Function）神经网络逼近方法等控制方法，对研究的系统设计相关的自适应控制律，解决系统的容错跟踪控制问题。总体来说，论文的主要工作总结如下：

（1）针对执行器输入饱和下严反馈非线性系统的容错控制问题，设计了自适应神经网络动态面容错控制律和一类辅助动态控制系统，实现了系统的容错跟踪控制。结合动态面控制技术，利用 RBF 神经网络对递归设计中出现的未知非线性动态实施逼近；通过引入一类一阶低通滤波器解决了对虚拟控制律求导造成的计算量大和“复杂度爆

炸”问题；通过引入一类辅助动态控制系统，解决了系统中的输入饱和和故障补偿问题，基于设计的自适应神经网络动态面容错控制律，保证了闭环系统中所有信号有界的同时，系统输出能够跟踪期望的轨迹，并且跟踪误差能够收敛于一个原点的很小的领域。通过李雅普诺夫稳定性定理，证明了理论分析的正确性。

(2) 针对未知控制方向和未知执行器故障下不确定严反馈非线性系统的容错控制问题，提出了一类基于 Nussbaum 增益函数的自适应神经网络动态面容错控制策略，解决了系统的容错跟踪控制。结合动态面控制技术，通过引入 RBF 神经网络对递归设计中出现的不确定非线性动态进行逼近，并对其中的未知参数进行估计；通过引入一类一阶滤波器，为了避免对虚拟控制律求导而引起“复杂性爆炸”问题；为了解决执行器故障引起的未知控制方向问题，在递归设计中考虑了 Nussbaum 增益函数技术，提出了基于 Nussbaum 增益函数的自适应神经网络动态面容错控制策略，保证了闭环系统中的所有信号都是有界的，并且对设计的参数值进行适当调整，可以确保跟踪误差收敛到原点的指定小邻域。通过李雅普诺夫稳定性定理，证明了理论分析的正确性。

(3) 为了验证提出的容错控制策略的有效性，分别采用数值系统和实际工程系统进行了仿真分析。针对具有执行器输入饱和严反馈非线性系统给出的仿真分析表明，设计的自适应神经网络动态面容错控制律能够保证闭环系统的所有信号都有界，且跟踪误差能够收敛到原点的很小领域，进而证明了设计的控制律的有效性。通过对未知控

制方向和未知执行器故障下不确定严反馈非线性系统的仿真分析表明,设计的基于 Nussbaum 增益函数的自适应神经网络动态面容错控制策略,能够确保跟踪误差收敛于原点的很小邻域,验证了所设计的控制律的有效性。

关键词: 容错控制, 动态面控制, RBF 神经网络, 严反馈非线性系统, 执行器故障

RESEARCH ON FAULT-TOLERANT CONTROL OF STRICT FEEDBACK NONLINEAR SYSTEMS BASED ON DYNAMIC SURFACE CONTROL

ABSTRACT

With the development of science and technology, people's requirements for industrial system controllers are increasing. Traditional control algorithms are no longer able to meet the stability requirements of complex systems. As an effective tool for dealing with complex nonlinear systems, dynamic surface control methods have received widespread attention. When complex nonlinear systems operate, they may be affected by actuator faults, such as input saturation faults, dead zone faults, shutdown faults, time-varying offset faults, etc. When these faults occur in the system, the system needs to take relevant measures to ensure stable operation to prevent more serious faults or losses from occurring. Currently, the design of fault-tolerant controllers for nonlinear systems with actuator faults is one of the hot topics of research. Therefore, this article focuses on the fault-tolerant control problem of strict feedback nonlinear systems with actuator faults. By considering different types of actuator faults and combining control methods such as dynamic surface control technology and RBF (Radial Basis Function) neural network approximation method,

relevant adaptive control laws are designed for the studied system to solve the fault-tolerant tracking control problem. Overall, the main work of the paper is summarized as follows:

(1) In response to the fault-tolerant control problem of strict feedback nonlinear systems under actuator input saturation, an adaptive neural network dynamic surface fault-tolerant control law and a class of auxiliary dynamic control systems are designed to achieve fault-tolerant tracking control of the system. By integrating dynamic surface control techniques and utilizing Radial Basis Function (RBF) neural networks to approximate unknown nonlinear dynamics that arise in recursive design, the study addresses the computational complexity and "explosion of complexity" issues caused by deriving virtual control laws. Through the introduction of a first-order low-pass filter, the problem of excessive computational burden caused by deriving virtual control laws is resolved. Additionally, by introducing a class of auxiliary dynamic control systems, compensation for input saturation faults in the system is addressed. Based on the designed adaptive neural network dynamic surface fault-tolerant control law, the study ensures that all signals in the closed-loop system remain bounded, allowing the system output to track desired trajectories, with tracking errors converging to a small neighborhood around the origin. The correctness of the theoretical analysis is demonstrated through Lyapunov stability theory.

(2) In response to the fault-tolerant control problem of uncertain strict feedback nonlinear systems with unknown control direction and unknown actuator faults. We propose a fault-tolerant control strategy using Nussbaum gain functions and adaptive neural networks dynamic surface control to achieve fault-tolerant tracking control of the system. By integrating dynamic surface control techniques and introducing Radial Basis Function (RBF) neural networks to approximate uncertain nonlinear dynamics encountered in recursive design, along with estimating unknown parameters, the study addresses unknown control direction issues caused by actuator faults. Additionally, to avoid the “explosion of complexity” problem arising from deriving virtual control laws, a class of first-order filters is introduced. Furthermore, to tackle the uncertainty introduced by actuator faults, Nussbaum gain function technology is incorporated into the recursive design, resulting in the proposed fault-tolerant control strategy based on Nussbaum gain functions and adaptive neural networks dynamic surface control. This ensures that all signals in the closed-loop system remain bounded, and appropriate adjustments to the design parameters guarantee convergence of tracking errors to a specified small neighborhood around the origin. The correctness of the theoretical analysis is demonstrated through Lyapunov stability theory.

(3) In order to verify the effectiveness of the proposed fault-tolerant control strategy, the numerical system and the actual engineering system

were simulated and analyzed. The simulation analysis of the nonlinear system with actuator input saturation strict feedback shows that the designed adaptive neural network dynamic plane fault-tolerant control law can ensure that all signals of the closed-loop system are bounded, and the tracking error can converge to a small field of the origin, which proves the effectiveness of the designed control law. Through the simulation analysis of the uncertain strict feedback nonlinear system under the unknown control direction and unknown actuator fault, it is shown that the designed adaptive neural network dynamic plane fault tolerance control strategy based on Nussbaum gain function can ensure that the tracking error converges in a small neighborhood of the origin, which verifies the effectiveness of the designed control law.

KEY WORDS: Fault-tolerant control, dynamic surface control, RBF neural network, strict feedback nonlinear systems, actuator faults

目录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	IV
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 研究现状分析.....	3
1.2.1 非线性系统容错控制研究现状.....	3
1.2.2 容错控制研究现状.....	6
1.3 主要研究内容.....	10
1.4 章节安排.....	11
第 2 章 预备知识.....	13
2.1 相关引理.....	13
2.2 动态面控制.....	14
2.3 RBF 神经网络.....	16
2.4 李雅普诺夫稳定性理论.....	17
2.5 本章小结.....	19
第 3 章 输入饱和下严反馈非线性系统的动态面容错控制.....	20
3.1 引言.....	20
3.2 系统问题描述.....	21
3.3 自适应神经网络动态面容错控制律设计.....	21
3.4 系统稳定性分析.....	26
3.5 系统仿真分析.....	29
3.5.1 一类数值系统的仿真分析.....	30
3.5.2 一类水面船舶系统的仿真方析.....	33
3.6 本章小结.....	37

第 4 章 未知控制方向和未知执行器故障下不确定严反馈非线性系统的动态面容错控制.....	38
4.1 引言.....	38
4.2 系统问题描述.....	39
4.3 自适应神经网络动态面容错控制律设计.....	40
4.4 系统稳定性分析.....	43
4.5 系统仿真分析.....	48
4.5.1 一类数值系统的仿真分析.....	48
4.5.2 一类机械臂系统的仿真分析.....	51
4.6 本章小结.....	55
第 5 章 结论与展望.....	56
5.1 全文总结.....	56
5.2 展望.....	57
参考文献.....	58
致谢.....	67
攻读学位期间研究成果和获奖情况.....	68
符号说明.....	69

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

随着工业系统的复杂性和自动化程度不断提升,现代工业设备已经可以很好地满足人们对物质的需求。然而系统的复杂化导致执行器故障问题频频发生,给系统的综合分析带来了巨大挑战。与此同时,系统还受到自身系统的参数变化以及外界干扰因素。如电机系统的负载转矩波动^[1]、机械手系统的高精度误差跟踪^[2]、自动驾驶汽车系统的控制器参数摄动^[3]等。任何一个零件损坏或者系统参数的改变,都会使系统直接崩溃,造成严重的后果。如图 1-1 所示,在 2000 年,肯尼亚航空飞机在起飞不久后,受到沙尘暴的影响,电脑发出错误的警报,造成上百人死亡;2020 年,印尼原油油轮“5.11”火灾爆炸事故,直接造成 7 人死亡;2003 年在我国重庆开县发生了特大井喷事故,因天然气井喷控制器失控,导致 243 人中毒死亡;2019 年在河南三门峡,由于空气分离机设备故障,造成化学药品泄漏,系统没有及时判断故障来源并且发出提示,造成 15 人死亡。这类事故的发生比较频繁,可见系统故障带来的危害性极大。



(a) 飞机事故



(b) 轮船事故



(c) 化工事故



(d) 工业事故

图 1-1 执行器故障事故图

因此提高系统的稳定性和安全性是工业生产安全的迫切需求,为了应对这些问题,需要更精准的方法和策略来解决这类问题,针对这些执行器故障问题,研究者提出关于非线性系统的容错控制研究,它重点关注于如何设计相关控制算法来降低这些干扰因素对系统的影响,以及如何保持系统的可恢复性。其中融入容错控制技术就是一种应对系统故障和外界干扰的核心策略,其目标在于,系统发生故障时通过补偿措施来保持系统运行^[4],从而增强系统的可靠性和可用性。

近些年,随着系统故障的存在,非线性系统的研究得到了广泛的关注,而大多数非线性系统都以严反馈的形式存在。严反馈非线性系统是指系统的每一个状态变量的一阶导数方程中的函数 $f(x)$, 其中的向量 x 包含了当前状态以及之前所有时刻的状态,即系统的每一个状态变量的导数等于下一个时刻状态加上一个关于当前时刻状态的函数总和。为了控制这类系统,将面临着巨大的挑战,因为系统存在着未知外界扰动、执行器故障等问题,就要求控制算法能够达到十分精确的控制效果,但是传统的控制算法已经远远达不到设计的要求。随着科技的发展,近些年也涌现出很多有效的控制算法,比如人工智能控制算法、智能控制算法,结合一些神经网络、模糊逻辑以及动态面控制技术,这些技术应用在严反馈的非线性系统中,使得智能控制的发展更进一步。智能控制是利用计算机和人工智能技术,通过对系统进行建模、预测和优化,实现对系统的自动控制和优化。可以根据外部环境和系统状态的变化,自动调整控制策略以达到预期的控制目标。系统发生故障或异常时,容错控制是一项关键功能,它使系统能够在出现问题时自动检测并采取适当的纠正措施,以保证系统的可靠性和稳定性,保证系统仍能维持基本功能或性能。总的来说,智能控制和容错控制的结合可以增强系统的适应性、灵活性和稳定性,提高系统对不确定性和故障的抵抗能力,从而更好地满足实际应用中对系统性能和可靠性的要求。

应用容错控制技术将有效的提高工业设备的稳定性和可靠性,确保设备的正常运行,并降低维护和更换零部件的成本,从而有效促进工业生产的效率和经济效益。如图 1-2 所示,容错控制技术应用的范围十分广泛,涵盖了机器人系统、航天器(姿态)控制系统、汽车系统、卫星系统、电机控制系统以及无人机系统等。容错控制技术的研究不仅推动了自动控制领域的发展,还涉及了多个学科领域的交叉融合,促进了科技创新和社会进步。综上所述,容错控制的研究意义体现在提高系统稳定性和可靠性、降低维护成本、提高生产效率和推动科技发展等

方面，为人类社会的发展和进步做出了重要贡献。

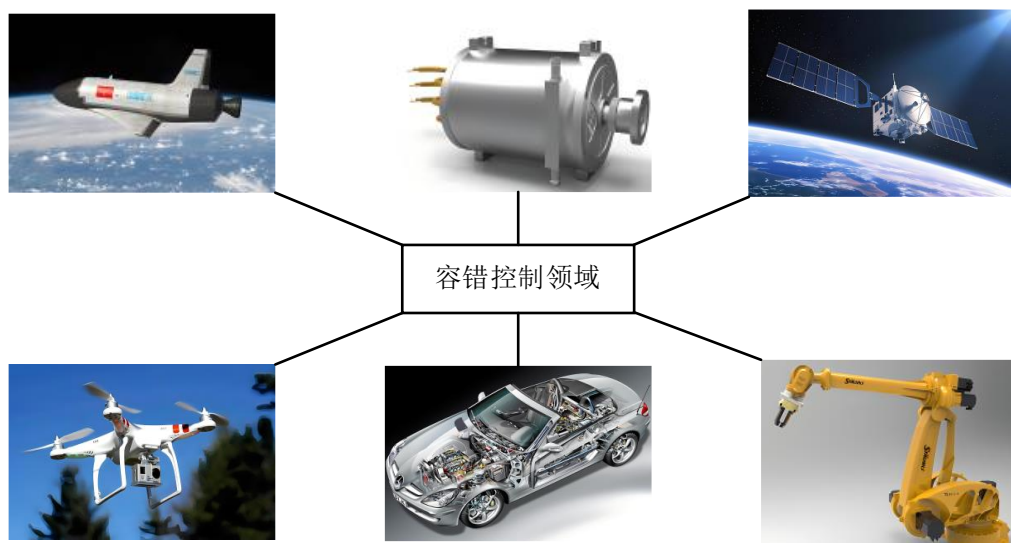


图 1-2 容错控制应用领域

1.2 研究现状分析

1.2.1 非线性系统容错控制研究现状

非线性系统容错控制方法是为了处理非线性系统中出现的控制器、传感器和执行器等相关故障，针对不同的故障，系统能够及时响应，最终使得系统稳定。当前非线性系统容错控制研究主要集中在，研究如何设计针对非线性系统的容错算法和策略，以应对系统可能出现的各种故障和异常情况。同时开展对非线性系统故障的诊断与检测研究，通过监测系统状态和输出，识别系统是否存在故障，并尽快准确地定位故障位置。针对故障开发适用于非线性系统的容错控制器设计方法，使系统在故障发生时能够及时调整控制策略，维持系统的稳定性和性能。探讨非线性系统容错决策与执行的方法和技术，包括如何在系统出现故障时做出正确的决策，并实施相应的容错措施，尽量减小故障对系统性能的影响。并开展对非线性系统容错性能的评估和优化研究，通过仿真或实验等手段验证容错方法的有效性和可靠性，并进一步寻求优化方法，提高系统的容错性能。

目前，针对非线性系统的容错控制研究处于不断发展的阶段，涌现出了许多新的理论和方法，下面将详细的说明，关于非线性系统容错控制方法研究的主要

方法。

（1）基于滑模控制的容错控制方法

滑模控制通过引入一个特定的滑模面来控制系统状态的运动，滑模面通常由系统状态变量和某些相关参数组成，具有良好的响应特性和稳定性。通过设计合适的控制律和滑模面，可以实现对系统状态的高精度控制。滑模控制的研究最早开始于 1960 年末，由美国科学家 Young KK David 等人发表了一篇《Variable Structure Systems》的著作，其中首次提出了滑模控制的概念和原理^[5]。在原先的基础上，来自扎黑丹大学的 Mobayen Saleh，提出了一类不确定非线性系统的新型动态 PID（Proportional-Integral-Derivative）滑模控制技术^[6]，该方法还成功消除了由于切换控制引起的抖动现象，并实现了高精度性能。然而在文献[7]中，结合时间延迟补偿，提出了一种自适应鲁棒滑模控制策略，解决了永磁球形执行器轨迹跟踪控制系统中模型不准确、摩擦、不确定扰动和时间延迟等问题，另外，在文献[8]中还介绍了一种基于分数阶的自适应模型 PID 类型滑模控制技术，专门用于轮式移动机器人的速度和方向角控制，该方法将分数阶微积分和自适应模型的 PID 类型滑模控制方法相结合，从而实现了更为精确的轨迹跟踪性能。

（2）基于自适应控制的容错控制方法

自适应控制是一种可以主动调节控制器参数的一种控制方法，在容错控制中可以根据系统的实际情况，来实现自适应故障检测和处理。在上世纪 90 年代初，研究团队在 Kokotovi PV 教授的带领下，首次提出了一种自适应 Backstepping 设计方法^[9]，主要针对一类参数严反馈型和参数纯反馈型的非线性系统，提供了一种有效且通用的迭代构造方法，可用于控制器的设计，这一方法的提出，为后期非线性系统的发展，提供了强有力的工具。在反步法的基础上，文献[10]提出了一种新型的自适应容错补偿控制方案，旨在应对一类非线性系统受到执行器故障影响的情况。随着容错控制技术的不断发展，一些学者开始将模糊逻辑控制、神经网络等方法引入到自适应容错控制方法中，以提高系统的稳定性和鲁棒性。例如，在文献[11]中，讨论了一种模糊控制算法，用于处理不确定非线性系统的情况，提出了一种基于观测器的模糊自适应控制算法，所设计的模糊自适应控制方案能够解决控制方案的复杂性问题。另外，在文献[12]中提出了一种自适应神经网络控制设计，利用神经网络来逼近未知的非线性函数，并采用 RBF 神经网络

设计了一种自适应主动容错控制策略。在此基础上, Wang 等人基于 RBF 神经网络和反步法, 用于解决非线性系统死区故障问题^[13]。而在文献[14]中, 利用神经网络和滑模控制方法相结合, 将其用于研究一类垂直起降飞行器系统的位置和姿态跟踪有限时间自适应控制问题。

(3) 基于人工智能的容错控制方法

人工智能控制方法, 其本质特征就是设计的算法能够快速有效的去处理系统出现的故障。2006 年, 加拿大科学家 Geoffrey Hinton 提出了一种基于深度信念网络的快速学习的人工智能算法, 这也是首次将人工智能算法融入到深度学习^[15]。由于人工智能算法在自动化领域得到了广泛应用, 特别是在自动化控制系统、航空航天等领域。它的主要目标是确保系统能够在面对执行器故障、不确定性或外部干扰时依然保持稳定运行, 或者迅速恢复到安全状态。由于建立非线性系统的数学模型比较困难, 因此, 许多研究者更专注于利用神经网络逼近系统的非线性部分和系统的故障函数问题, 他们充分利用神经网络在这些方面的强大优势^{[16][17]}。另一些研究者则利用模糊逻辑系统逼近未知的非线性函数部分^[18]。人工智能技术在非线性系统的故障诊断和容错控制方面起着关键作用, 有助于提升系统性能。利用这种技术可以更精确地估计系统的非线性函数、不确定项和故障函数, 从而提高了故障诊断的准确性和可靠性。在文献[19]中研究一种不确定非线性多智能体系统的有限时间一致性跟踪控制问题。通过结合模糊逻辑系统、命令滤波器和有限时间控制理论, 提出了一种自适应模糊有限时间一致性控制律。利用模糊逻辑系统对不确定的非线性动态进行逼近。这些方法的应用为非线性系统的稳定性和可靠性提供了重要保障, 为实现高效的容错控制提供了有力的手段。

非线性系统容错控制目前存在的问题现状:

(1) 容错控制策略的鲁棒性

非线性系统本身可能具有高度复杂的动态行为和非线性特性。这使得设计有效的容错控制策略变得更加困难, 需要处理系统的复杂动态响应和不确定性, 这就要求容错控制系统具备一定的鲁棒性, 以确保被控系统的稳定性。

(2) 故障诊断与容错控制的实时性

故障诊断与检测是非线性系统容错控制中的关键问题之一。对于非线性系统, 故障诊断和检测的复杂性更高, 造成非线性系统难以建模。同时要关注诊断与控

制之间的时间延迟,因此,开发准确和可靠的故障诊断与检测算法是当前面临的挑战之一。

(3) 故障诊断和容错控制策略的集成性

非线性被控系统的复杂性要求从整体角度考虑容错控制,高效集成各类故障诊断和容错控制方法,以提高系统的整体稳定性和可靠性。为解决这些问题,需要继续探索并综合多种方法,以实现非线性系统的可靠容错控制。

1.2.2 容错控制研究现状

容错控制是一项至关重要的技术,它旨在增强系统处理故障和异常情况的能力,以确保系统的可靠性和稳定性。1971年,来自波兰的科学家 Niederlinski 首次将完整性控制理论提出^[20],同时在理论设计中提出改进的容错控制理论,这标志着新一代的容错控制理论的产生。随后 20 世纪 90 年代初,Patton 教授发表了容错控制的相关学术文章,文中对容错控制目前面临的问题,和需要克服的困难做了针对性研究^[21]。我国关于容错控制的研究与国际接轨,来自浙江大学的叶银忠教授首次在国内提出容错控制理论,并且设计了一种多变量稳定性容错控制器^[22]。在叶教授的容错控制理论的基础上,1994 年,葛建华等人出版了容错控制系统的分析与综合类的书籍^[23],这也是首次将容错控制理论以书籍的形式发表。随着国内科技创新水平的提高和对该领域的重视,相关研究也在逐步加速,国内研究者正在努力追赶国外的先进水平。近几年在实际系统的应用过程中,容错控制的研究领域得到广泛的关注。文献[24]提出一种四轴飞行器执行器短路故障容错控制策略,提高了飞行器的容错性能。在文献[25]中介绍了一种空间机械手结构和关节的容错控制设计,同时总结了容错控制策略的现有问题。此外在文献[26]中,研究了一种 DEP(分布式电动推进式飞机),通过建立数学模型,设计容错控制方法,解决了飞机存在的冗余推进系统故障的问题。

关于容错控制的分类,1985 年 Eterno 等人将容错控制分为主动容错控制和被动容错控制^[27]。容错控制方法还可分为硬件冗余和解析冗余两种。硬件冗余指在故障发生时,通过切换到备份部件来实现容错控制,而解析冗余则是通过重构控制律来实现容错控制,本文主要研究解析冗余的容错控制方法^[28]。

主动容错:是指系统或设备在发生故障或错误时,能够自动识别并采取相应

的措施,将故障最小化,以降低对系统的影响,并尽可能地保证系统的正常运行。这种容错机制通常是由软件和硬件结合实现的。在软件层面上,主动容错通常是通过在程序中嵌入错误检测和修复的代码来实现的。例如,在关键的计算过程中,程序可以检测到某些输入数据的异常,然后采取相应的措施,例如重新计算或采用备用数据等。在硬件层面上,主动容错通常是通过在系统中添加冗余元件实现的。例如,在服务器中添加备用电源、热备份硬盘等,可以在主要元件发生故障时自动切换到备用元件。

主动容错控制方法主要包括以下几种:

(1) 控制律重新调度

通过重新调整系统的控制策略来应对故障或异常情况,以保持系统的稳定性和性能。当系统出现故障或异常时,原有的控制律可能无法正常工作或产生不合适的响应。在这种情况下,控制律重新调度的目标是调整控制策略,使系统能够适应新的工作条件,并尽可能地保持其性能。这种重新调度可以通过,切换控制律^[29]、动态调整控制参数^[30]和调整自适应控制策略^[31]来实现。控制律的重新调度的方法最先使用在飞行器系统中^[32]。

(2) 控制律重构设计

控制律重构设计是指重新设计系统的控制律,当系统发生故障或异常时,原有的控制律可能无法有效地应对新的工作条件,导致系统性能下降或不稳定。因此,控制律重构设计的目标是通过重新设计控制策略,使系统能够适应新的工作环境,并尽可能地恢复到正常操作状态。控制律重构设计包括几个步骤:首先是检测和诊断故障,然后选择适合的重构设计策略,接着重新设计控制律,最后进行验证和实施。现如今控制律的重构方法主要以自适应控制为主^[33],近几年也衍生了其他方法,如模糊控制方法^[34]、神经网络控制方法^[35]等。

(3) 模型跟随重构控制

在传统的控制系统中,通常会使用一个预先建立的数学模型来描述系统的动态行为和响应。然而,在实际应用中,由于各种原因,例如系统参数变化、执行器干扰故障^[36]或环境变化等,实际系统的行为可能与预先建立的模型存在差异。模型跟随重构控制的目标是通过实时观测和估计系统的行为,更新系统模型,并相应地调整控制策略,以保持系统的稳定性和性能。该方法的步骤一般为:实时

数据观测和估计、模型更新和重构、控制策略调整和实施和评估。模型跟随重构控制允许系统在面对模型不确定性或变化的情况下进行容错控制。通过实时观测、模型更新和控制策略调整，系统能够适应实际系统的行为，提高系统的鲁棒性和适应性，并保持良好的控制性能。

被动容错：在系统发生故障或错误时，被动容错控制方法能够通过一定的手动或自动方式来修复故障，来使系统重新恢复正常运行。与主动容错不同的是，被动容错通常需要人为介入或触发某种按键操作，才能修复故障。在软件层面上，被动容错通常是通程序序设计来实现的。例如，在程序中可以设置异常处理程序，当程序发生异常时，可以自动执行相应的操作，例如记录异常信息、重启程序、恢复数据等。在硬件层面上，被动容错通常是通过检测和诊断系统的硬件故障，然后触发相应的修复措施来实现的。例如，当服务器中的硬盘发生故障时，系统可以自动通知管理员，然后管理员可以手动更换故障硬盘并重新配置系统，以使系统重新恢复正常运行。为了使系统快速响应，需要对被动容错控制方法提出了很高的要求。

被动容错控制方法主要包括以下几种：

（1）可靠性镇定控制^[37]

在被动容错控制中，系统的算法设计考虑了可能出现的故障或异常情况，并采取措施使系统具备自我稳定和恢复的能力，而无需主动的控制干预。这种控制方法的目标是在故障发生时保持系统的稳定性，即使部分组件或子系统发生故障，整个系统仍然能保持运行并满足性能要求。可靠性镇定控制主要包括以下几个关键方面：容错设计、自适应机制、容错检测与诊断和容错恢复。被动容错控制的可靠性镇定控制方法具有一定的自主性和鲁棒性，可以在故障或异常情况下保持系统的稳定性，并保证系统的连续运行。这种控制方法通常应用于对系统可靠性和安全性要求较高的领域，如航空航天、核能等。

（2）联立镇定^[38]

在被动容错控制中，系统的设计和控制策略考虑了可能发生的故障或异常情况，并采取了相应的措施来保持系统的稳定性。这些措施可以包括冗余设计、备用路径或备用组件的使用，以及故障检测和恢复机制等。而镇定控制的目标是使系统在正常操作条件下保持稳定。它通过调整控制器的参数或控制策略，使系统

响应受到扰动时能够回到稳定状态，并保持所需的控制性能。被动容错控制联立镇定的主要思想是将这两种控制策略结合起来，以增强系统的稳定性和容错能力。

（3）完整性控制^[39]

完整性控制方法是针对执行器故障和死区等问题，提出的一种容错控制策略。故障发生时，这种策略能够让闭环系统保持稳定。这类控制问题一般考虑 MIMO（Multiple Input Multiple Output）的线性时不变的系统^[40]。完整性控制的设计关键主要包括容错设计、故障检测与恢复、备份和冗余以及自动化恢复。通过被动容错控制的完整性控制，系统能够在出现故障或异常情况时保持操作的完整性和正确性。这种控制方法可适用于各种需要高可靠性和操作完整性的领域，容错控制研究框图如图 1-3 所示。

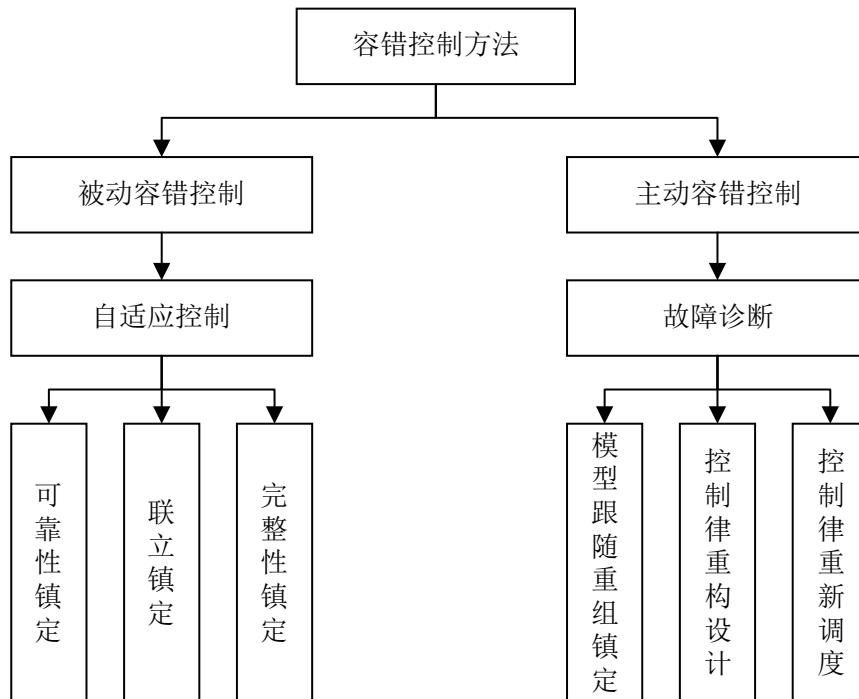


图 1-3 容错控制研究框图

综上所述，随着控制科学的不断发展，在传统的容错控制方法上衍生出很多控制算法，比如，基于滑模理论的容错控制^[41]、基于鲁棒自适应容错控制^[42]、基于故障诊断的容错控制^[43]、基于模糊系统的容错控制^[44]和基于神经网络的容错控制^[45]等新方法。在文献[46]中研究了一种适用于不确定非仿射非线性系统的自适应控制问题的方法，在每个设计步骤中加入了改进的滑模滤波器，提出一种全新的自适应动态面控制。在对物理系统建模时，有时有必要考虑严格的反馈形式。已经发表的基于反步法控制技术的不同类型的不确定严反馈系统^[47-49]。反步法技

术提供了一种系统的方法来解决不满足匹配条件的非线性系统跟踪控制问题。它将复杂的非线性系统分解为多个子系统，并为每个子系统设计虚拟控制器，最终获得实际的控制律。在文献[47-51]中，提出了自适应反步法控制器和变结构自适应反步法控制来解决给定系统的控制问题。然而，反步法控制技术在处理非线性系统问题时是有限的，因为随着虚拟控制器的重复微分，复杂性显著增加^{[49][52][53]}。相对于传统的容错控制方法，这些新的容错控制方法能够更准确地识别系统故障，并提供更有效的解决方案。在系统发生故障时，无论利用何种控制方案，都是为了通过设计有效的容错控制器方案，使系统具有良好的控制能力，以保证系统稳定运行。

1.3 主要研究内容

本文主要针对几类严反馈非线性系统的容错控制进行研究，结合改进的反步法（即动态面控制方法）以及 RBF 神经网络方法展开研究，以严反馈非线性系统作为被控对象，并以动态面控制为主要设计工具展开研究，利用李雅普诺夫稳定性控制理论，证明闭环控制系统中的所有信号都是半全局一致有界。然后分别从输入饱和故障、和未知执行器故障进行阐述，具体研究内容由以下组成：

（1）输入饱和下严反馈非线性系统的动态面容错控制器设计

针对容错控制器设计过程中，出现的输入饱和故障问题，研究一类具有输入饱和的严反馈非线性系统，分析系统的跟踪控制问题。在动态面控制设计过程中，引入 RBF 神经网络，解决了设计过程中未知非线性动态的逼近问题，并针对其中的未知参数设计了自适应更新控制律。同时，设计了一类一阶低通滤波器，解决了重复微分引起的“复杂度爆炸”问题。利用一类辅助动态系统，解决了系统中输入饱和和非线性带来的影响。最后结合动态面控制方法和神经网络控制方法，提出了一种自适应神经网络动态面跟踪控制器。通过应用李雅普诺夫稳定性方法，证明了设计的控制器的有效性。实验证明，提出的控制方法可以保证系统的输出能够很好地跟踪期望轨迹，跟踪误差最终收敛于零的很小邻域，同时能够确保闭环系统所有信号都有界。

（2）未知控制方向和未知执行器故障下不确定严反馈非线性系统的动态面

容错控制器设计

针对容错控制器设计过程中,出现的未知控制方向和未知执行器故障问题,研究了一类控制方向未知、执行器故障未知的不确定严反馈非线性系统的跟踪控制问题。利用 RBF 神经网络控制方法和动态面控制技术,设计了一种自适应神经网络动态面控制律。基于神经网络逼近器,对不确定非线性动力学进行了逼近。采用动态面控制技术,克服虚拟控制律和自适应更新律设计中存在的“复杂性爆炸”问题。此外,为了解决未知控制方向和未知执行器故障问题,在动态面控制递归设计中引入了一种 Nussbaum 增益函数。根据所设计的自适应控制律,可以确定闭环系统中所有信号都是半全局有界的,通过调整设计参数可以保证跟踪误差收敛到原点指定的小邻域。

1.4 章节安排

本文主要围绕严反馈非线性系统容错控制策略展开研究。论文的各个章节主要内容如下:

第 1 章:首先阐述本课题的研究背景及实际意义,然后介绍非线性系统的容错控制研究状况,同时介绍几种非线性系统的控制方法,其次分别说明容错控制的研究现状,最后概述了本文的主要研究内容和论文的结构安排。

第 2 章:介绍相关基础理论知识,包括设计过程中的相关引理介绍。并逐一介绍了,基于传统反步法改进的一种动态面控制技术、用于对未知函数逼近的 RBF 神经网络,以及在论文中证明控制器设计有效性所使用的李雅普诺夫稳定性定理。

第 3 章:针对存在输入饱和故障的严反馈非线性系统的容错控制研究。利用对传统反步法的改进,在动态面控制设计过程中,设计了一阶低通滤波器,解决了重复微分引起的“复杂度爆炸”问题。利用 RBF 神经网络去逼近控制器设计过程的未知函数,同时构建一类辅助动态系统,解决了系统中输入饱和和非线性带来的影响。设计了一种自适应神经网络动态面跟踪控制器。通过仿真实验,验证设计的动态面控制器对输入饱和故障的轨迹跟踪的有效性。

第 4 章:为了进一步解决执行器故障问题,针对一类未知控制方向和未知执

行器故障问题，设计一类基于动态面控制的容错控制策略，研究一类严反馈非线性系统的跟踪控制问题。针对未知控制方向，引入一种 Nussbaum 增益函数，针对执行器故障问题，设计了一个由执行器故障有效性损失和偏置信号组成的函数，利用 RBF 神经网络控制方法和动态面控制技术，设计了一种自适应神经网络动态面控制器。实现在未知控制方向和未知执行器故障下的轨迹跟踪问题，设计的控制器解决执行器故障问题更具有广泛性。

第 5 章：研究与总结。对上文研究的严反馈非线性系统存在的输入饱和故障和未知控制方向的未知执行器故障问题的容错控制方法进行总结，指出研究的不足之处，同时给出具体改进的方法，并针对后期的容错控制领域探究给出展望。

论文的结构框图如图 1-4 所示。

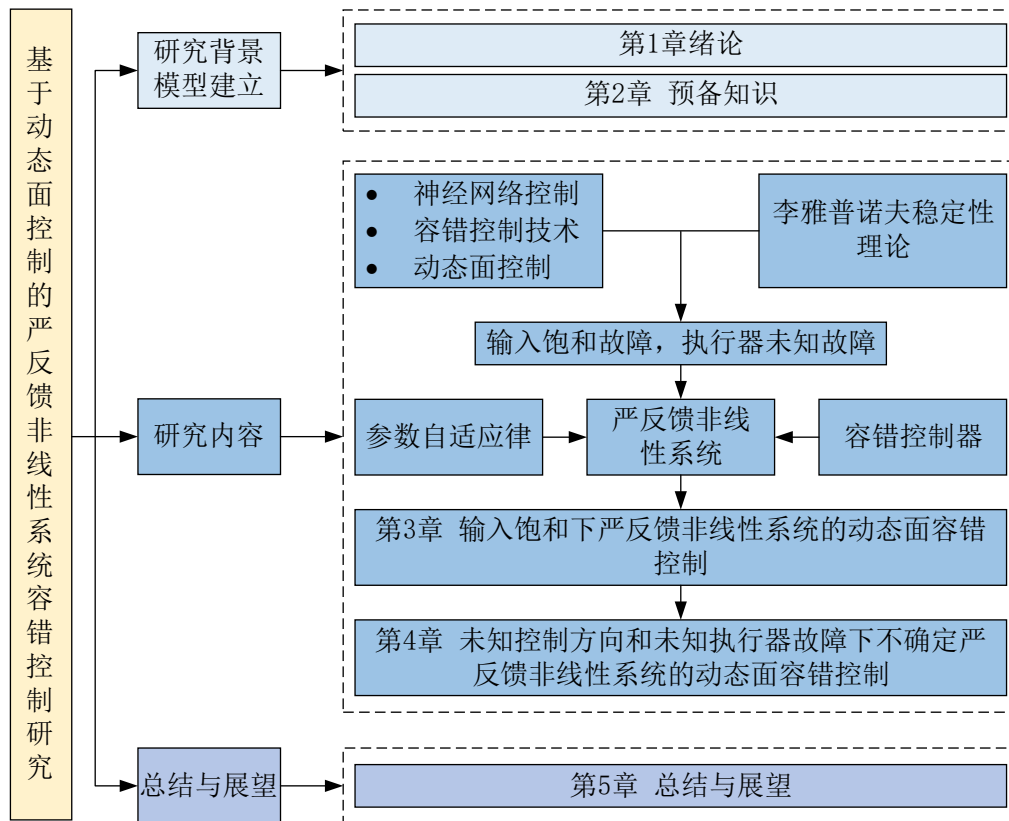


图 1-4 论文结构框图

第2章 预备知识

2.1 相关引理

本文在处理输入饱和故障和未知控制方向的未知执行器故障时，需要用到相关引理，具体如下：

引理 1^[54]：考虑函数 $V:[0,+\infty)\in R$ ，则不等式 $\dot{V}\leq -a_0V+f_0$ ，对于 $\forall t_0\in[0,t]$ 的解可以表示为：

$$V(t)\leq e^{-a_0(t-t_0)}V(t_0)+\int_{t_0}^t e^{-a_0(\tau-t_0)}f_0(\tau)d\tau \quad (2-1)$$

其中， a_0 是一个常数。此外，当 $t\rightarrow\infty$ 时，如果 a_0 是正常数且 f_0 也是常数，则有 $V(t)\leq f_0/a_0$ 。

引理 2^[55]：Young 不等式(Young's quality)，其定义为：对于任意的 $X\in R^n$ ， $Y\in R^n$ ，以及 $p>0$ 和 $q>0$ ，且满足 $(p-1)(q-1)=0$ ，则有：

$$XY\leq \frac{1}{p}|X|^p+\frac{1}{q}|Y|^q \quad (2-2)$$

在本文中，还用到了其他特殊的形式，如 $XY\leq \frac{v^p}{p}|X|^p+\frac{1}{qv^q}|Y|^q$ ，这里的 $v>0$ ， $p>1$ ， $q>1$ 并且 $(p-1)(q-1)=1$ 。

引理 3^[56]：对于任意的 $b\in R$ 和 $\eta>0$ ，则双曲正切函数 $\tanh(\cdot)$ 满足：

$$0\leq |b|-b\tanh\left(\frac{b}{\eta}\right)\leq 0.2785\eta \quad (2-3)$$

引理 4^[57]： $V(t)$ 和 $k(t)$ 在 $[0,t_f]$ 上为光滑函数，且 $V(t)\geq 0$ ， $N(k)$ 为努斯鲍姆增益函数，有以下不等式成立：

$$V(t)\leq e^{-k_0t}\int_0^t e^{k_0\tau}(G(\bar{x}_n(\tau))N(k(\tau))+1)\dot{k}(\tau)d\tau+c_0, t\in(0,t_f] \quad (2-4)$$

其中， $V(t)$ ， $k(t)$ ，和 $\int_0^t e^{k_0\tau}(G(\bar{x}_n(\tau))N(k(\tau))+1)\dot{k}(\tau)d\tau$ 在 $(0,t_f]$ 范围内， $G(\bar{x}_n(\tau))$ 满足 $G_m^*\leq|G(\bar{x}_n(\tau))|\leq G_M^*$ ， G_m^* 、 G_M^* 、 c_0 和 k_0 都是正常数。

2.2 动态面控制

动态面控制是一种常用于解决非线性控制系统的一种控制方法。其基本思想在于将整体控制律划分为虚拟控制律和真实控制律两部分，通过引入动态面的概念，有效的减少虚拟控制律的数量，从而简化整体控制律的设计过程。这一方法的实现过程，包括将虚拟控制律转化为动态方程，并通过动态面控制器来实施。以其独特的优势在解决传统控制方法所面临的系统非线性、参数不确定性和外部干扰等问题上表现出色。其鲁棒性和适应性的显著特点使其能够灵活应对各种复杂环境，从而为系统提供更为稳定和可靠的控制。这种方法广泛应用于机器人控制、航空航天控制和工业控制等领域，尤其在需要高精度和高速控制的应用中，动态面控制展现出明显的优势，为提高系统性能和应对复杂任务提供了有力支持。

为了详细介绍动态面控制方法，将给出以下动态面控制器设计的基本步骤：

第 1 步：确定被控对象：

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ x_2 = f(x) + b(x)u \end{cases} \quad (2-5)$$

其中， x_1 和 x_2 是系统的状态变量， u 是系统的控制输入， $f(x)$ 和 $b(x)$ 为未知的非线性函数，并且 $b(x) \neq 0$ 。

第 2 步：定义跟踪误差：

$$z_1 = x_1 - x_{1d} \quad (2-6)$$

其中， x_{1d} 为指令信号，对 z_1 求导可得：

$$\dot{z}_1 = \dot{x}_1 - \dot{x}_{1d} \quad (2-7)$$

定义李雅普诺夫函数为：

$$V_1 = \frac{1}{2} z_1^2 \quad (2-8)$$

对上式(2-8)求导可得：

$$\dot{V}_1 = z_1 \dot{z}_1 = z_1(x_2 - \dot{x}_{1d}) \quad (2-9)$$

在这里需要定义一个虚拟控制项 α_1 ，并且令：

$$z_2 = x_2 - \alpha_1 \quad (2-10)$$

当 $z_2 \rightarrow 0$ 时, 则有 $x_2 \rightarrow \dot{x}_{1d}$, 可以设计虚拟控制项为:

$$\alpha_1 = -c_1 z_1 + \dot{x}_{1d} \quad (2-11)$$

所以,

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= z_1(z_2 + \alpha_1 - \dot{x}_{1d}) \\ &= z_1(z_2 - c_1 z_1 + \dot{x}_{1d} - \dot{x}_{1d}) \\ &= -c_1 z_1^2 + z_1 z_2 \end{aligned} \quad (2-12)$$

在动态面控制中, 通过引入一阶低通滤波器, 成功地解决了传统反步法中常见的微分爆炸问题, 在这里取 α_1 为 $\bar{x}_2$ 的低通滤波器 $1/(\tau s + 1)$ 的输出, 同时定义 $\bar{x}_2 = -c_1 z_1 + \dot{x}_{1d}$, 且满足:

$$\begin{cases} \tau \dot{\alpha}_1 + \alpha_1 = \bar{x}_2 \\ \alpha_1(0) = \bar{x}_2(0) \end{cases} \quad (2-13)$$

由式(2-13)可知 $\dot{\alpha}_1 = (x_2 - \alpha_1)/\tau$, 引入一阶低通滤波器, 产生的滤波误差为:

$$y_2 = \alpha_1 - \bar{x}_2 \quad (2-14)$$

第 3 步: 考虑到位置误差、虚拟控制、滤波误差, 需定义李雅普诺夫函数为:

$$V = \frac{1}{2} z_1^2 + \frac{1}{2} z_2^2 + \frac{1}{2} y_2^2 \quad (2-15)$$

由于,

$$\dot{z}_2 = \dot{x}_2 - \dot{\alpha}_1 = f(x) + b(x)u - \dot{\alpha}_1 \quad (2-16)$$

$$\dot{y}_2 = \frac{\bar{x}_2 - \alpha_1}{\tau} - \dot{\bar{x}}_2 = \frac{-y_2}{\tau} + c_1 \dot{z}_1 - \ddot{x}_{1d} \quad (2-17)$$

由式(2-12)到式(2-17)可知:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= z_1(z_2 + y_2 + \bar{x}_2 - \dot{x}_{1d}) + z_2[f(x) + b(x)u - \dot{\alpha}_1] + y_2\left(\frac{-y_2}{\tau} + c_1 \dot{z}_1 - \ddot{x}_{1d}\right) \\ &= z_1(z_2 + y_2 + \bar{x}_2 - \dot{x}_{1d}) + z_2[f(x) + b(x)u - \dot{\alpha}_1] + y_2\left(\frac{-y_2}{\tau} + B_2\right) \end{aligned} \quad (2-18)$$

其中, $B_2 = c_1 \dot{z}_1 - \ddot{x}_{1d}$ 。

由于,

$$\begin{aligned} B_2 &= c_1(x_2 - \dot{x}_{1d}) - \ddot{x}_{1d} = c_1(z_2 + y_2 + \bar{x}_2 - \dot{x}_{1d}) - \ddot{x}_{1d} \\ &= c_1(z_2 + y_2 - c_1 z_1) - \ddot{x}_{1d} \end{aligned} \quad (2-19)$$

通过式(2-19)可知 B_2 为 z_1, z_2, y_2 和 $\ddot{x}_{1d}$ 的函数。

则控制器设计为:

$$u = \frac{1}{b(x)} [-f(x) + \dot{\alpha}_1 - c_2 z_2] \quad (2-20)$$

其中, c_2 为大于零的正常数。

关于控制器的稳定性分析这里就不再过多的描述, 具体关于控制器稳定性的证明方法在本文第 3 章和第 4 章都有详细的描述。

以上就是动态面控制的基本步骤, 动态面控制, 实际上就是对传统反步法的改进, 传统反步法每一步都要对虚拟控制律进行求导, 随着步数的增加, 求导的复杂性越来越大, 为了克服这个难题, 在反步法的基础上, 每一步都加一个一阶滤波器, 使得反步法的复杂微分运算转化成常见的代数运算形式, 从而避免了“复杂爆炸”问题。

2.3 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种人工神经网络, 常用于函数逼近、模式识别和时间序列预测等任务。它由输入层、隐藏层和输出层组成, 其中隐藏层采用径向基函数作为激活函数。RBF 神经网络的隐藏层节点对输入数据进行非线性映射, 并计算输入数据与每个隐藏节点之间的距离, 然后利用径向基函数(通常是高斯函数)将这些距离转换成隐藏层节点的激活状态。隐藏层的输出作为输入传递到输出层, 输出层节点则将这些输入加权求和并经过一个线性激活函数得到最终的输出。RBF 神经网络在训练时通常采用监督学习的方式, 使用反向传播算法来更新网络参数, 使得网络的输出与真实标签之间的误差最小化。特别是在处理非线性、高维度数据时具有一定的优势。

本文主要利用 RBF 神经网络的逼近能力, 其常被用来近似任意连续的未知非线性函数^[58]。这里, 利用 RBF 神经网络来逼近一个连续且未知的非线性函数

$h(Z)$ ，如下所示：

$$h(Z) = W^T S(Z) \quad (2-21)$$

其中， $Z \in \Omega_Z \subset R^q$ 是 RBF 神经网络的输入向量， $W = [W_1, \dots, W_l]^T \in R^l$ 是 RBF 神经网络的权重向量， l 表示隐藏层的神经元数量。

$$S(Z) = [S_1(Z), \dots, S_l(Z)]^T \quad (2-22)$$

其中， $S(Z)$ 是径向基函数向量。

通常选取高斯函数为：

$$S_i(Z) = \exp(-(Z - c_i)^T (Z - c_i) / b_i^2) \quad i = 1, \dots, l \quad (2-23)$$

其中， $c_i = [c_{i1}, \dots, c_{in}]^T$ 和 b_i 分别代表径向基函数的中心和宽度。理想权重向量 W^* 被选为使近似误差最小化的权重值：

$$W^* = \arg \min_{W \in R^l} \left\{ \sup_{Z \in \Omega_Z} |h(Z) - W^T S(Z)| \right\} \quad (2-24)$$

使用最佳权重向量 W^* ，连续未知非线性函数 $h(Z)$ 可以近似如下：

$$h(Z) = W^{*T} S(Z) + \varepsilon \quad (2-25)$$

其中， ε 是有界的逼近误差，存在 $|\varepsilon| \leq \bar{\varepsilon}$ ，其中 $\bar{\varepsilon}$ 为未知的正常数。

2.4 李雅普诺夫稳定性理论

非线性系统的稳定性是研究控制系统问题时首先要考虑的重要特性。1982 年，俄罗斯数学家阿列克谢·列昂尼德维奇·李雅普诺夫（Aleksei Lyapunov）首次提出了稳定性证明的方法，并将其总结为两种方法：李雅普诺夫第一法和李雅普诺夫第二法^[59]。经典控制理论表明，线性系统的稳定性与系统的结构和参数有关，而与系统的初始状态和外部干扰无关，这两者是独立的。然而，非线性系统的稳定性则受到系统的初始条件和外部干扰的影响。李雅普诺夫第二法适用于线性和非线性时变系统的稳定性证明，通过分析李雅普诺夫函数的梯度和轨迹，可以确定系统的稳定性属性，例如渐近稳定性、指数稳定性等。在控制器设计中，可以利用李雅普诺夫函数来指导控制器的设计，使得系统在受到控制输入时保持

稳定。因此在非线性系统在李雅普诺夫稳定性控制理论的支持下得到了广泛应用。

为了方便介绍，考虑以下数学模型：

$$\dot{x} = f(x, t) \quad (2-26)$$

其中， x 为 n 维的状态矢量， $f(x, t)$ 是矢量函数，式(2-26)的方程在 (t_0, x_0) 初始条件下，有唯一解：

$$x = \phi(t, x_0, t_0) \quad (2-27)$$

定义 1 (平衡状态)：在式(2-27)中，若存在状态矢量 x_e ，对所有的 t 都存在 $f(x_e, t) = 0$ ，则称 x_e 为系统的平衡状态。

定义 2 (李雅普诺夫意义下稳定)：若方程(2-26)对任意选定的 $\varepsilon > 0$ ，都能找到与之对应的实数 $\delta(\varepsilon, t_0) > 0$ ，当 $\|x_0 - x_e\| \leq \delta(\varepsilon, t_0)$ 时，从任意的初始值 x_0 出发的解都满足：

$$\|\phi(t, x_0, t_0) - x_e\| \leq \varepsilon, t_0 \leq t < \infty \quad (2-28)$$

则称平衡状态 x_e 为李雅普诺夫意义下的稳定。其中实数 δ 和 ε 有关，大多数情况下与 t_0 有关，若与 t_0 无关，则称这种平衡状态是一致稳定的。

定义 3 (渐近稳定)：如果平衡时的状态 x_e 是稳定的，当时间 t 趋于无限大时，其轨迹在 $s(\varepsilon)$ 范围内，且最终收敛于 x_e ，则称该状态为渐近稳定。

李雅普诺夫（第二法）稳定性判据：

考虑如下系统模型：

$$\dot{x}(t) = f(x, t), \quad f(0, t) = 0, \forall t \geq 0 \quad (2-29)$$

平衡的状态为 $x_e = 0$ ，满足 $f(x_e) = 0$ ，如果存在一个标量函数 $V(x)$ 使它满足以下条件：

- (1) $V(x)$ 对所有的 x 都具有连续的一阶导数。
- (2) $V(x)$ 是正定的，即当 $x = 0, V(x) = 0$ ；当 $x \neq 0, V(x) > 0$ 。
- (3) $V(x)$ 沿状态轨迹方向的导数 $\dot{V}(x) = dV(x)/dt$ ，若满足 $\dot{V}(x)$ 为

①半负定，则称平衡状态 x_e 为李雅普诺夫意义下的稳定，此称为稳定判据。

②负定，或者 $\dot{V}(x)$ 为半负定，但是对任意初始状态 $x_0(t) \neq 0$ 这种情况，除去 $x = 0$ 这种情况外，对任意的 x ， $\dot{V}(x) \neq 0$ ，那么原点的平衡状态为渐近稳定，此称为渐近稳定判据。

③正定，如果平衡状态 x_e 是不稳定的，此称为不稳定判据。

2.5 本章小结

本章主要介绍了控制器设计过程中所需的相关引理、动态面控制方法、以及用于逼近的 RBF 神经网络知识。其次，还介绍了李雅普诺夫函数稳定性控制理论，用于控制器理论设计过程中稳定性证明。基于这些理论基础的研究，论文将针对饱和故障问题和未知控制方向的未知执行器故障问题，结合动态面控制方法和 RBF 神经网络，设计两类关于严反馈的非线性系统的容错控制策略，以实现故障下的轨迹跟踪控制，保证系统的正常运行。

第3章 输入饱和和下反反馈非线性系统的动态面容错控制

3.1 引言

从内部干扰来看,输入饱和问题成为了控制领域的一个挑战。已有学者在解决输入饱和问题方面做出了一些研究。在文献[60]提出了一种基于模糊神经网络的自适应动态面控制方法,用于解决一类具有输入饱和的非线性系统的控制问题,该方法利用模糊神经网络逼近系统的未知动态特性,实现对状态误差的估计,并且可以消除控制中的噪声和抖动问题。文献[61]描述一类具有输入饱和且存在未知方向控制增益的多输入多输出非线性系统的跟踪控制问题,针对MIMO系统,通过设计虚拟控制器和误差补偿信号,提出了一种命令滤波自适应神经网络控制方法。此外,针对具有死区故障^[62-63]、输入输出约束^[64]、未知控制方向^[65-67]等情况下非线性系统的控制问题也得到了深入的研究。因此,在研究反反馈非线性系统跟踪控制问题的同时,考虑到输入饱和故障的存在具有重要的研究价值。

正如研究发现,在^[68-70]反步法经常用于非线性系统的各种反馈控制中,但其对虚拟控制律进行求导时引起的“复杂度爆炸”问题是一个明显的缺陷,在文献[71]中考虑到传感器的故障,导致无法消除传统的动态面控制方法存在的误差。因此文献[72]提出一种适用于不确定非仿射非线性系统的自适应控制问题的方法,在每个设计步骤中加入了改进的滑模滤波器,提出一种全新的自适应动态面控制。

基于上述的分析,本章节将针对一类具有输入饱和问题反反馈线性系统,提出一种自适应神经网络动态面容错控制方法,首先对系统存在的输入饱和问题,引入一种辅助动态系统。其次,基于动态面控制方法设计自适应控制器,引入一阶低通滤波器,用于解决设计过程中存在的重复微分,导致的“复杂爆炸”问题。通过理论分析,对设计中存在的外界干扰和一些未知参数进行考虑,即设计相关控制律,利用李雅普诺夫稳定性理论,结合仿真实验,证明了设计的有效性。

3.2 系统问题描述

考虑一类具有输入饱和故障的严反馈非线性系统，具体可以描述为：

$$\begin{cases} \dot{x}_i = g_i(\bar{x}_i)x_{i+1} + f_i(\bar{x}_i) + d_i(t), 1 \leq i \leq n-1 \\ \dot{x}_n = g_n(\bar{x}_n)Q(u(t)) + f_n(\bar{x}_n) + d_n(t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (3-1)$$

其中， $\bar{x}_i = [x_1, \dots, x_i]^T \in R^i (i=1, \dots, n)$ 和 $y \in R$ 分别表示系统的状态向量和输出， $Q(u(t))$ 表示系统的控制输入， $f_i(\bar{x}_i) (i=1, \dots, n)$ 表示未知的非线性连续函数， $g_i(\bar{x}_i) \neq 0 (i=1, \dots, n)$ 表示系统的控制增益，为已知的时变连续函数， $d_i(t) (i=1, \dots, n)$ 表示未知的外部扰动。为方便下文的分析，在不引起混淆的情况下， $f_i(\bar{x}_i)$ ， $g_i(\bar{x}_i)$ 和 $d_i(t)$ 分别简写为 f_i ， g_i 和 d_i 。

在本节中，假定系统控制输入 $Q(u(t))$ 受到执行器饱和故障问题，其描述如下：

$$Q(u(t)) = \begin{cases} U_{\max} & u(t) \geq U_{\max} \\ u(t) & U_{\min} < u(t) < U_{\max} \\ U_{\min} & u(t) \leq U_{\min} \end{cases} \quad (3-2)$$

其中， $U_{\max}$ 和 $U_{\min}$ 表述输入饱和故障的上界和下界。

本节控制目标：针对存在输入饱和故障的严反馈非线性控制系统(3-1)，设计一种自适应神经网络动态面跟踪控制器，使得系统的输出 x_1 渐进跟踪给定的参考轨迹 y_d ，且跟踪误差能够收敛于零的很小邻域，并保证闭环系统所有信号都是有界的。

为了实现以上控制目标，需要提供一些假设，具体如下：

假设 1：系统的外部扰动 $d_i (i=1, \dots, n)$ 有界，即存在正常数 d_{im} ，使得 $|d_i| \leq d_{im}$ 。

假设 2：给定的参考轨迹 y_d ，以及第 i 阶导数存在且光滑、有界，并且存在正常数 Ξ ，使得 $\Omega_1 := \{(y_d, \dot{y}_d, \dots, y_d^{(i)}) : y_d^2 + \dot{y}_d^2 + \dots + (y_d^{(i)})^2 \leq \Xi, i=1, \dots, n\}$ 。

假设 3：系统控制增益 $g_i (i=1, \dots, n)$ 有界，即存在正常数 g_0 ，使得 $0 < |g_i| \leq g_0$ 。不失一般性，这里假设 $g_i > 0$ 。

3.3 自适应神经网络动态面容错控制律设计

为了实现具有输入饱和故障下的严反馈非线性系统的跟踪控制，结合动态面

控制方法和 RBF 神经网络方法，设计相关的自适应更新控制律。在递归设计的前 $n-1$ 步，针对产生的未知非线性动态问题，利用神经网络对其进行逼近处理，并对其中的未知参数设计对应的更新控制律，在最后一步，提出最终的自适应神经网络动态面跟踪控制律。为了下文的分析方便，这里的时间变量 t 将被忽略。

为了对系统(3-1)中存在的输入饱和故障问题进行处理，构建如下辅助动态系统^[73]：

$$\begin{cases} \dot{\lambda}_i = g_i \lambda_{i+1} - c_i \lambda_i, i = 1, \dots, n-1 \\ \dot{\lambda}_n = -c_n \lambda_n + g_n \Delta u \\ \Delta u = Q(u(t)) - u(t) \end{cases} \quad (3-3)$$

其中， $\lambda_i (i=1, \dots, n)$ 为辅助系统的状态变量， $c_i > 0 (i=1, \dots, n)$ 为待设计的参数，进而，根据系统(3-3)，定义如下坐标变化：

$$\begin{cases} z_1 = x_1 - y_d - \lambda_1 \\ z_i = x_i - \alpha_{i-1} - \lambda_i, i = 2, \dots, n \end{cases} \quad (3-4)$$

其中， $z_i (i=1, \dots, n)$ 表示误差面， $\alpha_{i-1} (i=2, \dots, n)$ 为定义的虚拟控制律（在随后的分析中给出）， $\lambda_i (i=1, \dots, n)$ 为式(3-3)中定义的辅助状态， y_d 为给定的期望参考轨迹。

第 1 步 ($i=1$): 根据式(3-1)，(3-3)和(3-4)，则 z_1 的时间导数可表示为：

$$\dot{z}_1 = g_1 z_2 + g_1 \alpha_1 + f_1 + d_1 - \dot{y}_d + c_1 \lambda_1 \quad (3-5)$$

考虑到 f_1 为未知的非线性动态函数，所以引入 RBF 神经网络对其进行逼近，则有：

$$f_1 = (W_1^*)^T S_1(Z_1) + \varepsilon_1(Z_1) \quad (3-6)$$

其中， $\varepsilon_1(Z_1)$ 是逼近误差，且满足 $|\varepsilon_1(Z_1)| \leq \bar{\varepsilon}_1$ 。

将式(3-6)代入式(3-5)中，则有：

$$\dot{z}_1 = g_1 z_2 + g_1 \alpha_1 + (W_1^*)^T S_1(Z_1) + c_1 \lambda_1 - \dot{y}_d + \varepsilon_1(Z_1) + d_1 \quad (3-7)$$

为了避免对虚拟控制律的重复求导而导致复杂度爆炸问题，为此引入时间常数为 τ_1 的一阶低通滤波器 $1/(\tau_1 s + 1)$ ，即：

$$\tau_1 \dot{\bar{\alpha}}_1 + \bar{\alpha}_1 = \alpha_1, \alpha_1(0) = \bar{\alpha}_1(0) \quad (3-8)$$

在式(3-8)中，虚拟控制律 α_1 作为输入， $\bar{\alpha}_1$ 为新引入的状态，其作为输出。

定义滤波误差 β_1 为：

$$\beta_1 = \bar{\alpha}_1 - \alpha_1 \quad (3-9)$$

结合式(3-8)和式(3-9)，得到：

$$\dot{\bar{\alpha}}_1 = (\alpha_1 - \bar{\alpha}_1)/\tau_1 = -\beta_1/\tau_1 \quad (3-10)$$

选取李雅普诺夫函数 V_1 为：

$$V_1 = \frac{1}{2}z_1^2 + \frac{1}{2a_1}\tilde{W}_1^T\tilde{W}_1 + \frac{1}{2r_1}\tilde{D}_1^2 + \frac{1}{2}\beta_1^2 \quad (3-11)$$

其中， $\tilde{W}_1 = W_1^* - \hat{W}_1$ ， $\tilde{D}_1 = D_1 - \hat{D}_1$ ， $|\varepsilon_1(Z_1) + d_1| \leq \bar{\varepsilon}_1 + d_{1M} = D_1$ ， $\hat{W}_1$ 和 $\hat{D}_1$ 分别表示 W_1 和 D_1 的估计， $a_1 > 0$ 和 $r_1 > 0$ 为待设计的参数。于是 V_1 的时间导数可表示为：

$$\dot{V}_1 = z_1\dot{z}_1 - \frac{1}{a_1}\tilde{W}_1^T\dot{\hat{W}}_1 - \frac{1}{r_1}\tilde{D}_1\dot{\hat{D}}_1 + \beta_1\dot{\beta}_1 \quad (3-12)$$

结合式 (3-7) 和式 (3-12)，设计虚拟控制律 α_1 为：

$$\alpha_1 = \frac{1}{g_1} \left(-k_1 z_1 - \hat{W}_1^T S_1(Z_1) - \hat{D}_1 \tanh\left(\frac{z_1}{\eta_1}\right) + \dot{y}_d - c_1 \lambda_1 \right) \quad (3-13)$$

设计神经网络权值自适应律为：

$$\dot{\hat{W}}_1 = a_1 z_1 S_1(Z_1) - \sigma_1 \hat{W}_1 \quad (3-14)$$

设计参数自适应律为：

$$\dot{\hat{D}}_1 = r_1 z_1 \tanh\left(\frac{z_1}{\eta_1}\right) - v_1 \hat{D}_1 \quad (3-15)$$

其中， $k_1 > 0$ ， $\sigma_1 > 0$ 和 $v_1 > 0$ 为待设计参数。

另外，应用引理 2，并考虑式(3-9)和式(3-10)，则有：

$$\beta_1\dot{\beta}_1 = -\frac{\beta_1^2}{\tau_1} - \beta_1\dot{\alpha}_1 \leq -\frac{\beta_1^2}{\tau_1} + \frac{\beta_1^2 B_1^2(\cdot)}{2} + \frac{1}{2} \quad (3-16)$$

其中， $B_1(\cdot) = B_1(x_1, \hat{W}_1, \hat{D}_1, y_d, \dot{y}_d, \ddot{y}_d)$ 是不为零的连续函数。

应用引理 3，并将式(3-7)，(3-13)-(3-16)代入式(3-12)，得到：

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 \leq & g_1 z_1 z_2 - k_1 z_1^2 + \frac{\sigma_1}{a_1} \tilde{W}_1^T \hat{W}_1 + \frac{\nu_1}{r_1} \tilde{D}_1 \hat{D}_1 - \frac{\beta_1^2}{\tau_1} \\ & + 0.2785 \eta_1 D_1 + \frac{\beta_1^2 B_1^2(\cdot)}{2} + \frac{1}{2} \end{aligned} \quad (3-17)$$

第 i 步 ($i = 2, \dots, n-1$): 根据式(3-1), (3-3)和(3-4), 则 z_i 的时间导数可表示为:

$$\dot{z}_i = g_i z_{i+1} + g_i \alpha_i + f_i + d_i - \dot{\alpha}_{i-1} + c_i \lambda_i \quad (3-18)$$

考虑到 f_i 为未知的非线性动态函数, 同样引入 RBF 神经网络对其进行逼近, 则有:

$$f_i = (W_i^*)^T S_i(Z_i) + \varepsilon_i(Z_i) \quad (3-19)$$

其中, $\varepsilon_i(Z_i)$ 是逼近误差, 且满足 $|\varepsilon_i(Z_i)| \leq \bar{\varepsilon}_i$ 。

将式(3-19)代入式(3-18), 可得:

$$\dot{z}_i = g_i z_{i+1} + g_i \alpha_i + (W_i^*)^T S_i(Z_i) - \dot{\alpha}_{i-1} + c_i \lambda_i + \varepsilon_i(Z_i) + d_i \quad (3-20)$$

为了避免重复求导而导致复杂度爆炸问题, 引入时间常数为 τ_i 的一阶低通滤波器 $1/(\tau_i s + 1)$, 即:

$$\tau_i \dot{\bar{\alpha}}_i + \bar{\alpha}_i = \alpha_i, \alpha_i(0) = \bar{\alpha}_i(0) \quad (3-21)$$

在式(3-21)中, 虚拟控制律 α_i 作为输入, 新引入的状态 $\bar{\alpha}_i$ 作为输出。

定义滤波误差 β_i 为:

$$\beta_i = \bar{\alpha}_i - \alpha_i \quad (3-22)$$

结合式 (3-21)和式 (3-22), 得到:

$$\dot{\bar{\alpha}}_i = (\alpha_i - \bar{\alpha}_i)/\tau_i = -\beta_i/\tau_i \quad (3-23)$$

选取李雅普诺夫函数 V_i 为:

$$V_i = V_{i-1} + \frac{1}{2} z_i^2 + \frac{1}{2a_i} \tilde{W}_i^T \tilde{W}_i + \frac{1}{2r_i} \tilde{D}_i^2 + \frac{1}{2} \beta_i^2 \quad (3-24)$$

其中, $\tilde{W}_i = W_i^* - \hat{W}_i$, $\tilde{D}_i = D_i - \hat{D}_i$, 这里 $|\varepsilon_i(Z_i) + d_i| \leq \bar{\varepsilon}_i + d_{im} = D_i$, $\hat{W}_i$ 和 $\hat{D}_i$ 分别表示 W_i 和 D_i 的估计, $a_i > 0$ 和 $r_i > 0$ 为待设计参数。于是 V_i 的时间导数可表示为:

$$\dot{V}_i = \dot{V}_{i-1} + z_i \dot{z}_i - \frac{1}{a_i} \tilde{W}_i^T \dot{\tilde{W}}_i - \frac{1}{r_i} \tilde{D}_i \dot{\tilde{D}}_i + \beta_i \dot{\beta}_i \quad (3-25)$$

结合式 (3-20) 和式 (3-25), 设计虚拟控制律 α_i 为:

$$\alpha_i = \frac{1}{g_i} \left(-k_i z_i - \hat{W}_i^T S_i(Z_i) - \hat{D}_i \tanh\left(\frac{z_i}{\eta_i}\right) + \dot{\alpha}_{i-1} - c_i \lambda_i - g_{i-1} z_{i-1} \right) \quad (3-26)$$

设计神经网络权值自适应律为:

$$\dot{\hat{W}}_i = a_i z_i S_i(Z_i) - \sigma_i \hat{W}_i \quad (3-27)$$

设计参数自适应律为:

$$\dot{\hat{D}}_i = r_i z_i \tanh\left(\frac{z_i}{\eta_i}\right) - \nu_i \hat{D}_i \quad (3-28)$$

其中, $k_i > 0$, $\sigma_i > 0$ 和 $\nu_i > 0$ 为待设计参数。

应用引理 2, 并考虑式(3-22)和式(3-23), 则有:

$$\beta_i \dot{\beta}_i \leq -\frac{\beta_i^2}{\tau_i} + \frac{\beta_i^2 B_i^2(\cdot)}{2} + \frac{1}{2} \quad (3-29)$$

其中, $B_i(\cdot) = B_1(x_1, \dots, x_i, \hat{W}_i, \hat{D}_i, y_d, \dot{y}_d, \dots, y_d^{(i+1)})$ 是不为零的连续函数。

应用引理 3, 考虑到第 $i-1$ 步中的 $\dot{V}_{i-1}$, 并将式(3-20), (3-26)-(3-29)代入式(3-25), 可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_i \leq & g_i z_i z_{i+1} - \sum_{m=1}^i k_m z_m^2 + \sum_{m=1}^i \frac{\sigma_m}{a_m} \tilde{W}_m^T \hat{W}_m + \sum_{m=1}^i \frac{\nu_m}{r_m} \tilde{D}_m \hat{D}_m \\ & - \sum_{m=1}^i \frac{\beta_m^2}{\tau_m} + \sum_{m=1}^i 0.2785 \eta_m D_m + \sum_{m=1}^i \frac{\beta_m^2 B_m^2(\cdot)}{2} + \sum_{m=1}^i \frac{m}{2} \end{aligned} \quad (3-30)$$

第 n 步($i=n$): 根据式(3-1), (3-3)和式(3-4), 则 z_n 的时间导数可表示为:

$$\dot{z}_n = g_n u + f_n + d_n - \dot{\alpha}_{n-1} + c_n \lambda_n \quad (3-31)$$

考虑到 f_n 为未知的非线性动态函数, 引入 RBF 神经网络对其进行逼近, 则有:

$$f_n = (W_n^*)^T S_n(Z_n) + \varepsilon_n(Z_n) \quad (3-32)$$

其中, $\varepsilon_n(Z_n)$ 是逼近误差, 且满足 $|\varepsilon_n(Z_n)| \leq \bar{\varepsilon}_n$ 。

将式(3-32)代入式(3-31), 则有:

$$\dot{z}_n = g_n u(t) + (W_n^*)^T S_n(Z_n) - \dot{\alpha}_{n-1} + c_n \lambda_n + \varepsilon_n(Z_n) + d_n \quad (3-33)$$

选取李雅普诺夫函数 V_n 为:

$$V_n = V_{n-1} + \frac{1}{2} z_n^2 + \frac{1}{2a_n} \tilde{W}_n^T \tilde{W}_n + \frac{1}{2r_n} \tilde{D}_n^2 \quad (3-34)$$

其中, $\tilde{W}_n = W_n^* - \hat{W}_n$, $\tilde{D}_n = D_n - \hat{D}_n$, 这里 $|\varepsilon_n(Z_n) + d_n| \leq \bar{\varepsilon}_n + d_{nM} = D_n$, $\hat{W}_n$ 和 $\hat{D}_n$ 分别表示 W_n 和 D_n 的估计, $a_n > 0$ 和 $r_n > 0$ 为待设计参数。于是 V_n 的时间导数可表示为:

$$\dot{V}_n = \dot{V}_{n-1} + z_n \dot{z}_n - \frac{1}{a_n} \tilde{W}_n^T \dot{\tilde{W}}_n - \frac{1}{r_n} \tilde{D}_n \dot{\tilde{D}}_n \quad (3-35)$$

结合式 (3-33) 和式 (3-35), 设计自适应神经网络动态面控制器 $u(t)$ 为:

$$u(t) = \frac{1}{g_n} \left(-k_n z_n - \hat{W}_n^T S_n(Z_n) - \hat{D}_n \tanh\left(\frac{z_n}{\eta_n}\right) + \dot{\alpha}_{n-1} - c_n \lambda_n - g_{n-1} z_{n-1} \right) \quad (3-36)$$

设计神经网络权值自适应律为:

$$\dot{\hat{W}}_n = a_n z_n S_n(Z_n) - \sigma_n \hat{W}_n \quad (3-37)$$

设计参数自适应律为:

$$\dot{\hat{D}}_n = r_n z_n \tanh\left(\frac{z_n}{\eta_n}\right) - \nu_n \hat{D}_n \quad (3-38)$$

其中, $k_n > 0$, $\sigma_n > 0$ 和 $\nu_n > 0$ 为待设计参数。

应用引理 3, 考虑到第 $n-1$ 步中的 $\dot{V}_{n-1}$, 并将式(3-33), (3-36)-(3-38)代入式 (3-35), 可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_n \leq & -\sum_{m=1}^n k_m z_m^2 + \sum_{m=1}^n \frac{\sigma_m}{a_m} \tilde{W}_m^T \hat{W}_m + \sum_{m=1}^n \frac{\nu_m}{r_m} \tilde{D}_m \hat{D}_m \\ & - \sum_{m=1}^{n-1} \frac{\beta_m^2}{\tau_m} + \sum_{m=1}^n 0.2875 \eta_m D_m + \sum_{m=1}^{n-1} \frac{\beta_m^2 B_m^2(\cdot)}{2} + \sum_{m=1}^{n-1} \frac{m}{2} \end{aligned} \quad (3-39)$$

3.4 系统稳定性分析

根据上述分析, 本章节主要结果可以总结为如下定理 3-1。

定理 3-1: 在假设 1-3 的条件下, 考虑输入饱和故障下的严反馈非线性系统(3-1), 在虚拟控制律(3-13)和(3-26), 自适应神经网络动态面控制器(3-36), 以及参数自适应更新律(3-14), (3-15), (3-27), (3-28), (3-37)和(3-38)的作用下, 可以保证系

统的输出能够很好的跟踪系统给定的参考轨迹信号，并且跟踪误差能够收敛于零的很小邻域，且闭环系统的所有信号都是收敛的。为了证明上述理论设计的有效性，特此给出以下证明。

证明：根据引理 2，并考虑式(3-39)，可得：

$$\frac{\sigma_m}{a_m} \tilde{W}_m^T \hat{W}_m \leq -\frac{\sigma_m}{2a_m} \tilde{W}_m^T \tilde{W}_m + \frac{\sigma_m}{2a_m} W_m^T W_m \quad (3-40)$$

$$\frac{\nu_m}{r_m} \tilde{D}_m \hat{D}_m \leq -\frac{\nu_m}{2r_m} \tilde{D}_m^2 + \frac{\nu_m}{2r_m} D_m^2 \quad (3-41)$$

定义如下紧集：

$$\Omega_i = \left\{ z_1, \dots, z_i, \hat{W}_1, \dots, \hat{W}_i, \hat{D}_1, \dots, \hat{D}_i, \beta_1, \dots, \beta_{i-1} : \sum_{m=1}^i (z_m^2 + \tilde{W}_m^T \tilde{W}_m + \tilde{D}_m^2) + \sum_{m=1}^{i-1} \beta_m^2 \leq 2\Xi_2, i = 2, \dots, n \right\} \quad (3-42)$$

根据假设 2，可以得到 Ω_1 为紧集，于是可得出非负连续函数 $B_i(\cdot)$ ($i=1, \dots, n-1$) 中的所有变量的紧集在 $\Omega_1 \times \Omega_i$ 内都是有界的，从而证明 $B_i(\cdot)$ 在紧集 $\Omega_1 \times \Omega_i$ 内有界，即 $|B_i(\cdot)|$ 必定存在最大值。不失一般性，令 $|B_i(\cdot)| \leq \bar{B}_{iM}$ 。

考虑 $|B_i(\cdot)| \leq \bar{B}_{iM}$ ，并将式(3-40)和式(3-41)代入式(3-39)，则有：

$$\begin{aligned} \dot{V}_n \leq & -\sum_{m=1}^n k_m z_m^2 - \sum_{m=1}^n \frac{\sigma_m}{2a_m} \tilde{W}_m^T \tilde{W}_m - \sum_{m=1}^n \frac{\nu_m}{2r_m} \tilde{D}_m^2 \\ & - \sum_{m=1}^{n-1} \left(\frac{1}{\tau_m} - \frac{\bar{B}_{mM}^2}{2} \right) \beta_m^2 + \sum_{m=1}^{n-1} \left(\frac{B_m^2(\cdot)}{2} - \frac{\bar{B}_{mM}^2}{2} \right) \beta_m^2 \\ & + \sum_{m=1}^n \frac{\sigma_m}{2a_m} W_m^T W_m + \sum_{m=1}^n \frac{\nu_m}{2r_m} D_m^2 + \sum_{m=1}^n 0.2875 \eta_m D_m + \sum_{m=1}^{n-1} \frac{m}{2} \end{aligned} \quad (3-43)$$

由于，

$$\left(\frac{\bar{B}_{mM}^2 B_m^2(\cdot)}{2\bar{B}_{mM}^2} - \frac{\bar{B}_{mM}^2}{2} \right) \beta_m^2 = \frac{\bar{B}_{mM}^2 \beta_m^2}{2} \left(\frac{B_m^2(\cdot) - \bar{B}_{mM}^2}{\bar{B}_{mM}^2} \right) \leq 0 \quad (3-44)$$

另外，选取：

$$\mathcal{G} = \min \left\{ 2k_1, \dots, 2k_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n, \nu_1, \dots, \nu_n, \frac{2}{\tau_1} - B_{1M}^2, \dots, \frac{2}{\tau_{n-1}} - B_{n-1,M}^2 \right\} \quad (3-45)$$

$$\omega = \sum_{m=1}^n \frac{\sigma_m}{2a_m} W_m^T W_m + \sum_{m=1}^n \frac{\nu_m}{2r_m} D_m^2 + \sum_{m=1}^n 0.2875 \eta_m D_m + \sum_{m=1}^{n-1} \frac{m}{2} \quad (3-46)$$

于是，式(3-43)可简化为：

$$\dot{V}_n \leq -gV_n + \omega \quad (3-47)$$

对式(3-47)的两边同时乘以 $\exp(gt)$ ，并在 $(0, t]$ 上进行积分，则有：

$$\begin{aligned} V_n(t) &\leq \left(V_n(0) - \frac{\omega}{g} \right) \exp(-gt) + \frac{\omega}{g} \\ &\leq V_n(0) \exp(-gt) + \frac{\omega}{g} \end{aligned} \quad (3-48)$$

由式(3-48)可知， z_i ， $\hat{W}_i$ ， $\hat{D}_i$ 以及 $\beta_j (i=1, \dots, n, j=1, \dots, n-1)$ 均有界，且进一步可得 $\alpha_j (j=1, \dots, n-1)$ 以及 $u(t)$ 也是有界的。

结合式(3-11)，(3-24)和(3-33)，可得：

$$\frac{1}{2} z_1^2 \leq V_n(0) \exp(-gt) + \frac{\omega}{g} \quad (3-49)$$

并且有：

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |z_1| \leq \sqrt{\frac{2\omega}{g}} \quad (3-50)$$

下面为了证明 λ_1 有界，选取李雅普诺夫函数 $V_\lambda = \sum_{i=1}^n \lambda_i^2 / 2$ ，根据式(3-3)，于是求导 V_λ 的时间导数为：

$$\begin{aligned} \dot{V}_\lambda &= \sum_{i=1}^{n-1} \lambda_i (g_i \lambda_{i+1} - c_i \lambda_i) - c_n \lambda_n^2 + g_n \Delta u \lambda_n \\ &\leq -\frac{1}{2} (2c_1 - |g_1|) \lambda_1^2 - \frac{1}{2} \sum_{i=2}^{n-1} (2c_i - |g_i| - |g_{i-1}|) \lambda_i^2 \\ &\quad - \frac{1}{2} \left(2c_n - |g_{n-1}| - \frac{1}{2} \right) \lambda_n^2 + |g_n \Delta u|^2 \end{aligned} \quad (3-51)$$

根据假设 3，则有 $|g_i| \leq g_0 (i=1, \dots, n)$ ，同时，考虑到 $u(t)$ 有界，且 $Q(u(t))$ 是饱和故障的输出，于是可得 Δu ，进而有 $|g_n \Delta u|$ ：取：

$$\bar{\mu}_1 = 2c_1 - g_0 \quad (3-52)$$

$$\bar{\mu}_i = 2c_i - 2g_0, i = 2, \dots, n-1 \quad (3-53)$$

$$\bar{\mu}_n = 2c_n - g_0 - \frac{1}{2}, \quad \mu = \min \{ \bar{\mu}_1, \dots, \bar{\mu}_n \} \quad (3-54)$$

于是，式(3-51)可简化为：

$$\dot{V}_\lambda \leq -\mu V_\lambda + A_0 \quad (3-55)$$

其中, $|g_n \Delta u|^2 \leq A_0$ 。

对式(3-55)的两边同时乘以 $\exp(\mu t)$, 并在 $(0, t]$ 进行积分, 则有:

$$V_\lambda(t) \leq V_\lambda(0) \exp(-\mu t) + \frac{A_0}{\mu} \quad (3-56)$$

进而可得:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |\lambda_1| \leq \sqrt{\frac{2A_0}{\mu}} \quad (3-57)$$

由式(3-57)可知 λ_1 有界。

进而, 根据式(3-4), 有 $|x_1 - y_d| = |z_1 + \lambda_1| \leq |z_1| + |\lambda_1|$, 考虑式(3-50)和式(3-57), 则有:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |x_1 - y_d| \leq \sqrt{\frac{2\omega}{g}} + \sqrt{\frac{2A_0}{\mu}} \quad (3-58)$$

观察式(3-58)不难发现, 通过对设计的参数进行调整, 可以确保系统跟踪误差 $|x_1 - y_d|$ 收敛于零的指定小邻域。至此, 证明完成。

注释 1: 观察式(3-58), 为了调节系统跟踪误差的大小, 一方面可以减小 ω 和 A_0 , 另一方面也可以增大 g 和 μ , 通过合适地选择这些参数, 可以保证跟踪误差任意小。

注释 2: 进一步考察参数 ω , g 和 μ , 一方面, 要使 ω 减小可以通过增加 a_m 和 r_m 或者通过减小 σ_m 和 v_m 来实现; 要使 g 增大, 可以通过改变 k_m , σ_m 和 v_m 或者 τ_j 的值来实现; 而要使 μ 增大, 可以增加 c_m 来实现, 然而另一方面, k_m , c_m , a_m , r_m , σ_m 和 v_m 的改变可能会进一步影响到虚拟控制律, 参数更新控制律以及实际控制器等信号的幅值, 这里 $m=1, \dots, n$, $j=1, \dots, n-1$ 。因此, 需要在跟踪性能和控制信号之间进行合理的选择。

3.5 系统仿真分析

本章节的仿真实验, 通过使用 MATLAB 和 SIMULINK, 搭建系统模型进行仿真。针对输入饱和故障, 分别从数值仿真和一类水面船舶实际控制系统进行仿

真研究,进一步说明了关于具有输入饱和故障的严反馈非线性系统的容错控制策略的有效性和实际应用性。

3.5.1 一类数值系统的仿真分析

为了进一步说明本章节提出的控制器的有效性,下面提供了一个数值仿真案例加以验证。

例 1: 考虑如下一类输入饱和严反馈非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 + 0.1\sin(x_1) + 0.5\sin(0.01t)\cos(0.02t) \\ \dot{x}_2 = Q(u(t)) + x_1x_2^2 + 0.5\sin(0.01t)\cos(0.02t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (3-59)$$

定义辅助动态系统为:

$$\begin{cases} \dot{\lambda}_1 = \lambda_2 - c_1\lambda_1 \\ \dot{\lambda}_2 = -c_2\lambda_2 + \Delta u \\ \Delta u = Q(u(t)) - u(t) \end{cases} \quad (3-60)$$

其中, $g_1(\bar{x}_1) = g_2(\bar{x}_2) = 1$, $f_1(\bar{x}_1) = 0.1\sin(x_1)$ 和 $f_2(\bar{x}_2) = x_1x_2^2$ 。输入饱和故障中 $U_{\max} = 6$, $U_{\min} = -6$, 选取系统的初始状态 $x_1(0) = x_2(0) = 0$, $\lambda_1(0) = \lambda_2(0) = 0$, 期望的参考轨迹设置为 $y_d = 0.5\sin(t)$, 仿真时间选择为 $t = 40s$ 。

在这里, 用于逼近 $f_1(\bar{x}_1)$ 的 RBF 神经网络, 节点数选择为 7, 其中心 χ_i 在 $[-6, 6]$ 内均匀分布, 而用于逼近 $f_2(\bar{x}_2)$ 的 RBF 神经网络, 节点数选择为 9, 其中心 χ_i 在 $[-8, 8]$ 内均匀分布, 这两个神经网络的宽度均选择为 $b_i = 0.5$, ($i=1, 2$)。

根据上文的分析, 虚拟控制律 α_1 , 控制器 $u(t)$, 权值自适应律 $\hat{W}_i$ 和参数自适应律 $\hat{D}_i$ ($i=1, 2$) 分别给定如下:

$$\alpha_1 = \frac{1}{g_1} \left(-k_1 z_1 - \hat{W}_1^T S_1(Z_1) - \hat{D}_1 \tanh\left(\frac{z_1}{\eta_1}\right) + \dot{y}_d - c_1 \lambda_1 \right) \quad (3-61)$$

$$u(t) = \frac{1}{g_2} \left(-k_2 z_2 - \hat{W}_2^T S_2(Z_2) - \hat{D}_2 \tanh\left(\frac{z_2}{\eta_2}\right) + \dot{\alpha}_1 - c_2 \lambda_2 - g_1 z_1 \right) \quad (3-62)$$

$$\dot{\hat{W}}_i = a_i z_i S_i(Z_i) - \sigma_i \hat{W}_i, i = 1, 2 \quad (3-63)$$

$$\dot{\hat{D}}_i = r_i z_i \tanh\left(\frac{z_i}{\eta_i}\right) - \nu_i \hat{D}_i, i = 1, 2 \quad (3-64)$$

仿真参数选择为: $c_1 = 10$, $c_2 = 7$, $k_1 = 9$, $k_2 = 10$, $a_1 = a_2 = 20$, $\sigma_1 = \sigma_2 = 0.05$, $r_1 = 10$, $r_2 = 5$, $\nu_1 = \nu_2 = 0.2$, 自适应律初始值分别为 $\hat{W}_1(0) = \hat{W}_2(0) = 0$, $\hat{D}_1(0) = \hat{D}_2(0) = 0$ 。

仿真结果如下:

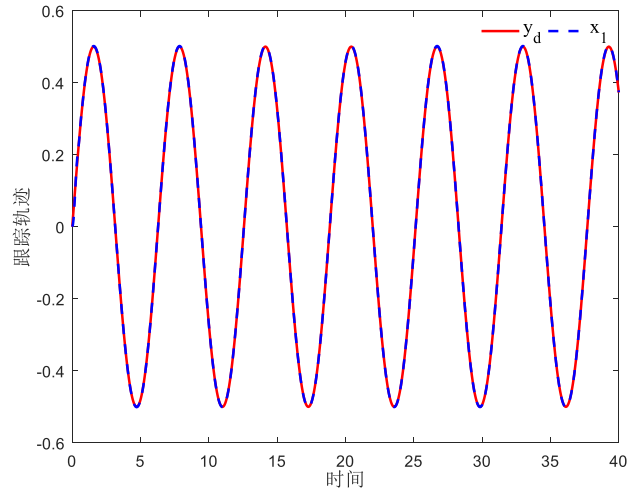


图 3-1 跟踪性能曲线

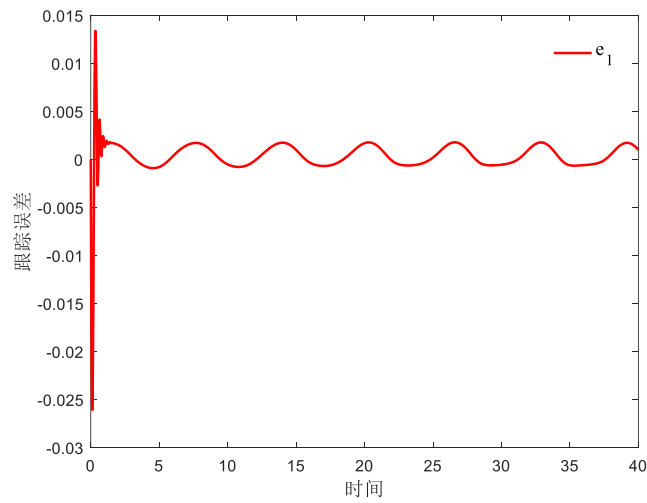


图 3-2 跟踪误差曲线

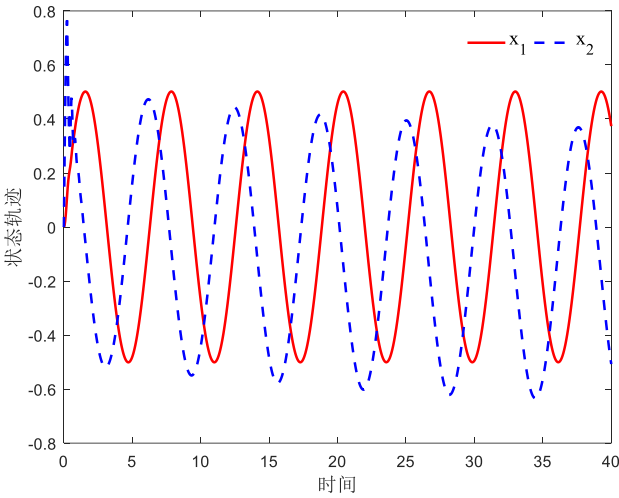


图 3-3 系统状态曲线

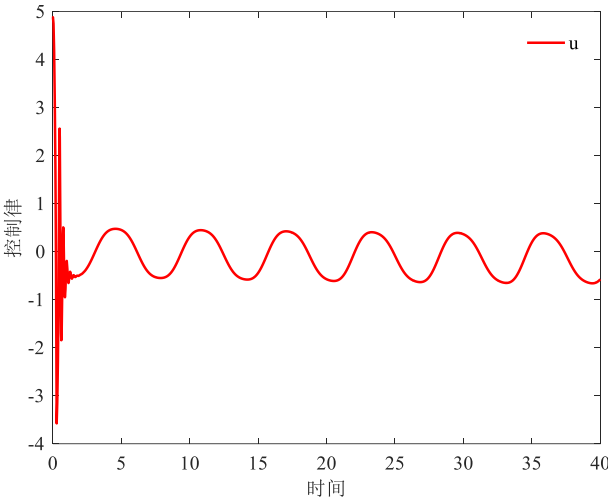


图 3-4 控制律 u

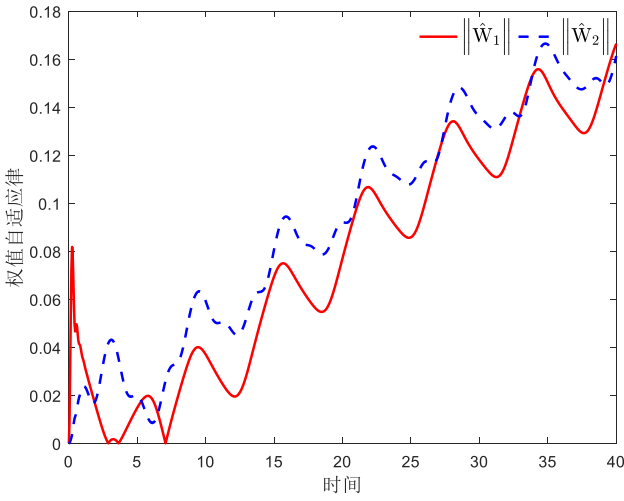
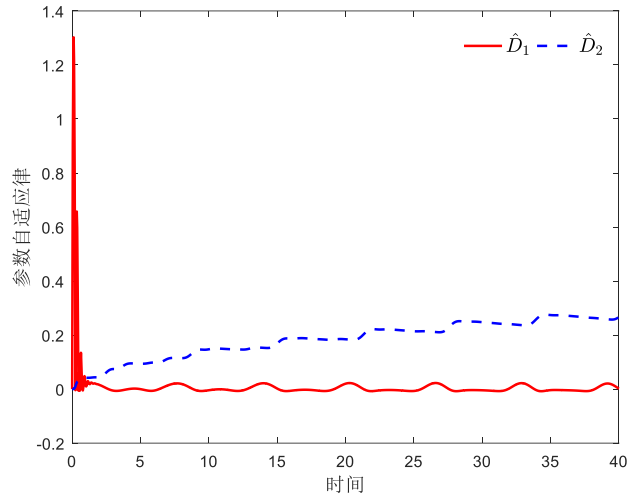


图 3-5 权值自适应律 $\|\hat{w}_i\|$


 图 3-6 参数自适应控制律 $\hat{D}_i$

如图 3-1 到图 3-6 所示。系统输出 x_1 跟踪参考轨迹 y_d 的结果如图 3-1 所示，可得，在设计的自适应神经网络动态面控制器作用下，系统的输出能够很好地跟踪参考轨迹。图 3-2 显示的是跟踪误差 e_1 的变化结果，不难发现，跟踪误差能够收敛于零的很小邻域。进而，由图 3-1 和图 3-2 可知，本文设计的控制器能够实现很好地跟踪性能。而图 3-3 为系统的状态变量轨迹图，仿真运行刚开始阶段，输出信号有点波动，但随着仿真的进行，最终输出信号十分稳定。此外，控制器 $u(t)$ ，权值自适应律 $\|\hat{W}_i\|$ 和参数自适应控制律 $\hat{D}_i (i=1,2)$ 的变化结果分别展示在图 3-4 到图 3-6 中。控制律 $u(t)$ 在零的很小领域内是收敛的。神经网络的权值自适应律 $\|\hat{W}_i\|$ ，虽然在图中表现出一种上升的趋势，但是其幅值波动的范围很小，且随着仿真的进行，最终也是收敛的。而参数自适应控制律 $\hat{D}_i (i=1,2)$ ，很明显是收敛的。所有控制律的设计，符合控制器理论设计的可行性。综合图 3-1 到图 3-6，尽管给定的系统受到输入饱和故障的影响，但是在设计的控制器以及相关参数自适应更新控制律作用下，可以保证系统的跟踪误差收敛于零的很小邻域，而且还可以确保闭环系统的所有变量有界。

3.5.2 一类水面船舶系统的仿真方析

例 2: 为了进一步说明本章节提出的控制器设计有效性，选择了一类实际应用系

统^[74]，即水面船舶系统作为研究对象，其系统的数学模型如下所示：

$$\ddot{\phi} + \frac{K}{T} H(\dot{\phi}) = \frac{K}{T} u(t) \quad (3-65)$$

其中， ϕ 表示偏航角， $u(t)$ 表示制动角，为控制量， K 和 T 表示流体动力学系数， $H(\dot{\phi})$ 为与 $\dot{\phi}$ 相关的未知非线性函数，可近似描述为：

$$H(\dot{\phi}) = p_1 \dot{\phi} + p_2 \dot{\phi}^3 + p_3 \dot{\phi}^5 \quad (3-66)$$

其中， p_1 ， p_2 和 p_3 均为未知常数。

假定系统受到外部扰动以及输入饱和故障的影响，选择 $x_1 = \phi$ 和 $x_2 = \dot{\phi}$ ，于是系统(3-65)就可以转化为：

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 + d_1(t) \\ \dot{x}_2 = -\frac{K}{T}(p_1 x_2 + p_2 x_2^3 + p_3 x_2^5) + \frac{K}{T} Q(u(t)) + d_2(t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (3-67)$$

其中， $d_1(t)$ 和 $d_2(t)$ 表示外部扰动， $Q(u(t))$ 为系统的输入， y 为系统的输出。

选取参考轨迹 $y_d = 1.5(\sin(0.5t) + \sin(t))$ ，参数 $K = T = 2$ ， $p_1 = p_2 = p_3 = 1$ ，外部扰动 $d_1(t) = d_2(t) = 0.5\sin(0.01t)\cos(0.02t)$ ，系统的初始值 $x_1(0) = x_2(0) = 0$ ，其他参数保持与例 1 一致。

仿真结果如下：

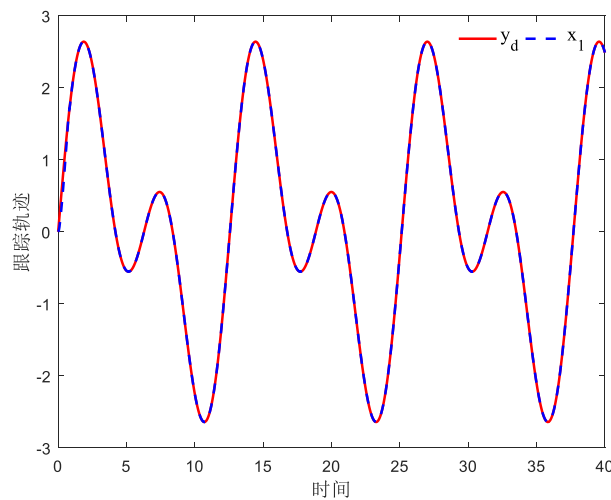


图 3-7 跟踪性能曲线

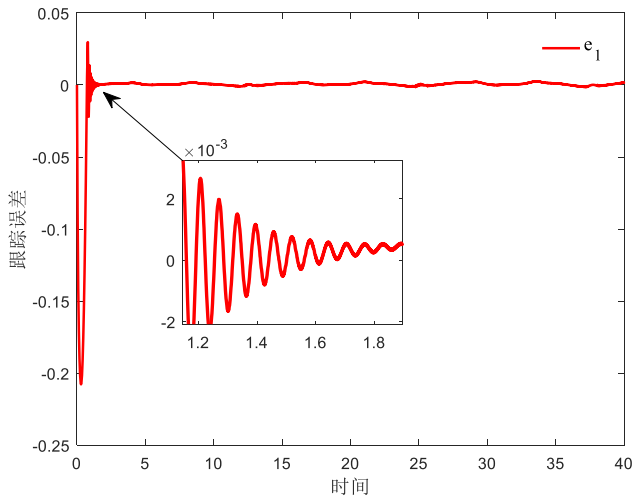


图 3-8 跟踪误差曲线

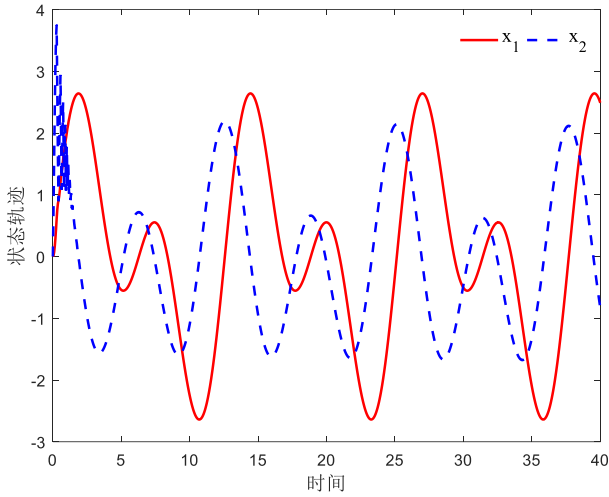


图 3-9 系统状态曲线

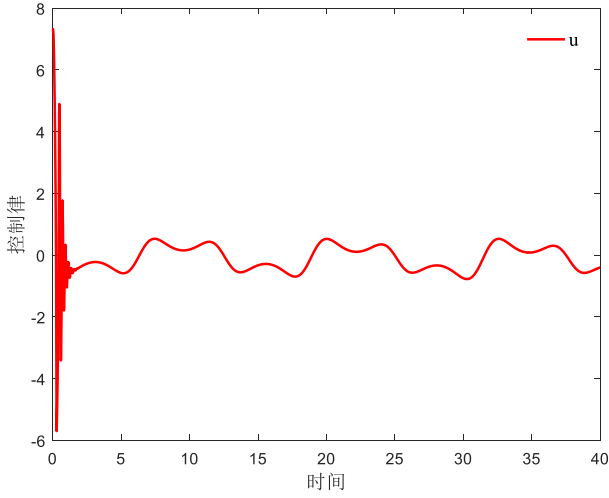


图 3-10 控制律 u

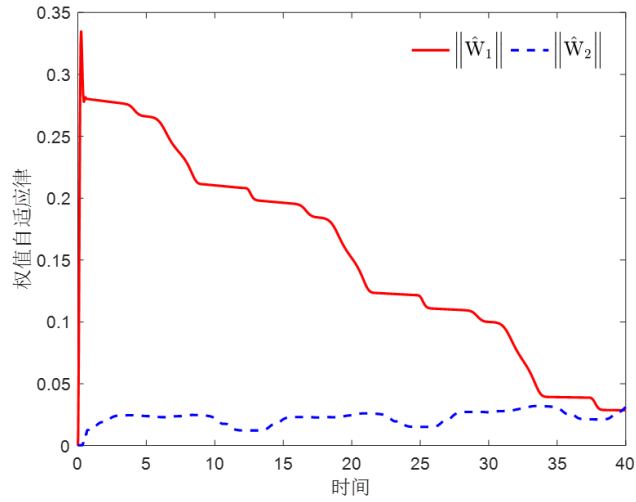


图 3-11 参数更新控制律 $\|\hat{W}_i\|$

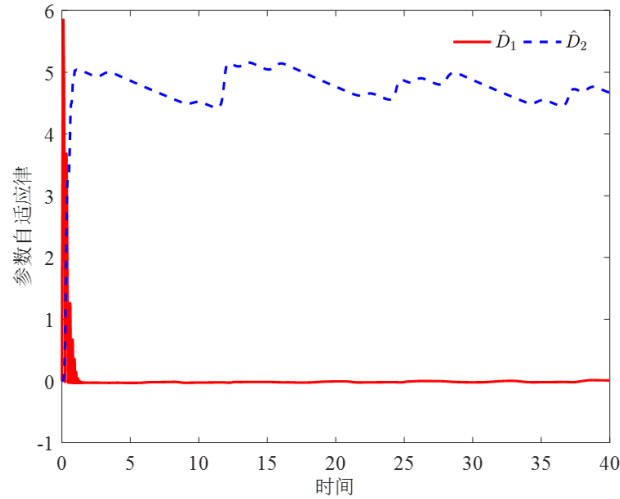


图 3-12 参数自适应律 $\hat{D}_i$

如图 3-7 到图 3-12 所示。在设计控制器和参数自适应更新律的作用下，跟踪性能曲线与误差变化曲线分别如图 3-7 和图 3-8 所示，由图可以看出，水面船舶系统的输出，能够很好地跟踪期望的参考轨迹，跟踪误差可以收敛到零的很小邻域。经过放大处理后，可以看出跟踪误差最终无穷趋近于 0。此外，图 3-9 为系统的状态曲线图，前期有所波动，但是后期趋于稳定。图 3-10 为控制器最终的控制律曲线图，很明显该控制律是收敛的。而图 3-11 和图 3-12，分别代表神经网络的权值自适应律和外界扰动的参数自适应律，可以看出，二者最终都是收敛的。综合图 3-7 到图 3-12，尽管给定的实际系统受到了输入饱和的影响，但是在本章节设计的控制器作用下，仍然很够实现很好地控制效果。这也进一步证

明了关于具有输入饱和故障的严反馈非线性系统的容错控制策略的有效性。

3.6 本章小结

本节研究了一类具有输入饱和的严反馈非线性系统的跟踪控制问题，在动态面控制的设计框架下，引入 RBF 神经网络对系统中的未知非线性动态进行逼近，为了处理系统中输入饱和和非线性带来的影响，构建了一类辅助控制系统，而通过引入一阶低通滤波器，可以很好地解决了计算量大以及重复微分引起的计算“复杂度爆炸”问题，同时针对其中的未知参数，设计了对应的自适应控制律，结合动态面控制方法和神经网络方法，设计了一种自适应神经网络动态面控制器。最后，通过数值仿真和实际应用系统仿真都验证了设计的控制器的有效性，且具有一定的实际应用。结果表明，在本章节设计的控制器以及参数自适应控制律作用下，具有输入饱和故障的系统能够很好地跟踪期望的参考轨迹，同时跟踪误差能够收敛到零的很小邻域内，且闭环系统内所有变量最终都能实现有界。

第 4 章 未知控制方向和未知执行器故障下不确定严反馈非线性系统的动态面容错控制

4.1 引言

本文的第 3 章主要介绍了系统存在的输入饱和故障问题,但是在严反馈的非线性系统中,输入饱和故障只是执行器故障中的一种故障,实际上系统还存在未知的执行器故障和未知控制方向问题,这是一个比较突出的问题。在一些实际系统中,首先应考虑控制方向,由于控制方向是未知的,因此系统控制律的设计存在困难。所以有关研究提出,关于输出反馈控制器来解决与未知控制方向相关的控制问题。例如,在文献[75-76]中,通过应用所提出的输出反馈控制器,解决了具有未知高频增益符号的不确定线性系统的跟踪控制问题。然而,在之前的研究中,努斯鲍姆增益函数技术被广泛用于处理未知的控制方向,该方法首次被提出用于求解一类控制系数未知的连续时间系统^[77]。基于努斯鲍姆增益函数技术的应用,进行了几项重要的研究,并取得了良好的控制效果^[78-79]。

系统故障会影响系统的正常运行,并降低系统的性能。执行器故障处理方法,在上述故障中起着关键作用。因此,在分析不确定系统时,有必要考虑执行器故障的存在。文献[80]针对存在执行器故障的核电站,提出了一种模糊故障自适应控制方法。在文献[81-82]中,讨论了三自由度航天器姿态机动和直升机系统的致动器饱和问题。此外,通过使用自适应模糊控制方案,分别在文献[83]和文献[84]中解决了具有死区输入的不确定严格和非严反馈系统的跟踪控制问题。尽管故障类型不同,但在文献[80-84]中考虑的系统可以通过利用设计的控制律来实现高容错性能。

基于上述的分析,本章节将针对具有未知控制方向和执行器故障问题,提出一种基于动态面控制的自适应神经网络控制器设计的容错控制方法。首先引入一种努斯鲍姆增益函数,用于解决未知控制方向,其次针对执行器故障设计一种函数,同时结合动态面控制和 RBF 神经网络,设计相关的控制器。最后通过理论

分析和仿真实验证明设计的可行性。

4.2 系统问题描述

考虑以下具有未知控制方向和未知执行器故障的不确定严反馈非线性系统：

$$\begin{cases} \dot{x}_i = a_i x_{i+1} + f_i(\bar{x}_i, t) + \Lambda_i(\bar{x}_i, t) & i=1, 2, \dots, n-1 \\ x_n = \varphi(\bar{x}_n) u^F(t) + f_n(\bar{x}_n, t) + \Lambda_n(\bar{x}_n, t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (4-1)$$

其中， $\bar{x}_i(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]^T$ 是系统的状态变量， $u^F(t)$ 是实际控制输出， $f_i(\bar{x}_i, t), f_n(\bar{x}_n, t), \varphi(\bar{x}_n)$ 表示未知非线性光滑函数， $\Lambda_i(\bar{x}_i, t), \Lambda_n(\bar{x}_n, t)$ 为不确定非线性动力学外界干扰， $a_i (i=1, \dots, n-1)$ ，是一个未知且有界的正常数。

在本节中，未知的执行器故障模型由执行器有效性损失和偏置信号组成，具体表示如下：

$$u^F(t) = \rho u(t) + b_0(t) \quad (4-2)$$

其中， ρ 是未知的正常数，且满足 $0 < \rho_m \leq \rho \leq \rho_M \leq 1$ ， ρ_m 和 ρ_M 是未知的正常数， $u(t)$ 是待设计执行器的控制输入， $b_0(t)$ 表示在 t_0 时刻出现的时变偏差信号，当 $\forall t \geq t_0$ 时，存在 $|b_0(t)| \leq b_0^*$ 。因此当 $\rho = 1$ 时，系统(4-1)是稳定且无故障的，当 $0 < \rho < 1$ 时，系统(4-1)存在故障。

本章节的控制目标：利用 RBF 神经网络控制方法和动态面控制技术为系统(4-1)设计一种自适应控制律 $u(t)$ 使系统输出 y 能够在未知控制方向和未知执行器故障下跟踪期望的参考轨迹 y_d ，并实现期望的渐近跟踪控制。

注释 1：在实际系统中，通常存在复杂的非线性动力学。因此，很难获得系统的精确数学模型，所以引入未知的非线性光滑函数 $f_i(\bar{x}_i, t) (i=1, 2, \dots, n)$ ，作为系统复杂的非线性动力学。此外，对于不确定性和未建模的动力学、建模误差和未知扰动，它们被统一定义为不确定非线性动力学函数，即 $\Lambda_i(\bar{x}_i, t) (i=1, 2, \dots, n)$ 。

假设 1：未知的正常数 $a_i (i=1, 2, \dots, n)$ 和未知的非线性光滑函数 $\varphi(\bar{x}_n)$ 都是有界的，满足 $a_{im} \leq a_i \leq a_{iM}$ 和 $\varphi_m \leq \varphi(\bar{x}_n) \leq \varphi_M$ ，其中 a_{im} ， a_{iM} ， φ_m ， φ_M 都是未知的正常数。

假设 2：不确定非线性动力学 $\Lambda_i(\bar{x}_i, t) (i=1, 2, \dots, n)$ 是有界的，因此存在未知的正常数 Λ_i^* ，满足 $|\Lambda_i(\bar{x}_i, t)| \leq \Lambda_i^*$ 。

假设 3: 参考轨迹信号 y_d 是一个光滑的函数, 且存在一个正常数 Θ_0 满足 $\Omega_1 = \{(y_d, \dot{y}_d, \ddot{y}_d) : y_d^2 + \dot{y}_d^2 + \ddot{y}_d^2 \leq \Theta_0\}$ 。

注释 2: 根据假设 1, 控制增益函数 $\varphi(\bar{x}_n)$ 可以被假设为严格的负或正。在不失一般性的情况下, 假设控制增益函数 $\varphi(\bar{x}_n)$ 被定义为正数。

注释 3: 假设 1 和假设 2 是可控 n 阶非线性系统(4-1)的稳定性条件, 可以保证后续虚拟控制律和最终控制律的设计有效性。应该注意的是 $\varphi(\bar{x}_n)$ 的有界性 $\varphi(\bar{x}_n)$ 是为理论分析的要求而提供的。此外, 对于其中控制增益 $\varphi(\bar{x}_n)$ 的符号的情况 由于 $\varphi(\bar{x}_n)$ 是未知的, 可以引入努斯鲍姆增益函数技术来解决这类问题。对于假设 3, 这是反步法控制或动态面控制设计框架下自适应跟踪控制常见的标准条件。

注释 4: 当 RBF 神经网络用于近似未知非线性动力学时, 最优权向量 W^* 通常是未知的。因此, 本章节通过设计自适应律, 在线估计最优权向量 W^* 。此外, 最优权重向量 W^* 仅用于辅助分析。此外, 在设计 RBF 神经网络时, 本章节只考虑输入和输出的数量, 并根据条件选择具体的节点数量。

然而, 更应该注意的是, 通过分析以选择适当的输入子集, 以便获得更简单的 RBF 神经网络结构。在本节中, 为了控制律的设计和主要结果的证明, 提供了努斯鲍姆增益函数的定义。

定义 1: 若平滑函数 $N(k)$ 具有以下属性, 则称为努斯鲍姆增益函数

$$\begin{cases} \limsup_{s \rightarrow \infty} \frac{1}{s} \int_0^s N(k) dk = +\infty \\ \liminf_{s \rightarrow \infty} \frac{1}{s} \int_0^s N(k) dk = -\infty \end{cases} \quad (4-3)$$

常见的努斯鲍姆增益函数有 $k^2 \cos(k)$ 、 $k^2 \sin(k)$ 、 $e^{k^2} \cos(\pi k / 2)$ 和 $e^{k^2} \sin(k)$, 在本节中, 努斯鲍姆增益函数选择为 $N(k) = k^2 \cos(k)$ 。Nussbaum 函数具有两个主要性质: 其一, 随着自变量的变化, 其符号的正负性不断变化; 其二, 函数的幅值增长速度较快, 随着自变量的增加, 函数与自变量的比值也逐渐增大。这两个性质使得 Nussbaum 函数在处理未知控制方向问题时具有独特的优势。

4.3 自适应神经网络动态面容错控制律设计

本节介绍了利用 RBF 神经网络逼近未知非线性动力学函数, 并利用动态面

控制技术设计了自适应神经网络控制律，控制律设计基于以下坐标变换：

$$z_i = x_i - y_{id}, i = 1, 2, \dots, n \quad (4-4)$$

上述方法与反步法控制方法类似，设计过程包括 n 步，从第一步到第 $n-1$ 步，设计出虚拟控制律 $\phi_{id}, i = 2, \dots, n$ ，第 n 步设计出实际控制律 $u(t)$ 。为了降低理论设计的繁琐性，这里将直接跳过第一步，从第 i 步开始设计。

第 i 步 ($i = 1, \dots, n-1$): 结合式(4-1)和式(4-4)可得：

$$\dot{z}_i = a_i(x_{i+1} + f_i(\bar{x}_i)/a_i) + \Lambda_i(\bar{x}_i) - \dot{y}_{id} \quad (4-5)$$

其中， $\bar{x}_i = [x_1, \dots, x_i]^T$ ，因为 $f_i(\bar{x}_i)/a_i$ 是未知的，用 RBF 神经网络来逼近 $f_i(\bar{x}_i)/a_i$ ，可得：

$$f_i(\bar{x}_i)/a_i = (W_i^*)^T \xi_i(\bar{x}_i) + \varepsilon_i(\bar{x}_i) \quad (4-6)$$

其中， $|\varepsilon_i(\bar{x}_i)| \leq \varepsilon_i^*$ ， ε_i^* 为未知的正常数。

结合式(4-5)和式(4-6)可得：

$$\dot{z}_i = a_i(x_{i+1} + (W_i^*)^T \xi_i(\bar{x}_i)) + a_i \varepsilon_i(\bar{x}_i) + \Lambda_i(\bar{x}_i) - \dot{y}_{id} \quad (4-7)$$

令，

$$W_i^T \psi_i(\bar{x}_i) = (W_i^*)^T \xi_i(\bar{x}_i) + \frac{1}{a_i} (\Lambda_i^* \tanh(\frac{\Lambda_i^* z_i}{g}) - \dot{y}_{id}) \quad (4-8)$$

其中，

$$W_i^T = \left[(W_i^*)^T, \frac{1}{a_i} \right] \quad (4-9)$$

$$\psi_i(\bar{x}_i) = \left[\xi_i(\bar{x}_i), \Lambda_i^* \tanh(\frac{\Lambda_i^* z_i}{g}) - \dot{y}_{id} \right]^T \quad (4-10)$$

将式(4-8)带入式(4-7)可得：

$$\dot{z}_i = a_i(x_{i+1} + W_i^T \psi_i(\bar{x}_i)) + a_i \varepsilon_i(\bar{x}_i) + \Lambda_i(\bar{x}_i) - \Lambda_i^* \tanh(\frac{\Lambda_i^* z_i}{g}) \quad (4-11)$$

在这里虚拟控制律 $\phi_{i+1,d}$ 设计为：

$$\phi_{i+1,d} = -\hat{W}_i^T \psi_i(\bar{x}_i) - \varepsilon_i^* \tanh(\frac{\varepsilon_i^* z_i}{g}) - c_i z_i \quad (4-12)$$

其中， $\hat{W}$ 是对 W 的估计，并且在线更新控制律为：

$$\dot{\hat{W}}_i = \Pi_i \psi_i(\bar{x}_i) z_i - \gamma_i \Pi_i (\hat{W}_i - \hat{W}_i^0) \quad (4-13)$$

为了避免在设计虚拟控制律 $\phi_{i+1,d}$ 重复微分问题，引入时间常数为 τ_{i+1} 的一阶低通滤波器，则被引入的虚拟控制律 $\phi_{i+1,d}$ ，可以表示为：

$$\begin{aligned} \tau_{i+1} \dot{y}_{i+1,d} + y_{i+1,d} &= \phi_{i+1,d} \\ \phi_{i+1,d}(0) &= y_{i+1,d}(0) \end{aligned} \quad (4-14)$$

其中， $y_{i+1,d}$ 是一阶低通滤波器的输出。

此外，定义滤波误差为： $\chi_{i+1} = y_{i+1,d} - \phi_{i+1,d}$ ，由 5-17 可知 $\dot{y}_{i+1,d} = -\chi_{i+1}/\tau_{i+1}$ ，则：

$$\begin{aligned} \dot{\chi}_{i+1} &= \dot{y}_{i+1,d} - \dot{\phi}_{i+1,d} \\ &= -\frac{\chi_{i+1}}{\tau_{i+1}} - \left(\frac{\partial \phi_{i+1,d}}{\partial \hat{W}_i} \dot{\hat{W}}_i + \frac{\partial \phi_{i+1,d}}{\partial \bar{x}_i} \dot{\bar{x}}_i + \frac{\partial \phi_{i+1,d}}{\partial z_i} \dot{z}_i \right) \\ &= -\frac{\chi_{i+1}}{\tau_{i+1}} + \Delta_{i+1}(z_1, z_2, \dots, z_{i+1}, \chi_1, \chi_2, \dots, \chi_{i+1}, \hat{W}_1, \hat{W}_2, \dots, \hat{W}_i, y_d, \dot{y}_d, \ddot{y}_d) \end{aligned} \quad (4-15)$$

其中， Δ_{i+1} 是引入的非负连续函数，用于系统的稳定性证明。

第 n 步 ($i=n$)：在这步，将给出实际的控制律 $u(t)$ ，考虑系统 $x_n = \varphi(\bar{x}_n)u^F(t) + f_n(\bar{x}_n, t) + \Lambda_n(\bar{x}_n, t)$ ，把式(4-2)和式(4-4)代入，并对 z_n 求导可知：

$$\dot{z}_n = \rho \varphi(\bar{x}_n)u(t) + \varphi(\bar{x}_n)b_0(t) + f_n(\bar{x}_n) + \Lambda_n(\bar{x}_n) - \dot{y}_{nd} \quad (4-16)$$

用 RBF 神经网络来逼近 $f_n(\bar{x}_n)$ ：

$$f_n(\bar{x}_n) = (W_n^*)^T \xi_n(\bar{x}_n) + \varepsilon_n(\bar{x}_n) \quad (4-17)$$

其中， $|\varepsilon_n(\bar{x}_n)| \leq \varepsilon_n^*$ ， ε_n^* 为未知的正常数。

把式(4-17)代入式(4-16)可得：

$$\dot{z}_n = G(\bar{x}_n)u(t) + (W_n^*)^T \xi_n(\bar{x}_n) + \varphi(\bar{x}_n)b_0(t) + \varepsilon_n(\bar{x}_n) + \Lambda_n(\bar{x}_n) - \dot{y}_{nd} \quad (4-18)$$

其中， $G(\bar{x}_n) = \rho \varphi(\bar{x}_n)$ ，并且存在 $G_m^* \leq |G(\bar{x}_n(\tau))| \leq G_M^*$ ，其中 $G_m^* = \rho_m \varphi_m$ ， $G_M^* = \rho_M \varphi_M$ 。

令，

$$W_n^T \psi_n(\bar{x}_n) = (W_n^*)^T \xi_n(\bar{x}_n) + \Lambda_n^* \tanh\left(\frac{\Lambda_n^* z_n}{g}\right) - \dot{y}_{nd} \quad (4-19)$$

其中,

$$W_n^T = [(W_n^*)^T, 1] \quad (4-20)$$

$$\psi_n(\bar{x}_n) = \left[\xi_n(\bar{x}_n), \Lambda_n^* \tanh\left(\frac{\Lambda_n^* z_n}{g}\right) - \dot{y}_{nd} \right]^T \quad (4-21)$$

将式(4-19)代入式(4-18)可得:

$$\dot{z}_n = G(\bar{x}_n)u(t) + W_n^T \psi_n(\bar{x}_n) + \varphi(\bar{x}_n)b_0(t) + \varepsilon_n(\bar{x}_n) + \Lambda_n(\bar{x}_n) - \Lambda_n^* \tanh\left(\frac{\Lambda_n^* z_n}{g}\right) \quad (4-22)$$

由于控制增益函数 $G(\bar{x}_n)$ 的符号未知, 因此 Nussbaum 增益函数将用来处理未知控制方向问题。因此, 实际控制律 $u(t)$ 被设计为:

$$u(t) = N(k)\alpha(t) \quad (4-23)$$

$$\alpha(t) = \hat{W}_n^T \psi_n(\bar{x}_n) + \mu_n^* \tanh\left(\frac{\mu_n^* z_n}{g}\right) + c_n z_n \quad (4-24)$$

$$\dot{\kappa}(t) = \beta z_n \alpha(t) \quad (4-25)$$

其中, $\mu_n^* = \varphi_M b_0^* + \varepsilon_n^*$, $\hat{W}_n$ 是对 W_n 的估计, 控制律设计为:

$$\dot{\hat{W}}_n = \Pi_n \psi_n(\bar{x}_n) z_n - \gamma_n \Pi_n (\hat{W}_n - \hat{W}_n^0) \quad (4-26)$$

在上述控制律设计步骤中: $c_i (i=1, 2, \dots, n)$, $\gamma_i (i=1, 2, \dots, n)$, $\tau_i (i=2, \dots, n)$, β , g 是要设计的正常数, $\Pi_i (i=1, 2, \dots, n)$, 要满足常数矩阵 $\Pi_i = \Pi_i^T > 0$, $\hat{W}_n^0 (i=1, 2, \dots, n)$ 是 RBF 神经网络的初始权重向量。

注释 5: 从式(4-4)可以看出, 定义了误差切换函数, 考虑了当前子系统的跟踪误差。因此, 所设计的控制律可以利用现有的信息, 并且减少了需要调整的参数, 这可以有效地降低数值的复杂度。此外, 在控制律的设计中引入了双曲正切函数, 简化了分析过程。

4.4 系统稳定性分析

根据上述分析, 本章节主要结果可以总结为如下定理 4-1。

定理 4-1: 考虑到在假设 1、2 和 3 下条件下, 具有未知控制方向和未知执行器故障的不确定严反馈非线性系统(4-1), 虚拟控制律设计为式(4-12), 控制律为具有

式(4-23)-(4-25)的特性。自适应律构造为式(4-13)和式(4-26)，并且 c_i ， γ_i ， Π_i ($i=1,2,\dots,n$)， τ_i ($i=2,\dots,n$)， β ， ϑ ，使得闭环系统中的所有信号都是半全局有界的，并且可以通过调整控制律中的参数的具体值，来实现跟踪误差收敛到原点的指定小邻域。

证明：考虑李雅普诺夫函数如下：

$$V_i = \frac{1}{2} z_i^2 + \frac{1}{2} \chi_{i+1}^2 + \frac{1}{2} a_i \tilde{W}_i^T \Pi_i^{-1} \tilde{W}_i, 1, 2, \dots, n-1 \quad (4-27)$$

根据式(4-11)，对 V_i 求导可得：

$$\begin{aligned} \dot{V}_i = & a_i z_i (x_{i+1} + W_i^T \psi_i(x_i)) + \chi_{i+1} \dot{\chi}_{i+1} + a_i \tilde{W}_i^T \Pi_i^{-1} \dot{\tilde{W}}_i \\ & + a_i \varepsilon_i(\bar{x}_i) z_i + \Lambda_i(\bar{x}_i) z_i - \Lambda_i^* z_i \tanh\left(\frac{\Lambda_i^* z_i}{\vartheta}\right) \end{aligned} \quad (4-28)$$

其中， $\tilde{W}_i = \hat{W}_i - W_i$ ， $\dot{\tilde{W}}_i = \dot{\hat{W}}_i$ 。

结合式(4-4)和， $\chi_{i+1} = y_{i+1,d} - \phi_{i+1,d}$ 可得：

$$\chi_{i+1} = z_{i+1} + \chi_{i+1} + \phi_{i+1,d} \quad (4-29)$$

将式(4-12)，(4-13)和(4-28)代入式(4-27)可得：

$$\begin{aligned} \dot{V}_i = & -a_i c_i z_i^2 + a_i z_i z_{i+1} + a_i z_i \chi_{i+1} + \chi_{i+1} \dot{\chi}_{i+1} + a_i \varepsilon_i(\bar{x}_i) z_i - a_i \varepsilon_i^* z_i \tanh\left(\frac{\varepsilon_i^* z_i}{\vartheta}\right) \\ & + \Lambda_i(\bar{x}_i) z_i - \Lambda_i^* z_i \tanh\left(\frac{\Lambda_i^* z_i}{\vartheta}\right) - a_i \gamma_i \tilde{W}_i^T (\hat{W}_i - \hat{W}_i^0) \end{aligned} \quad (4-30)$$

根据定理 4 和 2，可得以下不等式：

$$a_i \varepsilon_i(\bar{x}_i) z_i - a_i \varepsilon_i^* z_i \tanh\left(\frac{\varepsilon_i^* z_i}{\vartheta}\right) \leq 0.2785 \vartheta a_{iM} \quad (4-31)$$

$$\Lambda_i(\bar{x}_i) z_i - \Lambda_i^* z_i \tanh\left(\frac{\Lambda_i^* z_i}{\vartheta}\right) \leq 0.2785 \vartheta \quad (4-32)$$

$$\tilde{W}_i^T (\hat{W}_i - \hat{W}_i^0) \geq \frac{1}{2} \tilde{W}_i^T \tilde{W}_i - \frac{1}{2} (W_i - \hat{W}_i^0)^T (W_i - \hat{W}_i^0) \quad (4-33)$$

$$\chi_{i+1} \dot{\chi}_{i+1} \leq -\left(\frac{1}{\tau_{i+1}} - \frac{1}{2}\right) \chi_{i+1}^2 + \frac{\Delta_{i+1}^2}{2} \quad (4-34)$$

$$a_i z_i z_{i+1} \leq \frac{a_i^2}{2} z_i^2 + \frac{1}{2} z_{i+1}^2 \quad (4-35)$$

$$a_i z_i \chi_{i+1} \leq \frac{a_i^2}{2} z_i^2 + \frac{1}{2} \chi_{i+1}^2 \quad (4-36)$$

此外，定义紧集为：

$$\Omega_i = \left\{ (z_1, z_2, \dots, z_i, \chi_2, \dots, \chi_i, \tilde{W}_1, \dots, \tilde{W}_i) : \right. \\ \left. z_1^2 + (\tilde{W}_1)^T \Pi_1^{-1} \tilde{W}_1 + \sum_{j=2}^i (z_j^2 + \chi_j^2 + (\tilde{W}_j)^T \Pi_j^{-1} \tilde{W}_j) \leq 2\Theta_1, i = 2, \dots, n \right\} \quad (4-37)$$

根据假设 3，可知集合 Ω 是紧致的，此外，从式(4-15)可知，非负连续函数 $\Delta_{i+1} (i=1, 2, \dots, n)$ 的所有变量在集合 $\Omega_1 \times \Omega_i$ 也是紧致的，进一步表明非负连续函数 $|\Delta_{i+1}|$ 具有最大值。在不失一般性的情况下，令：

$$|\Delta_{i+1}| \leq \bar{\Delta}_{i+1,M} \quad (4-38)$$

将式(4-31)，(4-36)和(4-38)代入式(4-30)可得：

$$\dot{V}_i = -(a_i c_i - a_i^2) z_i^2 + \frac{1}{2} z_{i+1}^2 - \frac{1}{2} \frac{a_i \gamma_i}{\lambda_{\max} \Pi_i^{-1}} \tilde{W}_i^T \Pi_i^{-1} \tilde{W}_i - \left(\frac{1}{\tau_{i+1}} - 1 \right) \chi_{i+1}^2 \\ + \frac{\bar{\Delta}_{i+1,M}^2}{2} + \frac{a_i \gamma_i}{2} (W_i - \hat{W}_i^0)^T (W_i - \hat{W}_i^0) + 0.27859(1 + a_{iM}) \quad (4-39)$$

其中， $\lambda_{\max} \Pi_i^{-1}$ 为 Π_i^{-1} 的最大特征值。

当 $i=n$ 时，考虑以下李雅普诺夫函数：

$$V_n = \frac{1}{2} z_n^2 + \frac{1}{2} \tilde{W}_n^T \Pi_n^{-1} \tilde{W}_n \quad (4-40)$$

结合式(4-22)和式(4-26)，与第 i 步相似，可得：

$$\dot{V}_n = z_n G(\bar{x}_n) u(t) + z_n W_n^T \psi_n(\bar{x}_n) + z_n \varphi(\bar{x}_n) b_0(t) + z_n \varepsilon_n(\bar{x}_n) + \Lambda_n(\bar{x}_n) z_n \\ - \Lambda_n^* \tanh\left(\frac{\Lambda_n^* z_n}{g}\right) z_n + \tilde{W}_n^T \psi_n(\bar{x}_n) z_n - \gamma_n \tilde{W}_n^T (W_n - \hat{W}_n^0) \quad (4-41)$$

在式(4-41)的右边加减 $z_n \alpha(t)$ ，结合式(4-23)，(4-24)和(4-25)可得：

$$\dot{V}_n \leq -c_n z_n^2 - \frac{1}{2} \frac{\gamma_n}{\lambda_{\max} \Pi_n^{-1}} \tilde{W}_n^T \Pi_n^{-1} \tilde{W}_n + \frac{1}{\beta} (G_n(\bar{x}_n) N(\kappa) + 1) \dot{\kappa}(t) \\ + \frac{\gamma_n}{2} \tilde{W}_n^T (W_n - \hat{W}_n^0)^T (W_n - \hat{W}_n^0) + 0.5779 \quad (4-42)$$

最后设计李雅普诺夫函数为：

$$V = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n V_i^2 \quad (4-43)$$

结合式(4-39)和式(4-42)可得：

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -(a_1 c_1 - a_1^2) z_1^2 - \sum_{i=2}^{n-1} (a_i c_i - a_i^2 - \frac{1}{2}) z_i^2 - (c_n - \frac{1}{2}) z_n^2 - \sum_{i=2}^n (\frac{1}{\tau_i} - 1) \chi_i^2 \\ & - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \frac{\gamma_i}{\lambda_{\max} \Pi_i^{-1}} \tilde{W}_i^T \Pi_i^{-1} \tilde{W}_i + \sum_{i=1}^n \frac{a_i \gamma_i}{2} (W_i - \hat{W}_i^0)^T (W_i - \hat{W}_i^0) \\ & + 0.27859(n + \sum_{i=1}^n a_{iM}) + \frac{\bar{\Delta}_{i+1,M}^2}{2} + \frac{1}{\beta} (G_n(\bar{x}_n) N(\kappa) + 1) \dot{\kappa}(t) \end{aligned} \quad (4-44)$$

其中， $a_n = 1$ ， $a_{nM} = 1$ ，令：

$$c_1 \geq \frac{a_{1M}^2 + \omega}{a_{1M}} \quad (4-45)$$

$$c_i \geq \frac{2a_{iM}^2 + 2\omega + 1}{2a_{iM}}, i = 2, \dots, n-1 \quad (4-46)$$

$$c_n \geq \frac{2\omega + 1}{2} \quad (4-47)$$

$$\frac{1}{\tau_i} \geq \omega + 1 \quad (4-48)$$

$$\gamma_i \geq 2\omega \lambda_{\max}(\Pi_i^{-1}), (1, \dots, n) \quad (4-49)$$

$$c_0 = \sum_{i=1}^n \frac{a_i \gamma_i}{2} (W_i - \hat{W}_i^0)^T (W_i - \hat{W}_i^0) + 0.27859(n + \sum_{i=1}^n a_{iM}) + \frac{\bar{\Delta}_{i+1,M}^2}{2} \quad (4-50)$$

其中， $\omega > 0$ 为设计的常数。

结合式(4-44)-(4-50)可得：

$$\dot{V} \leq -2\omega V + \frac{1}{\beta} (G_n(\bar{x}_n) N(\kappa) + 1) \dot{\kappa}(t) + c_0 \quad (4-51)$$

对式(4-51)两边同时乘以 $e^{-2\omega t}$ ，在 $[0, t)$ 上进行积分，然后将两边同时乘以 $e^{-2\omega t}$ 得到：

$$V \leq e^{-2\omega t} \frac{1}{\beta} \int_0^t e^{2\omega\tau} (G_n(\bar{x}_n)N(\kappa)+1)\dot{\kappa}(\tau)d\tau + (V(0) - \frac{c_0}{2\omega})e^{-2\omega t} + \frac{c_0}{2\omega} \quad (4-52)$$

并且存在：

$$V \leq e^{-2\omega t} \frac{1}{\beta} \int_0^t e^{2\omega\tau} (G_n(\bar{x}_n)N(\kappa)+1)\dot{\kappa}(\tau)d\tau + V(0) + \frac{c_0}{2\omega} \quad (4-53)$$

在定理 4 的基础上， V ， $\kappa(t)$ 和 $\frac{1}{\beta} \int_0^t e^{k_0\tau} (G_n(\bar{x}_n)N(\kappa)+1)\dot{\kappa}(\tau)d\tau$ 在 $[0, t)$ 上，假

设有最大值 $\max_{t \in [0, t)} \beta^{-1} \int_0^t e^{k_0\tau} (G_n(\bar{x}_n)N(\kappa)+1)\dot{\kappa}(\tau)d\tau = C_{\max}$ ，则有：

$$V \leq (V(0) + C_{\max} - \frac{c_0}{2\omega})e^{-2\omega t} + \frac{c_0}{2\omega} \quad (4-54)$$

这表明闭环系统中的所有信号都是半全局有界的。

结合式(4-4)、(4-27)、(4-43)和(4-54)可得，以下不等式成立：

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |x_1 - y_d| \leq \sqrt{\frac{c_0}{\omega}} \quad (4-55)$$

其中，

$$\omega = \min_{i=2, \dots, n-1} \left\{ c_1 a_{1M} - a_{1m}^2, \frac{\gamma_1}{2\lambda_{\max} \Pi_1^{-1}}, c_{iM} - c_{im}^2 - \frac{1}{2}, \frac{1}{\tau_i} - 1, \frac{\gamma_i}{2\lambda_{\max} \Pi_i^{-1}}, c_n - \frac{1}{2}, \frac{1}{\tau_n} - 1, \frac{\gamma_n}{2\lambda_{\max} \Pi_n^{-1}} \right\} \quad (4-56)$$

因此，从式(4-55)可知， c_0/ω 可以通过适当调整设计的参数 c_i ， γ_i ， τ_i 和 Π_i ，

保证跟踪误差收敛到原点的指定小邻域，至此证明完成。

注释 6： 本节采用李雅普诺夫稳定性方法对理论分析结果进行了验证。这主要是由于李雅普诺夫稳定性理论在处理非线性系统控制问题方面的优越性，参考式(4-27)和式(4-40)，设计的李雅普诺夫函数只考虑误差信号 z_i ， x_{i+1} 和 $\tilde{W}_i$ 。基于李雅普诺夫稳定性条件、引理的应用以及适当参数的选择，完全证明了理论分析的结果。需要指出的是，李雅普诺夫函数的设计形式并不是唯一的。

注释 7： 尽管本章节中有许多参数需要设计，但引入的几个参数仅用于理论分析，如 b_0^* ， ε_i^* 和 Λ_i^* ，只需要一个适当的上限，就可以不影响控制性能。本节的主要设计参数包括 c_i ， γ_i ， Π_i 和 τ_i ，当 $\lim_{t \rightarrow \infty} |x_1 - y_d| \leq \sqrt{c_0/\omega}$ 时，跟踪误差 $x_1 - y_d$ 可以通

过增加 c_i , γ_i , Π_i 的值, 或者降低 τ_i 的值, 然而, 这可能导致控制信号的幅度更大。因此, 在选择设计参数时, 应该在跟踪控制性能和控制信号的幅度之间进行适当的权衡。

4.5 系统仿真分析

通过对上述控制器的设计和分析, 针对具有未知控制方向和未知执行器故障的严反馈非线性系统容错控制研究, 接下来将分别从数值仿真和一类机械臂系统仿真, 从这两个方面进行仿真研究, 以此来证明所提出的自适应神经网络动态面控制律的有效性。

4.5.1 一类数值系统的仿真分析

例 1: 考虑以下具有未知控制方向和未知执行器故障的不确定严反馈非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = a_1 x_2 + f_1(\bar{x}_1, t) + \Lambda_1(\bar{x}_1, t) \\ \dot{x}_2 = \varphi(\bar{x}_2) u^F(t) + f_2(\bar{x}_2, t) + \Lambda_2(\bar{x}_2, t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (4-57)$$

其中, $a_1 = 1$, $f_1(\bar{x}_1, t) = \sin(x_1)$, $f_2(\bar{x}_2, t) = x_1 x_2^2$, $\Lambda_1(\bar{x}_1, t) = 0.01 \sin(t)$, $\Lambda_2(\bar{x}_2, t) = 0.01 \sin(t)$, $\varphi(\bar{x}_2) = 0.2 \cos(x_1 x_2)$, 执行器故障模型如(4-2)所示, 然后令 $\rho = 0.5 + 0.3 \sin(t)$, $b_0(t) = 0.01 \sin(t)$, 其中当 $t \geq 5s$, 则有 $u^F(t) = (0.5 + 0.3 \sin(t))u(t) + 0.01 \sin(t)$ 。本节中的输入参考信号为, $y_d(t) = 0.5 \sin(t)$, 并且所选择的努斯鲍姆增益函数为: $N(\kappa) = \kappa^2 \cos(\kappa)$ 。在式(4-57)的基础上, 使用 RBF 神经网络对非线性动力学函数 $f_1(\bar{x}_1, t)/a_1$, $f_2(\bar{x}_2, t)$ 进行逼近, RBF(径向基函数)神经网络在 $f_1(\bar{x}_1, t)/a_1$ 的设计中包括 7 个节点, x_1 为输入, 高斯函数的中心在区间 $[-6, 6]$ 中均匀分布, 并且宽度设置为 $\sigma_1 = 1.5$ 。RBF 神经网络 $f_2(\bar{x}_2, t)$ 的设计中包括 9 个节点, 输入是 x_1 和 x_2 , 高斯函数的中心在区间 $[-8 \times 8] \times [-8 \times 8]$ 中均匀分布, 并且将宽度设置为 $\sigma_1 = 1.5$ 。

接下来给出虚拟控制律 ϕ_{2d} , 控制律 $u(t)$, $\alpha(t)$, 自适应更新律 $\dot{\hat{W}}_1$ 和 $\dot{\hat{W}}_2$:

$$\phi_{2d} = -\hat{W}_1^T \psi_1(\bar{x}_1) - \varepsilon_1^* \tanh\left(\frac{\varepsilon_1^* z_1}{g}\right) - c_1 z_1 \quad (4-58)$$

$$u(t) = N(\kappa)\alpha(t) \quad (4-59)$$

$$\alpha(t) = \hat{W}_2^T \psi_2(\bar{x}_2) + \mu_2^* \tanh\left(\frac{\mu_2^* z_2}{g}\right) + c_2 z_2 \quad (4-60)$$

$$\dot{\hat{W}}_1 = \Pi_1 \psi_1(\bar{x}_1) z_1 - \gamma_1 \Pi_1 (\hat{W}_1 - \hat{W}_1^0) \quad (4-61)$$

$$\dot{\hat{W}}_2 = \Pi_2 \psi_2(\bar{x}_2) z_2 - \gamma_2 \Pi_2 (\hat{W}_2 - \hat{W}_2^0) \quad (4-62)$$

$$\dot{\kappa}(t) = \beta z_2 \alpha(t) \quad (4-63)$$

其中, 参数设置为: $c_1 = 2$, $c_2 = 0.5$, $\gamma_1 = 0.02$, $\gamma_2 = 0.1$, $\Lambda_1^* = \Lambda_2^* = 1.5$, $\tau_2 = 0.02$, $\varepsilon_1^* = 0.1$, $\mu_2^* = 0.5$, $g = 0.01$, $\beta = 2$, $\Pi_1 = \text{diag}\{1.2\}$, $\Pi_2 = \text{diag}\{12\}$, $t = 20\text{s}$ 。此外, 初始条件考虑为: $x_1(0) = 1.0$, $x_2(0) = 0.1$, $\hat{W}_1(0) = 0.017$, $\hat{W}_2(0) = 0.019$, $\kappa(0) = 0$ 。

仿真结果如下:

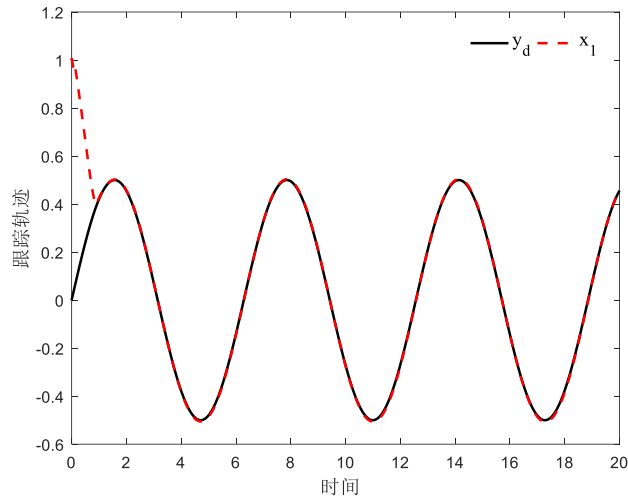


图 4-1 x_1 和 y_d 的跟踪轨迹

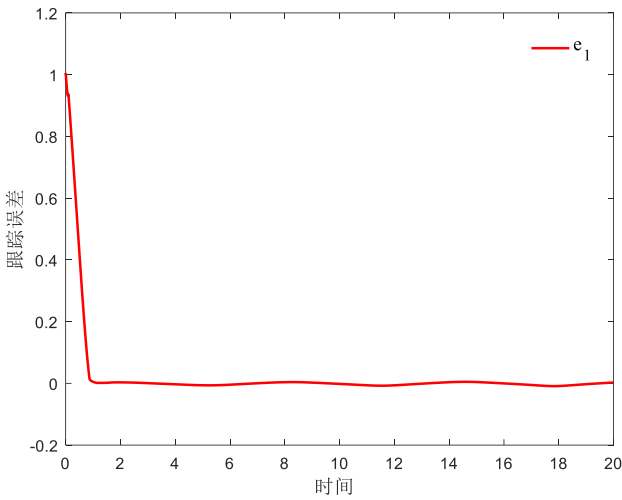


图 4-2 跟踪误差 e_1

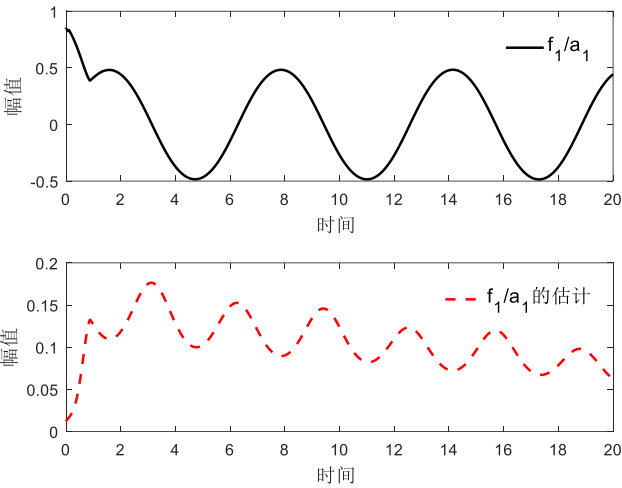


图 4-3 f_1/a_1 的曲线和估计值

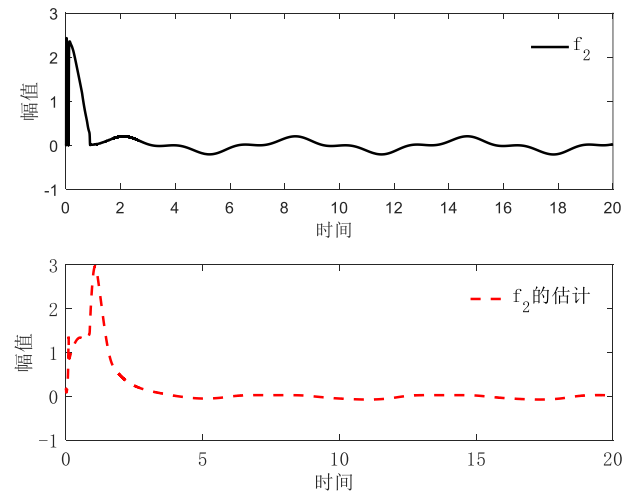
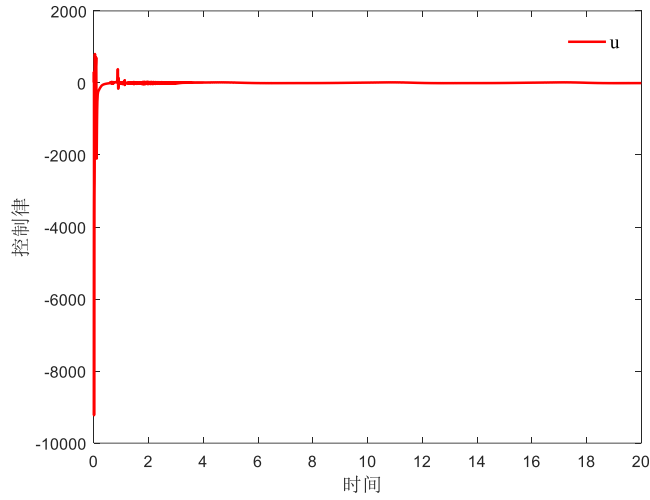


图 4-4 f_2 的曲线和估计值


 图 4-5 控制律 u

输出信号 x_1 和参考信号 y_d 的轨迹如图 4-1 所示。图 4-2 给出了跟踪误差 e_1 的曲线。从图 4-1 和图 4-2 可以看出，通过使用所设计的控制律，实现了优异的跟踪性能。此外，跟踪误差可以收敛到原点的一个很小邻域内，这表明了所设计的控制律的有效性。不确定非线性动力学 f_1/a_1 和 f_2 的曲线，以及它们的估计曲线，分别如图 4-3 和 4-4 所示，可以看出 RBF 神经网络的对未知函数的逼近效果很好。控制律 u 的曲线如图 4-5 所示，可以看出曲线轨迹最终趋近于零。

4.5.2 一类机械臂系统的仿真分析

例 2： 以下是一个单连杆的机械臂系统，具有未知控制方向的未知执行器故障的系统动力学描述如下：

$$\begin{cases} D\ddot{q} + B\dot{q} + N \sin(q) = \tau + \tau_d \\ M\dot{\tau} + H\tau = u^F(t) - K\dot{q} \end{cases} \quad (4-64)$$

其中， $D = 1 \text{ kgm}^2$ ， $B = 1 \text{ Nm s/rad}$ ， $N = 10$ ， $m = 0.05H$ ， $H = 0.5\Omega$ ， $K_m = 10 \text{ Nm/A}$ 。

令，系统(4-64)中的 $q = x_1$ ， $\dot{q} = x_2$ ， $\tau = x_3$ ，则系统可以改写成：

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 + \Lambda_1(\bar{x}_1, t) \\ \dot{x}_2 = x_3 - x_2 - 10 \sin(x_1) + \Lambda_2^*(\bar{x}_2, t) \\ \dot{x}_3 = 40u^F(t) - 400x_2 - 20x_3 + \Lambda_3(\bar{x}_3, t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (4-65)$$

其中, $\Lambda_1(\bar{x}_1, t) = 0.1\cos(t)$, $\Lambda_2(\bar{x}_2, t) = \bar{\Lambda}_2(\bar{x}_1, t) + \tau_d = 0.5\sin(t)$, $\Lambda_3(\bar{x}_3, t) = 0.5\cos(t)$, 结合系统(4-1), 其中 $f_1(\bar{x}_1, t) = 0$, $f_2(\bar{x}_2, t) = -x_2 - 10\sin(t)$, $f_3(\bar{x}_3, t) = -400x_2 - 20x_3$, $\varphi(\bar{x}_n) = 40$, $a_1 = a_2 = 1$, 在本例中, 参考信号为 y_d , 执行器故障模型为 $u^F(t)$, 努斯鲍姆增益函数 $N(\kappa)$ 与例 1 相同。根据未知的非线性动力学方程 $f_2(\bar{x}_2, t)/a_2$ 和 $f_3(\bar{x}_3, t)$, RBF 神经网络的节点设置为 9 个, 高斯函数的中心在区间 $[-8, 8] \times [-8, 8]$ 中均匀分布, 并且宽度 $\sigma = 10$, 近似估计的 $f_2(\bar{x}_2, t)$ 的输入为 x_1 和 x_2 , $f_3(\bar{x}_3, t)$ 的输入为 x_2 和 x_3 。虚拟控制律为 ϕ_{2d} 和 ϕ_{3d} , 控制律为 $u(t)$ 和 $\alpha(t)$, 自适应更新律为 $\dot{\hat{W}}_2$, $\dot{\hat{W}}_3$ 和 $\dot{\kappa}$, 具体如下:

$$\phi_{2d} = -\hat{W}_1^T \psi_1(\bar{x}_1) - c_1 z_1 \quad (4-66)$$

$$\phi_{3d} = -\hat{W}_2^T \psi_2(\bar{x}_2) - \varepsilon_2^* \tanh\left(\frac{\varepsilon_2^* z_2}{g}\right) - c_2 z_2 \quad (4-67)$$

$$u(t) = N(\kappa)\alpha(t) \quad (4-68)$$

$$\alpha(t) = \hat{W}_3^T \psi_3(\bar{x}_3) + \mu_3^* \tanh\left(\frac{\mu_3^* z_3}{g}\right) + c_3 z_3 \quad (4-69)$$

$$\dot{\hat{W}}_1 = \Pi_1 \psi_1(\bar{x}_1) z_1 - \gamma_1 \Pi_1 (\hat{W}_1 - \hat{W}_1^0) \quad (4-70)$$

$$\dot{\hat{W}}_2 = \Pi_2 \psi_2(\bar{x}_2) z_2 - \gamma_2 \Pi_2 (\hat{W}_2 - \hat{W}_2^0) \quad (4-71)$$

$$\dot{\hat{W}}_3 = \Pi_3 \psi_3(\bar{x}_3) z_3 - \gamma_3 \Pi_3 (\hat{W}_3 - \hat{W}_3^0) \quad (4-72)$$

$$\dot{\kappa}(t) = \beta z_3 \alpha(t) \quad (4-73)$$

其中, 参数设计为: $\varepsilon_3 = 0.01$, $\mu_3^* = 5$, $c_1 = 31$, $c_2 = 16$, $c_3 = 1.5$, $\tau_2 = \tau_3 = 0.02$, $\gamma_1 = 0.02$, $\gamma_2 = 2.5$, $\gamma_3 = 3$, $\nu = 0.01$, $\beta = 2$, $\Pi_1 = \text{diag}\{0.5\}$, $\Pi_2 = \text{diag}\{0.01\}$, $\Pi_3 = \text{diag}\{0.02\}$ 和 $t = 20s$ 。此外初始值设计为: $x_1(0) = 0.5$, $x_2(0) = 0.1$, $x_3(0) = 0$, $\hat{W}_1(0) = 0$, $\hat{W}_2(0) = \hat{W}_3(0) = 0.09$, 并且 $\kappa(0) = 0$ 。

仿真结果如下:

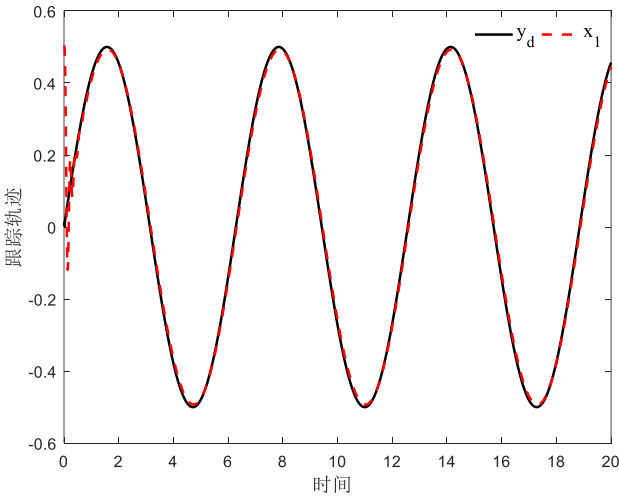


图 4-6 x_1 和 y_d 的轨迹跟踪

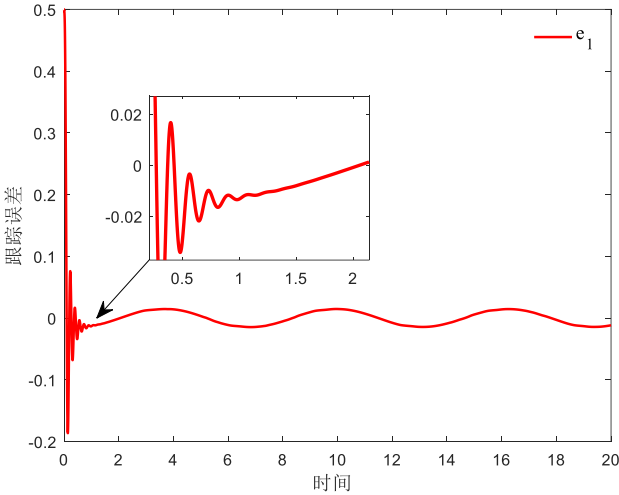


图 4-7 跟踪误差 e_1

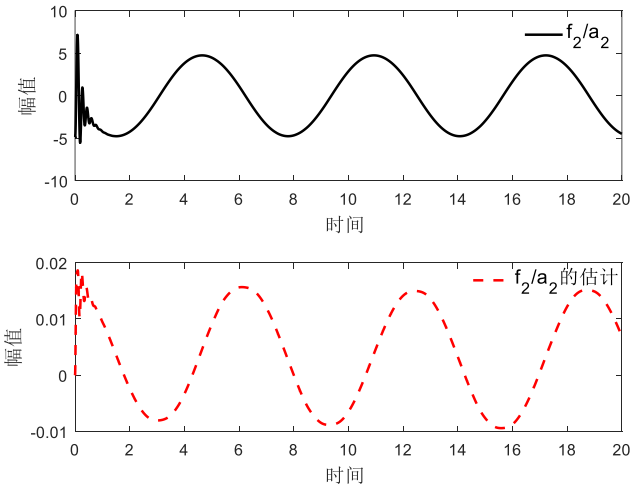


图 4-8 f_2/a_2 的曲线与估计

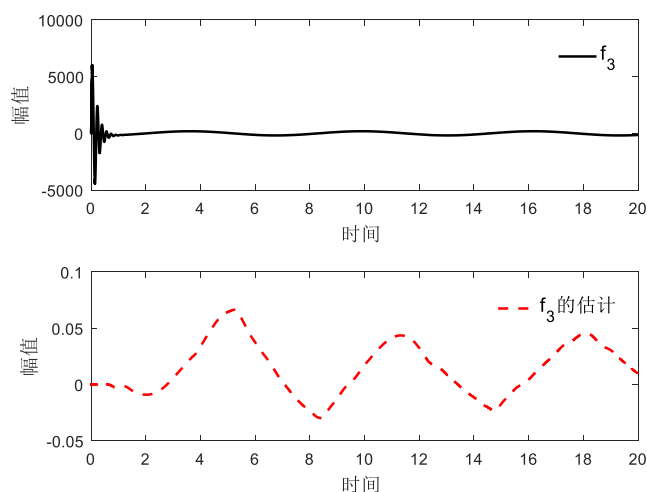
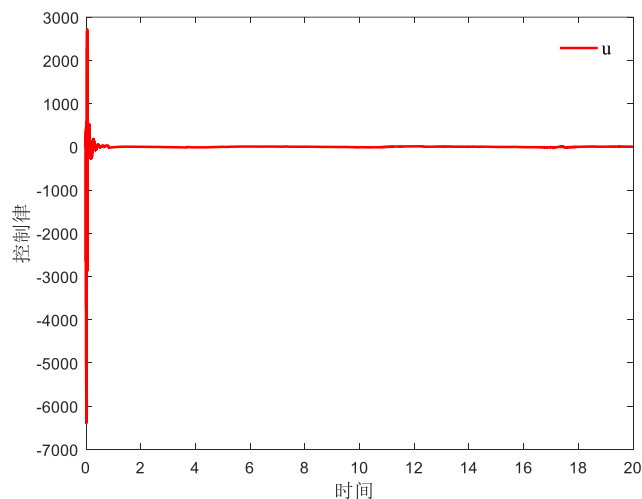
图 4-9 f_3 的曲线与估计图 4-10 控制律 u

图 4-6 表示的是输出信号 x_1 和指令参考信号 y_d 的轨迹跟踪，图 4-7 是轨迹的跟踪误差。从图中可以看出，跟踪性能足够好，跟踪误差收敛到原点的指定小邻域，应当注意到，通过选择适当的设计参数可以使跟踪误差 e_1 任意小，不确定非线性动力学的曲线 f_2/a_2 和 f_3 的估计，如图 4-8 和图 4-9 所示，控制律曲线如图 4-10 所示。可以看出所有信号最终都是收敛的。

4.6 本章小结

针对控制方向未知、未知执行器故障的不确定严反馈非线性系统，提出了一类自适应神经网络动态面控制律。在虚拟控制律和实际控制律的设计中，使用 RBF 神经网络对不确定非线性动力学进行逼近。因此，引入了动态面控制技术来克服反推设计中的“复杂度爆炸”问题。此外，结合努斯鲍姆增益函数方法，可以解决未知控制方向和未知执行器故障问题。最后，基于所提出的控制律，证实了闭环系统中的所有信号都是半全局有界的，并且通过调整设计参数可以保证跟踪误差收敛到原点的指定小邻域。本文给出的仿真实例虽然简单，但与文献[66,83,85]的结果相比，可以同时解决未知控制方向和未知执行器故障问题。实例 1 证明了所提控制律的有效性。此外，在实例 2 中考虑了一个单连杆机械臂系统，进一步说明了控制律在实际系统中的有效性。然而，上述仿真结果表明，通过将所提出的控制律应用于不同的系统，可以获得令人满意的跟踪性能。此外，仿真结果表明了所提出的控制律的有效性。

第 5 章 结论与展望

5.1 全文总结

本文讨论控制系统中常见的问题，包括非线性和外部未知扰动等不确定性，以及在运行过程中可能出现的输入饱和故障和未知控制方向的执行器故障。以上因素可能造成系统的正常运行和控制性能受阻。为了解决执行器故障问题，研究者提出了自适应控制方法、滑模方法、迭代方法、未知输入观测器方法、优化函数方法、动态输出反馈方法和线性矩阵不等式方法等。具体而言，研究重点集中在复杂的不确定非线性系统上，研究了故障诊断、非线性饱和输入以及主动容错控制等方面的问题。故障诊断的目的是获取故障信号的具体信息，而容错控制则旨在确保系统在发生故障时仍能保持良好的性能。

在容错控制中，输入饱和故障问题通常涉及到系统或设备在处理输入信号时达到了其能够处理的最大限制，导致进一步的输入被截断或者忽略。这可能会引发系统的不稳定或产生不确定的结果。本文第 3 章，针对输入饱和故障问题，设计了一种自适应神经网络控制律，结合动态面控制方法，有效的解决了输入饱和问题，在保证闭环系统中所有信号有界的同时，保证了输出跟踪期望轨迹，使跟踪误差收敛于一个很小的残差集。

容错控制在执行器故障问题上的目标是确保系统在执行器故障的情况下能够继续工作或以一种安全的方式停止运行，以防止潜在的危险或损害。本文第 4 章，针对未知控制方向和未知执行器故障问题，利用神经网络控制方法和动态面控制技术，设计了一种自适应神经网络动态面控制律。基于径向基神经网络，对未知非线性动力学函数进行了逼近。利用动态面控制技术，可以克服虚拟控制律和自适应控制律中的“复杂性爆炸”问题。对该问题的研究可以提高系统对执行器故障的容错性，确保系统在发生问题时能够安全、可靠地运行或停机处理。

5.2 展望

现阶段在本文的工作基础上,还存在一些不足之处,需要我们进行下一步的研究,在接下来的工作中,将针对以下几个方面展开研究:

针对输入饱和故障问题:本文主要考虑利用神经网络和动态面控制方法去解决系统存在的输入饱和问题。

(1) 但是当输入饱和存在的时候,输入饱和可能导致系统的响应时间增加。所以后期的工作将针对多输入多输出问题,实施输入限流机制,限制系统接收到的输入数量,防止输入饱和。

(2) 优化参数的选择,提高系统处理输入的算法,加强系统的处理效率,根据系统负载的变化,动态地分配资源,以适应不同的输入情况。

(3) 系统的模型一般性还不够,后期将更改系统模型,使其具有一般性,同时利用新的控制算法,比如利用模糊控制算法结合反步法来处理输入饱和故障的容错控制问题。

针对未知控制方向的未知执行器故障问题:本文提出一类具有未知控制方向和未知执行器故障的不确定严反馈非线性系统的自适应神经网络动态面控制。

(1) 本节主要是针对执行器故障进行设计的,后期将针对其他故障问题,比如传感器故障问题,可以利用故障重构的算法,将其应用到容错控制策略中。

(2) 当执行器发生故障时,及时检测并识别故障是至关重要的,然而,当前系统中可能存在检测执行器故障的延迟,这可能导致系统在故障发生后一段时间内处于不稳定状态。随着时间的推移就会导致跟踪误差变的更大,因此下一步会采用一种冗余执行器结构提高系统的准确性。

(3) 将所提出的控制律扩展到更复杂的系统,如多输入多输出非线性系统、纯反馈系统和具有输入延迟或状态约束的大型系统,是未来研究的主要研究方向。此外,我们将考虑命令滤波控制方法来解决系统(4-1)的有限时间控制和受到类间隙滞后和输出约束的相关问题。

参考文献

- [1] Zhao Wenliang, Shen Haizhen, Chai Wenping, et al. Optimal design and experimental test of a SPM motor with cost-effective magnet utilization to suppress torque pulsations [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2018, 54(11):145-155.
- [2] Liu Haitao, Tian Xuehong, Wang Gui, et al. Finite-Time H_{∞} control for high-precision tracking in robotic manipulators using backstepping control [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(9): 5501-5513.
- [3] Yuan Chaochun, Liu Hui, Shen Jie, et al. Design and analysis of an autobraking system controller for autonomous vehicles under the influence of perturbation [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(3): 1923-1931.
- [4] Gao Mingzhou. Adaptive fault-tolerant flutter control considering related failure [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part G-Journal of Aerospace Engineering, 2022, 236(4): 661-670.
- [5] Young KK David, Ozguner U. Variable Structure Systems [M]. Springer Verlag, 1960.
- [6] Saleh Mobayen. An adaptive chattering-free PID sliding mode control based on dynamic sliding manifolds for a class of uncertain nonlinear systems [J]. Nonlinear Dynamics, 2015(82) 53-60.
- [7] Roopaei, Mehdi, Sahraei, Bijan Ranjbar, Lin, Tsungchih. Adaptive sliding mode control in a novel class of chaotic systems [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2010, 15(12): 4158-4170.
- [8] Kağan KorayAyten, Muhammet HüseyinCiplak. Implementation a fractional-order adaptive model-based PID-type sliding mode speed control for wheeled mobile robot [J]. Journal of Systems and Control Engineering 2019, 233(8): 167-181.
- [9] Re LD, Isidori A. Performance enhancement of nonlinear drives by feedback linearization of linear-bilinear cascade models [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 1995, 3(3): 299-308.

- [10] Cai Jianping, Wen Changyun, Su Hongye. Adaptive inverse control for parametric strict feedback systems with unknown failures of hysteretic actuators [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2013, 25(6): 824-841.
- [11] Zhao Jipeng, Li Xiaomei, Tong Shaocheng. Fuzzy adaptive dynamic surface control for strict-feedback nonlinear systems with unknown control gain functions [J]. International Journal of Systems Science, 2020, 52(1): 141-156.
- [12] Ma Lei, Liu Lei. Adaptive neural network control design for uncertain nonstrict feedback nonlinear system with state constraints [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 51(6): 3678-3686.
- [13] Wang Zhonghua, Zhang Yong, Fang Hui. Neural adaptive control for a class of nonlinear systems with unknown dead zone [J]. Neural Computing and Applications, 2008, 17: 339-345.
- [14] Deng Xiongfeng, Huang Yiqing, Xu Binzi, and Liang Tao. Position and attitude tracking finite-time adaptive control for a VTOL aircraft using global fast terminal sliding mode control [J]. Mathematics, 2023, 11(12): 2372.
- [15] Hinton GE, Osindero S, Teh YW. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. Neural Comput, 2006, 18(7):1527–1554.
- [16] Zheng Xiaoxiao, Shen Qikun. Neural network-based adaptive fault-tolerant control for a class of high-order strict-feedback nonlinear systems [J]. IEEE Access, 2020, 8: 56510-56517.
- [17] Guo Xiwen, Pan Kaida, Wang Qunjing, et al. Robust adaptive sliding-mode control of a permanent magnetic spherical actuator with delay compensation [J]. IEEE Access, 2020, 8: 128096-128105.
- [18] Zhou Qi, Wang Lijie, Wu Chengwei, et al. Adaptive fuzzy control for nonstrict-feedback systems with input saturation and output constraint [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 47(1): 1-12.
- [19] Deng Xiongfeng, Huang Yiqing, Wei Lisheng. Adaptive fuzzy command filtered finite-time tracking control for uncertain nonlinear multi-agent systems with unknown input saturation and unknown control directions [J]. Mathematics, 2022,

10(24): 4056-4066.

- [20] Niederlinski A. A heuristic approach to the design of linear multivariable interacting control systems [J]. Automatica, 1971, 7(6): 691-701.
- [21] Patton R.J. Robustness issues in fault-tolerant control [J]. IEE Colloquium on Fault Diagnosis and Control System Reconfiguration, 1993, 1081-1117.
- [22] 叶银忠, 潘日芳, 蒋慰孙. 多变量稳定容错控制器的设计问题 [C]. 中国自动化学会首届过程控制科学报告会论文集, 杭州: 浙江大学, 1987, 203-209.
- [23] 葛建华, 孙优贤. 容错控制系统的分析与综合 [M]. 浙江: 浙江大学出版社, 1994.
- [24] Jiang Xuefeng, Xu Da, Gu Ling, et al. Short-circuit fault-tolerant operation of dual-winding permanent-magnet motor under the four-quadrant condition [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(9): 6789-6798.
- [25] Chen Gang, Xu Wenqian, Wang Hanxiao, et al. Review of the fault-tolerant strategy for space manipulators with joint failure [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(3): 2838-2860.
- [26] Li Jiacheng, Yang Jie, Zhang Haibo. Research on modeling and fault-tolerant control of distributed electric propulsion aircraft [J]. Drones, 2022, 6(3): 95-118.
- [27] Lv Maolong, Yu Wenwu, Cao Jinde, et al. Consensus in high-power multiagent systems with mixed unknown control directions VIA hybrid Nussbaum-based control [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(6): 5184-5195.
- [28] Song Yujin, Zhao Jin, Sun Jiajiang. Design of a fault-tolerant system for a multi-motor drive with multiple inverter leg faults [J]. Journal of Power Electronics, 2022, 22(11): 1848-1859.
- [29] Seron M, Zhuo X, Dona J, et al. Multisensor switching control strategy with fault tolerance guarantees [J]. Automatica, 2008, 44(1):88-97.
- [30] Deng Xiongfeng, An Chaocheng, Finite-time adaptive dynamic surface asymptotic tracking control of uncertain multi-agent systems with unknown control gains [J]. Applied Sciences-Basel, 2023, 13(17): 9952-9971.
- [31] Meng Xin, Jiang Baoping, Karimi Hamidreza, et al. Leader-follower sliding mode

- formation control of fractional-order multi-agent systems [J]. 2023, 557: 691-699.
- [32] Patton R. Robustness issues in fault-tolerant control [C]. IEE Colloquium on. IET Fault Diagnosis and Control System Reconfiguration, 1993, 26(26): 1-125.
- [33] Nhan Nguyen. Least-squares model-reference adaptive control with chebyshev orthogonal polynomial approximation [J]. Journal of Aerospace Information Systems, 2013, 10(6): 268-286.
- [34] Xue Wenkui, Zhou Baozhi, Chen Fenghua, et al. A constrained fuzzy control for robotic systems [J]. IEEE Access, 2024, 12:7298-7309.
- [35] Mao Yunhao, Wang Meng, Ni Zhangkai, et al. Neural network based rate control for versatile video coding [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023, 33(10): 6072-6085.
- [36] Zhang Kangkang, Jiang Bin, Yan Xinggang, et al. Fault-tolerant control for systems with unmatched actuator faults and disturbances [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2021, 66(4): 1725-1732.
- [37] Veillette RJ, Medanic JB, Perkins WR. Design of reliable control systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1992, 37(3):23-35.
- [38] Saks R, Murray J. Fractional representation algebraic geometry, and the simultaneous stabilization problem [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1982, 27(4):52-59.
- [39] Manfred Morari. Robust stability of systems with integral control [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1985, 30(6):78-85.
- [40] Li Zhe, Yang Guanghong. Data-driven adaptive fault-tolerant control for a class of multiple-input-multiple-output linear discrete-time systems [J]. IET Control Theory and Applications, 2017, 11(16): 2824-2833.
- [41] Le Quangdan, Jun Kanghe. Implementation of fault-tolerant control for a robot manipulator based on synchronous sliding mode control [J]. Applied Sciences-Basel, 2020, 10(7): 2534.
- [42] Xiao Shuyi, Dong Jiuxiang. Robust adaptive fault-tolerant tracking control for uncertain linear systems with actuator failures based on the closed-loop reference

- model [J]. IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics-Systems, 2020, 50(9): 3448-3455.
- [43] Han Kezhen, Chen Changzhi, Chen Mengdi, et al. Constrained active fault tolerant control based on active fault diagnosis and interpolation optimization [J]. Entropy, 2021, 23(8): 924.
- [44] Li Xiaohang, Lu Dunke, Zeng Guohui, et al. Integrated fault estimation and non-fragile fault-tolerant control design for uncertain Takagi-Sugeno fuzzy systems with actuator fault and sensor fault [J]. IET Control Theory and Applications, 2017, 11(10): 1542-1553.
- [45] Zheng Xiaoxiao, Shen Qikun. Neural network-based adaptive fault-tolerant control for a class of high-order strict-feedback nonlinear systems [J]. IEEE Access, 2020, 8: 56510-56517.
- [46] Liu Yonghua, Huang Liangpei, Xiao Dongming. Adaptive dynamic surface control for uncertain nonaffine nonlinear systems [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2017, 27(4): 535-546.
- [47] Panda Manabesh, Peyada NK, Ghosh Anup. Saturated adaptive backstepping control of uncertain nonlinear systems with validation using twin rotor system [J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357(18): 13477-13510.
- [48] Wang Wei, Long Jiang, Zhou Jingzhou, et al. Adaptive backstepping based consensus tracking of uncertain nonlinear systems with event-triggered communication [J]. Automatica, 2021, 133: 109841.
- [49] Zheng Xionglong, Yang Xuebo. Command filter and universal approximator based backstepping control design for strict-feedback nonlinear systems with uncertainty [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2020, 65(3): 1310-1317.
- [50] Queiroz Kurios, Araújo Aldayr, Dias Samaherni. Stability analysis of a variable structure adaptive backstepping controller [J]. Asian Journal of Control, 2010, 14(3): 641-651.
- [51] Queiroz Kurios, Dias Samaherni, Araujo Aldayr. Modular variable structure adaptive backstepping controller: design and stability analysis [J]. Journal of the

Franklin Institute, 2014, 351(4): 2089-2106.

- [52] He Kanghui, Dong Chaoyang, Wang Qing. Anti-disturbance dynamic inversion backstepping control for uncertain pure-feedback systems VIA multiple extended state observers [J]. Journal of the Franklin Institute, 2021, 358(13): 6385-6407.
- [53] Zhao Xudong, Wang Xingyong, Zhang Shou, et al. Adaptive neural backstepping control design for a class of nonsmooth nonlinear systems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Systems, 2019, 49(9): 1820-1831.
- [54] Cheng Cheng, Zhang Ying, Liu Songyong. Neural observer-based adaptive prescribed performance control for uncertain nonlinear systems with input saturation [J]. Neurocomputing, 2019, 370(22): 94-103.
- [55] Ma li, Huo Xin, Zhao Xudong, et al. Adaptive neural control for switched nonlinear systems with unknown backlash-like hysteresis and output dead-zone [J]. Neurocomputing, 2019, 357: 203-214.
- [56] Deng Xiongfeng, Zhang Xiyu. Adaptive fuzzy tracking control of uncertain nonlinear multi-agent systems with unknown control directions and a dead-zone fault [J]. Mathematics, 2022, 10(15): 2655-2664.
- [57] Zhao Nannan, Ouyang Xinyu, Wu Libin, et al. Event-triggered adaptive prescribed performance control of uncertain nonlinear systems with unknown control directions [J]. ISA Transactions, 2021, 108: 121-130.
- [58] 刘金琨. RBF 神经网络自适应控制 [M]. 清华大学, 2018.
- [59] 张嗣瀛, 高立群. 现代控制理论 [M]. 清华大学, 2017.
- [60] Kang Shijia, Liu Xiaoping, Wang Huanqing. Command filter-based adaptive fuzzy decentralized control for stochastic nonlinear large-scale systems with saturation constraints and unknown disturbance [J]. ISA Transactions, 2023, 135: 476-491.
- [61] Yu Jinpeng, Shi Peng, Lin Chong, et al. Adaptive neural command filtering control for nonlinear MIMO systems with saturation input and unknown control direction [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(6): 2536-2545.
- [62] Zhang Tianping, Lin Manfei, Xia Xiaonan, et al. Adaptive cooperative dynamic surface control of non-strict feedback multi-agent systems with input dead-zones

- and actuator failures [J]. *Neurocomputing*, 2021, 442: 48-63.
- [63] Jia Xianglei, Xu Shengyuan, Qi Zhidong, et al. Adaptive output feedback tracking of nonlinear systems with uncertain nonsymmetric dead-zone input [J], *ISA Transactions*, 2020, 95: 35-44.
- [64] Wu Zhonghua, Lu Jingchao, Zhou Qing, et al. Modified adaptive neural dynamic surface control for morphing aircraft with input and output constraints [J]. *Nonlinear Dynamics*, 2017, 87(4): 2367-2383.
- [65] Deng Xiongfeng, Zhang Chen, Ge Yuan. Adaptive neural network dynamic surface control of uncertain strict-feedback nonlinear systems with unknown control direction and unknown actuator fault [J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2022, 359(9): 4054-4073.
- [66] Ali Kamalamiri, Mohammad Shahrokhi. Adaptive finite-time neural control of non-strict feedback systems subject to output constraint unknown control direction and input nonlinearities [J]. *Information Sciences*, 2020, 520(2): 271-291.
- [67] Ma Hui, Liang Hongjing, Zhou Qi. Adaptive dynamic surface control design for uncertain nonlinear strict-feedback systems with unknown control direction and disturbances [J]. *IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics-Systems*, 2019, 49(3): 506-515.
- [68] Qin Yan, Cao Liang, Lu Qing, et al. Reinforcement learning-based optimized backstepping control for strict-feedback nonlinear systems subject to external disturbances [J]. *Optimal Control Applications & Methods*, 2023, 44(5): 2724-2743.
- [69] Fang Yunmei, Fei Juntao, Wang Tengmeng. Backstepping fuzzy neural controller based on fuzzy sliding mode of active power filter [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 96027-96035.
- [70] Jin Zengke, Liang Zhenying, Guo Pengfei, et al. Adaptive backstepping tracking control of a car with n trailers based on RBF neural network [J]. *Asian Journal of Control*, 2019, 23(2): 824-834.
- [71] Xie Jing, Yan Shiyu, Yang Dong. DSC-based finite-time adaptive resilient control

- for a class of nonstrict-feedback switched nonlinear systems with deception attacks [J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2023, 33(13): 7851-7868.
- [72] Liu Yonghua, Huang Liangpei, Xiao Dongming. Adaptive dynamic surface control for uncertain nonaffine nonlinear systems [J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2017, 27(4): 535-546.
- [73] Liu Siwen, Wang Huanqing, Li Tieshan. Adaptive composite dynamic surface neural control for nonlinear fractional-order systems subject to delayed input [J]. *ISA Transactions*, 2023, 134: 122-133.
- [74] Liu Yonghua, Su Chunyi, Li Hongyi, et al. Barrier function-based adaptive control for uncertain strict-feedback systems within predefined neural network approximation sets [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 31(8): 2942-2954.
- [75] Oliveira Tiago Roux, Peixoto Aldessandro, Nunes Eduardovieiraleao, et al. Binary robust adaptive control for global tracking of uncertain systems with unknown high-frequency-gain sign [C]. In: 2012 12th IEEE Workshop on Variable Structure Systems, Mumbai, India, January 12-14, 2012: 124-129.
- [76] Oliveira Tiagoroux, Hsu Liu, Peixoto Alessandrojacoud. Output-feedback global tracking for unknown control direction plants with application to extremum-seeking control [J]. *Automatica*, 2011, 47(9): 2029-2038.
- [77] Nussbaum Rogerd. Some remarks on a conjecture in parameter adaptive control [J]. *Systems & Control Letters*, 1983, 3(5): 243-246.
- [78] Yu Jinpeng, Shi Peng, Lin Chong, et al. Adaptive neural command filtering control for nonlinear MIMO systems with saturation input and unknown control direction [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, 50(6): 2536-2545.
- [79] Zhang Jinxi, Yang Guanghong. Prescribed performance fault-tolerant control of uncertain nonlinear systems with unknown control directions [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017 62(12): 6529–6535.
- [80] Wang Pengfei, Jiang Qingfeng, Zhang Jiaxuan, et al. A fuzzy fault accommodation

method for nuclear power plants under actuator stuck faults [J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2022, 165: 108674.

- [81] Shen Qiang, Yue Chengfei, Goh Cherhiang, et al. Active fault-tolerant control system design for spacecraft attitude maneuvers with actuator saturation and faults [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(5): 3763-3772.
- [82] Zhu Xiaoyuan, Li Doudou. Robust fault estimation for a 3-DOF helicopter considering actuator saturation [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 155:107624.
- [83] Zeng Wen, Li Zhigang, Gao Chuang, et al. Observer-based adaptive fuzzy control for strict-feedback nonlinear systems with prescribed performance and dead zone [J]. *International Journal of Control Automation and Systems*, 2021, 19(5): 1962-1975.
- [84] Shojaei Fatemeh, Arefi Mohammadmehid, Khayatian Alireza, et al. Observer-based fuzzy adaptive dynamic surface control of uncertain nonstrict feedback systems with unknown control direction and unknown dead-zone [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(11): 2340-2351.
- [85] Shi Wenrui, Hou Mingzhe, Hao Mingrui. Adaptive robust dynamic surface asymptotic tracking for uncertain strict-feedback nonlinear systems with unknown control direction [J], *ISA Trans.* 2022, 121: 95-104.

致谢

时间过得真快,我即将完成研究生学业。在这充满挑战和收获的学习之旅中,我获得了许多帮助和支持,我要向他们表达我的感激之情。

首先,我要感谢我的导师邓雄峰。在他的指导下,我学习了许多关于控制领域的知识和技能,并且养成了批判性思维和创新意识。他在我研究生期间给了我无私的指导和鼓励,激励我不断探索和追求。他的教诲和启示将伴随我一生。

我还要感谢实验室的费宝林,王博,严回回等同学;室友华峰,王煜,杨子昊;师弟杨贤昊,张帆,李威。在他们的陪伴下,我收获了很多关于实验设计和实验技巧的经验,并且结交了很多志同道合的伙伴。在这里,我度过了一个充实而又快乐的研究生生涯,他们的陪伴和帮助将是我一生中难忘的记忆。我还要感谢我的家人和女朋友程恩娣。他们在我求学路上一直支持我、鼓励我、陪伴我。他们的理解和支持使我在求学路上克服了困难,不断前行。

同时我要感谢母校和各位老师,学校为我提供了一个优秀的学习环境,让我拥有了更多的学习机会和成长空间。各位老师不仅给予了我严谨的学术训练,也启迪了我对于生活和社会的理解。在此,我要向您们表达我的感激之情。

在完成毕业论文的同时,我也完成了研究生阶段的学习。在接下来的人生道路上,我将用自己所学为社会做出贡献,报效祖国。

攻读学位期间研究成果和获奖情况

研究成果:

1、中科院二区: Deng Xiongfeng, **Zhang Chen**, Ge Yuan. Adaptive neural network dynamic surface control of uncertain strict-feedback nonlinear systems with unknown control direction and unknown actuator fault [J]. Journal of the Franklin Institute, 2022, 359(9): 4054-4073.(已检索)(对应论文第 4 章)。

2、中科院四区: **Zhang Chen**, Deng Xiongfeng, Tao Liang, Xu Bingzi. Adaptive neural network dynamic surface control for strict-feedback nonlinear systems subject to input saturation nonlinearity [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control[J]. 2023(外审中)(对应论文第 3 章)。

3、EI 会议: Deng Xiongfeng, **Zhang Chen**, Xu Binzi, etc. Adaptive Neural Network Dynamic Surface Control of Uncertain Nonlinear Systems with Unknown Control Direction and Unknown Actuator Fault [C]. Proceedings of the 34rd Chinese Control and Decision Conference , August 15-17, 2022 in Hefei, China.(已检索)。

4、EI 会议: Xiongfeng Deng, Yang Xianhao, Tao Liang, Xu Bingzi, Zhang Fan, **Chen Zhang**. Adaptive Neural Network Dynamic Surface Tracking Control of a VTOL Aircraft.(已检索)。

5、专利 1: 邓雄峰, **张陈**, 徐彬梓, 陶亮. 执行器故障时不确定非线性系统的自适应跟踪控制方法 [P]. 中国专利: CN202111346881.9, 2021-11-15.(授权中)

6、参加省级项目 5 项。

获奖情况:

1、2021-2022 学年二等奖学金。

2、2022-2023 学年一等奖学金。

3、2023-2024 年二等奖学金。

4、优秀党员。

符号说明

符号	意义
A^T	矩阵 A 转置
A^{-1}	矩阵 A 的逆
R	实数集合
R^n	n 维向量实数集合
$ a $	标量 a 的绝对值
x_i	向量 x 的第 i 个元素
$(\hat{\cdot})$	$(\cdot)$ 的估计值
$(\tilde{\cdot})$	$(\cdot) - (\hat{\cdot})$
$diag[\dots]$	给定元素构成的对角矩阵
$\lambda_{\min}(A)$	矩阵 A 的最小特征值
$\lambda_{\max}(A)$	矩阵 A 的最大特征值
$\ x\ $	矢量 x 的范数
$\in$	属于
$\subset$	包含于
$\forall$	任意的

尚德敏学 唯实惟新

