

广东技术师范大学
Guangdong Polytechnic Normal University

硕士学位论文

基于模糊和多智能体的自适应迭代学习控制研究

Research on Adaptive Iterative Learning Control Based on Fuzzy And
Multi-Agents

作 者	麦庆全		
导师姓名 职称	许清媛 副教授		
专业学位类别	电子信息硕士		
领 域	新一代电子信息技术（含量子技术等）		
所 在 学 院	电子与信息学院		
学 生 类 别	全日制 <input checked="" type="checkbox"/>	非全日制 <input type="checkbox"/>	
论文提交日期	2024	年	6 月



广东技术师范大学
Guangdong Polytechnic Normal University

Research on Adaptive Iterative Learning Control Based on Fuzzy And
Multi-Agents

By

Mai Qingquan

A Thesis Submitted to

Guangdong Polytechnic Normal University

in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Master's Degree

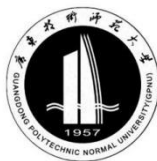
June, 2024

中图分类号 TP13

学校代码 10588

UDC 007.5

密 级 公开



广东技术师范大学

Guangdong Polytechnic Normal University

硕士学位论文

基于模糊和多智能体的自适应迭代学习控制研究

Research on Adaptive Iterative Learning Control Based on Fuzzy And
Multi-Agents

作 者	麦庆全	导师姓名职称	许清媛副教授
申 请 学 位	电子信息硕士	所 在 学 院	电子与信息学院
专 业 学 位 类 别	电子信息硕士	领 域	新一代电子信息技术 (含量子技术等)
答 辩 委 员 会 主 席	章国豪	评 阅 人	匿名评阅

2024 年 06 月

摘要

迭代学习控制(Iterative Learning Control, ILC)作为智能控制的一个分支, 由于其需要的系统模型信息少和结构简单等优点, 已成为控制领域的研究热点之一, 在理论研究和工业应用方面得到了高度重视。然而, 未知的控制方向和执行器故障都将严重影响系统跟踪控制的精度, 甚至导致失稳。本文以迭代学习控制方法为主体, 提出了一种自适应模糊 ILC 算法, 研究了一类执行器故障和未知控制方向系统的重复跟踪问题。在此基础上, 将提出的控制器设计方法推广到多智能体系统中, 提出了一种分布式自适应 ILC 算法, 研究了一类二维多智能体系统的输出一致性跟踪控制问题。论文的具体工作如下:

(1) 针对执行器故障和未知控制方向系统的跟踪控制问题, 提出了一种自适应模糊 ILC 算法。首先, 使用模糊逻辑系统估计期望的控制信息, 并通过设计的自适应学习律来修正执行器故障和系统未知函数带来的影响。其次, 考虑到系统的控制方向是未知的, 采用离散 Nussbaum 型函数在迭代域中辨识控制方向, 并将该函数应用于自适应模糊 ILC 算法。然后, 通过 Lyapunov-like 函数证明了所提自适应模糊 ILC 算法的可行性: 当迭代次数逐步增大时, 除初始时刻之外的系统跟踪误差可收敛到一个可调界内, 且所有系统信息保持有界。最后, 两个例子的仿真结果验证了所提算法的可行性, 而在离散时间连续搅拌反应釜系统的仿真验证, 证明了所提算法具有很好的应用意义。

(2) 针对一类由 Fornasini-Marchesini 模型描述的二维多智能体系统的输出一致性问题, 提出了一种分布式自适应 ILC 策略, 其中放宽了对理想初始条件和固定重复参考面的要求。特别的, 该算法所考虑的二维多智能体的未知系数也是二维变化的。通过将二维智能体转换为紧凑形式, 设计了一个自适应变量, 该变量通过自身和相邻智能体在最后一次迭代中的跟踪误差进行调整, 以估计二维系统的未知变化系数。然后, 利用估计的系统系数和迭代变化的参考面, 得到分布式自适应 ILC 策略, 证明了当迭代次数递增时, 二维多智能体都可以跟踪上期望曲面。最后, 通过数值仿真验证了所研究的分布式自适应 ILC 对于初始条件和参考面随机变化的二维多智能体系统的有效性。

关键词: 自适应迭代学习控制; 模糊逻辑系统; 未知控制方向; 多智能体系统; Fornasini-Marchesini 模型

分类号: TP13

Abstract

Iterative learning control(ILC), as a branch of intelligent control, has become one of the research hotspots in the field of control and has been highly valued in theoretical research and industrial applications due to its advantages of requiring less system modeling information and simple structure. However, both unknown control direction and actuator failure will seriously affect the accuracy of system tracking control and even lead to instability. In this paper, an adaptive fuzzy ILC algorithm is proposed with an iterative learning control method as the main body to study the repetitive tracking problem of a class of systems with actuator failures and unknown control direction, based on which, the proposed controller design method is generalized to multi-agents systems to propose a distributed adaptive ILC algorithm to study the output consistency tracking control problem for a class of 2D multi-agents systems. The specific work of the thesis is as follows:

(1) An adaptive fuzzy ILC algorithm is proposed for the system problem of actuator failure and unknown control direction. First, the desired control information is estimated using a fuzzy logic system, and the effects from actuator failures and unknown functions of the system are corrected by the designed adaptive learning law. Second, considering that the control direction of the system is unknown, a discrete Nussbaum-type function is used to identify the control direction in the iterative domain, and this function is applied to the adaptive fuzzy ILC algorithm. Then, the feasibility of the proposed adaptive fuzzy ILC algorithm is demonstrated by the Lyapunov-like function: when the number of iterations is gradually increased, the tracking error of the system except for the initial moment can be converged to an adjustable bound, and all the system information remains bounded. Finally, the simulation results of two examples verify the feasibility of the proposed algorithm, while the simulation verification in a discrete-time continuously stirred reactor system proves that the proposed algorithm has good application.

(2) A distributed adaptive iterative learning control strategy is proposed for the output consistency problem of a class of 2D multi-agent systems described by the Fornasini-Marchesini model, in which the requirements of ideal initial conditions and

a fixed repetitive reference surface are relaxed. In particular, the unknown coefficients of the 2D multi-agents considered by the algorithm also vary in two dimensions. By converting the 2D multi-agents into a compact form, an adaptive variable is designed which is adjusted by the tracking errors of itself and the neighboring multi-agent systems in the last iteration to estimate unknown coefficients of variation for 2D systems. Then, using the estimated system coefficients and the iteratively varying reference surfaces, a distributed adaptive ILC strategy is obtained, which proves that the 2D multi-agent can all track the upper desired surface when the number of iterations is increasing. Finally, the effectiveness of the investigated distributed adaptive ILC for 2D multi-agent systems with randomly varying initial conditions and reference surfaces is verified by numerical simulations.

Keywords: adaptive iterative learning control; fuzzy logic system; unknown control direction; multi-agent systems; Fornasini-Marchesini model

Classification: TP13

目 录

1 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	3
1.2.1 未知控制方向系统的自适应 ILC 研究现状.....	3
1.2.2 执行器故障系统的自适应 ILC 研究现状.....	4
1.2.3 二维系统的自适应 ILC 研究现状.....	5
1.2.4 多智能体系统的自适应 ILC 研究现状.....	6
1.3 本文主要内容与结构.....	7
2 相关理论基础.....	10
2.1 ILC 简介.....	10
2.2 FLS 简介.....	12
2.3 Nussbaum 型函数简介.....	14
2.4 图论基础.....	16
2.5 本章小结.....	17
3 执行器故障和未知控制方向离散时间系统的自适应模糊 ILC 研究.....	18
3.1 问题描述.....	18
3.2 自适应模糊 ILC 设计.....	23
3.3 自适应模糊 ILC 收敛性分析.....	26
3.4 自适应模糊 ILC 仿真分析.....	31
3.5 本章小结.....	39
4 非重复参考轨迹下的二维多智能体离散时间系统的分布式自适应 ILC 研究.....	40
4.1 问题描述.....	40
4.2 分布式自适应 ILC 设计.....	41
4.3 分布式自适应 ILC 收敛性分析.....	43
4.4 分布式自适应 ILC 仿真分析.....	46
4.5 本章小结.....	51
5 总结与展望.....	53
5.1 总结.....	53
5.2 展望.....	53
参考文献.....	55

1 绪论

1.1 研究背景及意义

ILC 是一种具有学习能力的智能控制算法,它是为解决具有重复、循环或批处理等条件的控制问题而开发的。在日常生活中,学习是人类掌握各种技能的基本能力,如打球、游泳和驾驶,一项任务之所以能越来越很好地完成,其内在原因是一个人可以根据表现不断纠正,从而逐步完善。ILC 的概念起源于 1978 年由 Uchiyama 对机械臂的控制系统设计^[1],由于这篇论文是用日语写的,因此并未引起广泛关注。1984 年,基于 Uchiyama 的研究,Arimoto 等正式给出了 ILC 的基本概念^[2]。在实践中,许多系统都是在有限时间区间上执行重复的任务,每个任务完成后系统重置为初始状态,并要求再次重复任务,也就是说,ILC 是一种通过学习以前的控制性能来提高其控制性能的控制方法。随着人们对 ILC 技术的深入研究,它已被广泛应用于许多实际应用领域,如机器人控制领域^[3]、高速列车控制系统^[4]、连续搅拌反应釜系统^[5]、电机控制^[6]、自动汽车控制^[7]等,并在这些领域中得到快速的发展。研究表明,无论是在理论研究方面,还是在工业应用方面,ILC 都具有很大的发展空间,ILC 算法引起了社会各行各业专家和学者的重视。

传统的 ILC 算法主要基于输出与期望信息的误差设计,并采用比例 (Proportional, P) 型、比例-微分 (Proportional-Derivative, PD) 型或比例-积分-微分 (Proportional-Integral-Derivative, PID) 型控制算法进行。这些算法因其简单易实现以及直观的设计原理而广泛应用于重复操作的系统中,尽管它们在很多情况下都非常有效,但也存在一些局限性,如依赖于系统模型的准确性,要求非线性项满足全局 Lipschitz 连续性,已知的迭代初始条件等。当被控对象含有不确定参数或非严格重复条件时,传统的 ILC 方法因为其固定的学习律形式限制了对系统变化和外界干扰的适应能力。而自适应控制基于 Lyapunov 稳定性理论,设计参数自适应律,可在复杂非线性系统中处理参数不确定性,并实现系统的稳定以及对目标轨迹的跟踪。自适应 ILC 结合了自适应控制和 ILC 的优势,为具有不确定参数或非严格重复条件的复杂非线性系统提供了有效的控制策略。该方法在提高系统适应性、稳定性和性能方面具有显著优势,在需要精确控制和高性能的场景得到广泛应用。

自 L.A.Zadeh 教授在 1965 年提出“模糊集合”理论^[8]以来,基于模糊集合的模糊控制理论在多个领域内展现了巨大的潜力和应用价值,如工业控制、环境监测、医疗设备与健康检测、电力系统决策管理等领域。模糊控制是一种处理不确定性和模糊性问题的智能控制模型,模拟人类的决策过程,利用自然语言表达经验常识,使计算机能够处理复杂非线性系统。模糊逻辑系统(Fuzzy Logic System, FLS)通常由知识库、单点模糊化、乘积推理规则和中心平均模糊消除器四部分组成。根据 FLS 控制规则产生方法的不同,模糊控制可以细分为几种主要类型:传统模糊控制^[9]、模糊 PID 控制^[10]、模糊滑模控制^[11]、神经网络-模糊控制^[12]、基于 T-S 模型的模糊控制^[13]和自适应模糊控制^[14]。自适应 FLS 技术在解决越来越复杂的控制系统问题上表现出显著的效果,越来越多的研究人员集中探索这一领域,并取得一系列显著的研究成果。

多智能体系统(Multi-agent System, MAS)的相关研究起源于自然界中生物群体的群集活动,如鸟群迁徙、蚁群搬食、蜂群采蜜、狼群捕食等,群体间通过信息交互与合作交流能够完成复杂的工作,这些行为都体现了多个体合作的优势。在这些自然现象的启发下,学者们建立了 MAS 模型,由多个较为简单的单个智能体构成,各智能体通过通讯网络进行信息传递交互,解决较为复杂的现实问题。在 MAS 研究中,学者专家们关注的问题包括如何设计有效的协作策略、如何处理智能体之间的竞争与冲突、如何实现信息共享与通信、以及如何优化整体系统的性能等方面。这方面的研究不仅涉及到单个智能体的学习和决策技术,还需要考虑到整个系统的稳定性、鲁棒性和可扩展性等方面。近十几年来,学者专家们从 MAS 的网络的拓扑结构出发,结合相应的控制理论设计了较多的控制学习算法,对 MAS 进行了深入的讨论与研究。一致性控制是当前研究 MAS 的学者重点关注的核心问题,所谓的一致性,简而言之就是随着时间的推移,构成 MAS 的各个相关的智能体在信息交流后能使得系统的状态、输出等变量等达成一致。在实际应用中, MAS 的研究涵盖了众多领域,如列车控制^[15]、无人机控制^[16]、卫星编队^[17]、多机械臂协同作业^[18]等。通过 MAS 的研究,学者专家们可以更好地理解复杂系统中的相互作用和影响,从而设计出更加智能、高效的系统解决方案,推动人工智能技术各个领域的发展和应用。

综上所述,ILC 作为智能控制的一个分支,由于其显著的优点和良好的控制性能,已成为控制领域的研究热点之一,在理论研究和工业应用方面得到了高度重视。然而,未知的控制方向和执行器故障都将严重影响系统跟踪控制的精度,

甚至导致失稳, 本文以迭代学习控制方法为主体, 提出了一种自适应模糊 ILC 算法, 研究了一类执行器故障和未知控制方向系统的重复跟踪问题。在此基础上, 将提出的控制器设计方法推广到多智能体系统中, 提出了一种分布式自适应 ILC 算法, 研究了一类二维多智能体系统的输出一致性跟踪控制问题, 以丰富相关理论研究并具有相应的实际应用价值。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 未知控制方向系统的自适应 ILC 研究现状

在自适应 ILC 的研究领域, 针对未知控制方向系统的研究是一个具有挑战性的主题。控制方向的未知性意味着在事先无法确定控制输入对系统产生的效应是正面还是负面。在控制方向不明确的情况下, 系统控制将面临重大挑战, 特别是在控制参数发生快速变化或缓慢演变时, 若涉及增益符号的变化, 稳定运行的系统可能因控制方向的改变而变得不稳定^[19]。实际应用中存在许多系统, 其控制方向是未知的, 如船舶的航向控制、飞行器编队控制以及飞行器的姿态控制系统等^[20-22]。这种不确定性给系统的设计和稳定性分析带来了额外的复杂性。

近年来, 针对未知控制方向系统的自适应 ILC 研究取得了一定的进展, 而解决未知控制方向的方法主要有未知控制系数直接估计、反步控制技术、切换控制方法以及 Nussbaum 增益方法。例如, 文献[23]采用相应的数学估计方法直接对控制参数进行估计。文献[24]针对某类具有单一输入和单一输出的严格反馈型分数阶不确定非线性系统, 提出了创新的自适应模糊反向动态表面控制策略, 有效规避了反步过程中可能出现的复杂性爆炸问题。文献[25]引入了一种创新的切换式自适应全局快速有限时间控制策略, 确保闭环系统能够在有限的时间内稳定地达到平衡状态, 并符合全局快速有限时间稳定性的要求。针对一类含有未知控制方向的一阶简单非线性系统, 文献[26]提出了著名的 Nussbaum 增益技术, 在控制策略中融合 Nussbaum 型函数来处理控制参数符号未知问题, 随后该技术成为了解决未知控制方向问题的一种常用办法^[27-28]。值得注意的是, 在研究未知控制方向系统的自适应 ILC 成果中, 文献[29]在设计自适应 ILC 算法中采用 Nussbaum 型函数, 并综合利用积分型 Lyapunov 函数和双曲正切函数, 解决了控制方向未知的跟踪控制问题。另外, 文献[30]通过在控制器设计中利用先前估计的控制增益以及将标准投影算法中的跟踪误差项巧妙地替换为合适的跟踪误差

项,直接估计进未知控制增益。以及针对控制方向未知的离散非线性系统,采用两个模糊系统作为逼近器来补偿未知系统的非线性项,提出了一种参数投影的自适应律设计策略^[31]。然而,上述文献假设的系统执行器均处于完好无损的状态,并未研究执行器故障这一普遍存在的情况。鉴于执行器故障可能严重影响控制系统的性能,这限制了 ILC 算法在存在执行器故障的重复生产环境中的应用,因此在研究控制系统存在未知控制方向的同时应考虑执行器故障问题。

1.2.2 执行器故障系统的自适应 ILC 研究现状

在实际生活中,执行器故障在控制领域是普遍存在的现象,控制系统在经过多次循环运行后,常因长久使用或意外事故而遭遇结构损坏、传感器失效或执行器故障等挑战。以飞行器的横向控制为例,飞行舵面出现故障或翼面损坏等执行器问题会对其飞行任务造成重大副作用^[32]。同样,风力的作用迫使船舶航行过程中频繁调整舵面,这增加了执行器磨损的风险,可能导致航速或航向的故障,因此需要实施有效的容错控制策略^[33]。近年来,学术界对执行器故障问题的研究逐渐增多。针对系统中存在执行器故障模式的不确定问题,文献[34]采用了多模型参数估计来设计自适应控制方案。文献[35]引入自适应技术来估计执行器的损失程度,提出了一种有限时间的自适应容错控制策略。文献[36]引入了一种结合扰动观测器的滑模控制策略,处理自主车队中执行器故障的控制问题。针对四旋翼飞行器执行器故障检测问题,文献[37]提出了一种基于切换 ρ -纠正的自适应算法。考虑飞行器机身剪切变形,文献[38]通过建立了常微分方程-偏微分方程耦合模型,提出了一种保证飞行稳定的反馈控制方法,并处理执行器故障,同时抑制系统振动。

尽管如此,上述关于执行器故障的检测与容错控制方法并未充分考虑到系统在有限时间内的循环操作特性,因而不适用于那些在限定时间内需要重复执行任务的故障系统^[32-38]。在面对执行器故障时,传统控制方法可能会导致系统性能下降甚至失效,相比之下,自适应 ILC 能够高效地利用系统的历史运行信息,在重复迭代中逐步提升并优化跟踪控制的性能,以达到精准的控制目标,因此自适应 ILC 成为一种有前景的解决方案。因此,针对对存在执行器故障的重复运行系统的问题,吸引了众多学者进行 ILC 容错控制研究。例如,文献[39]提出了一种结合 ILC 的鲁棒状态反馈方案,解决了一类由执行器失效引起的状态延迟的批处理过程问题。文献[40]考虑执行器故障包括执行器的卡死故障、加性故障

和乘性故障，提出了一种新的 ILC 算法来处理一类具有系统输出约束要求的非线性系统。但上述方法局限于跟踪固定参考轨迹，在参考轨迹发生微调时可能导致控制效果发散。为了解决这一问题，文献[41]采用一种参考轨迹调整策略，放宽了跟踪固定参考轨迹这一基本假设，保证在迭代域内全状态跟踪误差均匀收敛，且每次迭代的初始时间间隔很小，同时不违反对系统输出的约束要求。在实际应用中，文献[42]为执行器故障的 MAS 设计了一种 ILC 方案，每次迭代的编队跟踪误差在迭代域内均匀收敛于零，同时不会违反目视范围和角度的约束要求。文献[43]针对一类具有时变参考和执行器故障的自动驾驶汽车编队问题，提出的自适应 ILC 方案可以有效地解决参数不确定性和执行器的乘性和加性故障。文献[44]则针对列车系统中的执行器时变故障，运用投影算法对故障和未知非线性进行估计，并提出了一种无模型的自适应 ILC 复合策略。上述研究表明了 ILC 领域中，处理迭代运行系统中执行器故障的重要性和在工程控制中的应用价值。然而，这些研究均基于已知控制方向的前提，主要针对已知控制方向的系统进行重复跟踪控制，控制方向未知时将影响系统的稳定性。因此，针对执行器故障的研究同时要考虑未知控制方向的问题。

1.2.3 二维系统的自适应 ILC 研究现状

在自适应 ILC 领域中，一维系统的研究历史更为悠久且成熟，因此相对而言，二维系统的自适应 ILC 研究成果相对较少。二维系统通常指的是在两个独立变量（通常是时间域和空间域）上进行建模和控制的系统，例如图像处理、空间平面动态系统等。二维系统的特点在于空域和时域之间存在较强的耦合关系，因此如何设计适合二维系统的自适应 ILC 算法是一个挑战。相较于一维系统，二维系统涉及到多个输入和输出变量，控制难度更大，需要考虑变量之间的相互影响。许多二维系统具有非线性和不确定性，这对自适应 ILC 算法的稳定性和鲁棒性提出了更高的要求。对于某些应用领域，如实时图像处理系统，要求控制算法具有快速的收敛性和实时性。尽管如此，随着对二维系统的深入研究和应用需求的增加，二维系统的自适应 ILC 研究正逐渐受到更多关注，为复杂系统的控制提供更有效的解决方案。

从上述文献[19-44]中可以看出，目前已有的许多 ILC 研究成果主要集中在一维系统上。然而，二维动态系统广泛存在于现实生活和工业中，如多维数字滤波、多维机器人机械手、图像处理和二维动态网络^[45-48]等，对二维动态系统的研究是

必要的。众所周知，二维系统模型结构复杂，系统的跟踪控制比一维系统困难得多，目前关于二维动态系统的自适应 ILC 研究屈指可数。文献[49]首次报道了二维动态系统的模糊 ILC 研究。对于以 Roesser 模型为代表的一类二维线性离散系统，文献[50]引出了一种创新的 P 型 ILC 策略，该策略通过将二维 ILC 系统的跟踪误差沿迭代路径转换至一维系统框架内进行处理。受文献[50]的启发，文献[51]针对二维线性离散 Fornasini-Marchesini (FMM) 模型系统，利用超矢量技术提出了一种双增益 ILC 法。为了实现具有迭代变参考二维系统的完美跟踪轨迹和边界状态，文献[52]提出了一种自适应 ILC。而对于非线性系统，文献[53]将所有未知系统矩阵打包为一个未知的高维向量，应用参数更新律辨识准确值，实现迭代变化边界状态下二维系统的完美 ILC 跟踪问题。而文献[54]则通过引入了虚拟跟踪误差，研究了非均匀试验长度的可重复二维非线性多输入多输出系统的自适应 ILC 问题。然而，上述文献研究的是单个智能体，在过去的几十年中，由于任务的复杂性，越来越多的任务已变得单个二维系统无法完成，需要多个系统的协调控制来实现共同的控制目标。因此，针对二维多智能体的分布式自适应 ILC 可实现智能体之间的分布式协同学习和控制，使系统能够逐步提高性能，并实现对复杂任务的协同完成。

1.2.4 多智能体系统的自适应 ILC 研究现状

在现实生活的多种任务中，往往需要多个独立个体进行协同作业，并且这些任务需要不断地重复执行，这就催生了对 MAS 的自适应 ILC 的研究需求。受限于 MAS 网络的特性，单个智能体可能仅能通过通信网络结构来获取自己或邻近智能体的信息，因此，分布式控制策略在网络化的 MAS 中变得尤为重要。由于每个智能体只能获取有限的信息，导致网络拓扑结构定义的领导者期望信息并非对所有智能体都可获取，这就要求设计的分布式控制算法能够依据每个智能体的局部信息，尽可能高效地实现对期望信息的跟踪。随着 ILC 理论的发展，MAS 在特定工业应用场景中显示出巨大潜力，如卫星编队、工业机器人编队和多机械臂协作等。针对这些特定的控制挑战，将自适应 ILC 策略融入 MAS 的控制中，并结合 MAS 的独特性质，开发分布式的迭代学习协议，具有广阔的应用前景^[55-58]。MAS 在 ILC 的控制下，系统可以在重复运动任务上对期望信息实现完美跟踪。

ILC 在处理有限时间内不断重复任务的 MAS 有很大的优势，近些年来得到了广泛的关注，其中一致性问题是 MAS 控制研究中的核心问题。在一致性控制

问题中,智能体之间通过局部或全局的通信方式,调整各自的状态,以便整个系统的行为达到一致性目标,这种一致性目标可能包括但不限于位置、速度、角度或某种集体行为的一致^[59]。科学家 Reynold^[60]在 1987 年提出了 Boids 仿真模型,这是一个用于模拟鸟群、鱼群等动物群体行为的算法,但其并没有提供具体的框架理论来介绍一致性控制。Jadbabaie^[61]对 Vicsek 模型进行了重要的分析工作,证明了通信拓扑图在通信网络连通的条件下,系统能够达到同步状态。随后,Olfati-Saber^[62]介绍了一种基本的分布式控制算法,使得一组智能体能够在没有全局信息的情况下达成一致的行为。这项作为理解和设计多智能体系统的集体行为提供了理论基础,并在多个领域,如无人机编队、机器人协作、社交网络分析等,产生了深远的影响。文献[63]针对一类具有非线性动力学和切换网络拓扑结构的 MAS 的群体控制问题,利用最近邻知识,采用 ILC 方法构造分布式算法。文献[64]设计了一种具有全饱和参数学习律的自适应分布式控制协议,将共识跟踪问题推广到编队控制问题。文献[65]通过 ILC 方法解决了 MAS 的一致性编队问题,将 MAS 协同编队控制问题转化成跟踪控制问题,通过设计的控制策略,系统能够有效地实现编队一致性的目标。文献[66]针对具有非重复初始状态和参考轨迹的离散时间非线性参数 MAS 的输出一致性,提出了一种分布式自适应 ILC 方法,并将该算法应用到暖通空调系统中,有效地提高了建筑供暖、通风和空调系统的性能。然而,上述文献研究的都是一维 MAS 上的自适应 ILC,到目前为止,还没有关于二维 MAS 的自适应 ILC 研究成果,表明这是一个尚未充分探索的研究领域。

1.3 本文主要内容与结构

执行器故障和未知控制方向的问题在控制系统中是非常具有挑战性的,执行器模型存在的不确定性或控制方向未知变化,会导致系统性能下降,增加控制系统设计的复杂性。此外,处理二维 MAS 涉及到更高维度的状态空间和动作空间,MAS 中个体之间存在复杂的协作关系增加了问题的复杂性,导致传统方法难以有效解决。本文面向未知控制方向和执行器故障系统的跟踪控制需求,设计了一种自适应模糊 ILC 算法。在此基础上,针对非线性二维 MAS 的输出一致性控制问题,设计分布式自适应 ILC 控制策略。在研究过程中以 ILC 理论为基础,尝试结合 FLS 以及 MAS,设计相应的自适应学习律和控制策略保证系统的稳定,以确保系统达到收敛性要求。全文总共分为五个章节,具体内容与结构如图 1-1

所示:

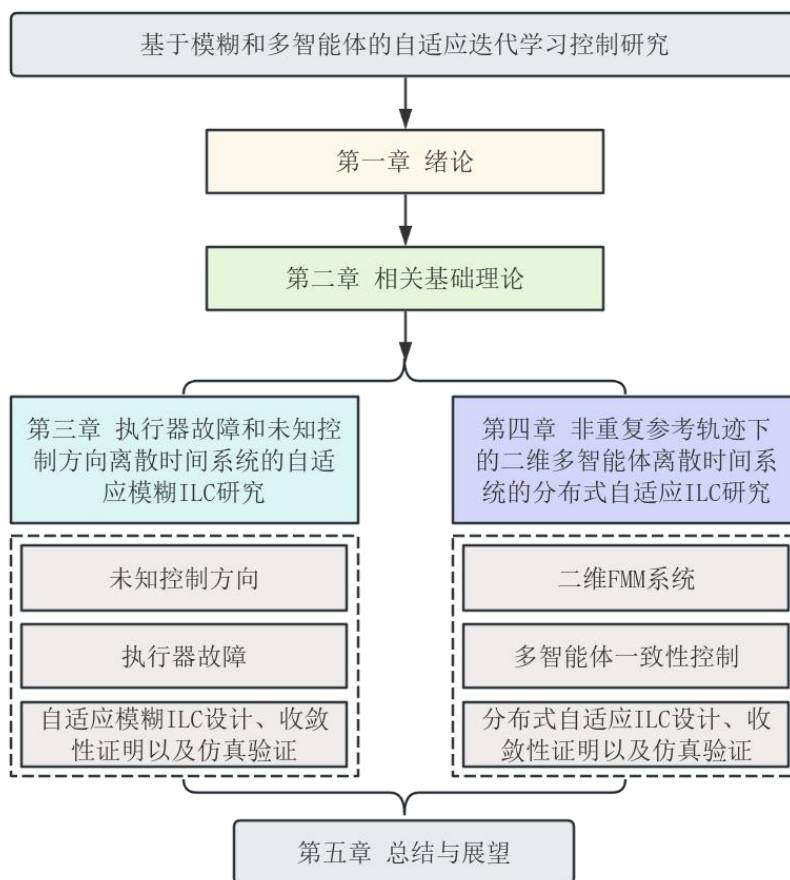


图 1-1 ILC 论文组织框架

Fig.1-1 Organizational framework of the paper

第一章是绪论部分。初步概述了 ILC 下 FLS 与 MAS 的研究背景与现状，分析了 ILC 与其它系统结合的研究意义，并概述本文的研究内容和各章节的组织结构。

第二章是相关理论基础。详细介绍了 ILC 理论、FLS、Nussbaum 函数以及图论知识，为后续章节的控制器设计和系统收敛性分析奠定了理论基础。

第三章是执行器故障和未知控制方向离散时间系统的自适应模糊 ILC 研究。针对存在执行器故障且包含未知控制方向的非线性模糊系统，通过采用自适应参数调整策略进行处理，结合 FLS、有限时间稳定性理论和 Lyapunov 稳定性理论等理论，提出了一种自适应模糊 ILC 策略。通过两个仿真例子验证所提出方案的有效性，特别是离散时间连续搅拌反应釜系统的仿真验证，证明了所提算法在工业领域的应用价值。

第四章是非重复参考轨迹下的二维多智能体离散时间系统的分布式自适应 ILC 研究。通过探讨了一类二维 MAS 的输出共识问题，研究了相应的自适应分布式 ILC 策略，通过将二维 FMM 多智能体转换为紧凑形式，设计了一个自适应变量来近似未知变化系数，根据近似的系统系数和迭代变化的参考面，得到分布式自适应 ILC 策略。最后通过 Matlab 仿真证明二维 MAS 的收敛性。

第五章是结论与展望。对全文在自适应 ILC 研究中的工作进行总结，并针对未来的工作进行了展望。

2 相关理论基础

2.1 ILC 简介

ILC 是一种基于历史数据的控制策略，旨在不断调整控制器，以提高系统在连续重复任务中的性能和精度。其原理是历史跟踪误差的累积和学习，即 ILC 利用执行中产生的历史误差信息，将其累积起来作为对下一次执行的修正依据。

ILC 算法整个过程的具体步骤可描述为：在有限的时间域 $t \in [0, T]$ 内，被控系统的期望轨迹 $y_d(t, k-1)$ 以及期望初始状态 $x_d(0, k-1)$ 都是已知的，通过设计的控制算法得到控制输入 $u(k-1, t)$ ；在有限的时间域内，控制输入 $u(t, k-1)$ 作用于被控系统得到对应的输出轨迹 $y(t, k-1)$ ，根据输出轨迹 $y(k-1, t)$ 与期望轨迹 $y_d(t, k-1)$ 的误差 $e(t, k-1)$ 来修正被控系统的控制输入，从而产生新的控制信号 $u(t, k)$ ，重复此过程，随着迭代次数 k 增加，对于任意 $t \in [0, T]$ ，满足 $y(t, k) \rightarrow y_d(t, k)$ ，即轨迹跟踪误差达到规定的范围之内，则称 ILC 是收敛的。图 2-1 表示被控系统进行 ILC 的流程框图。

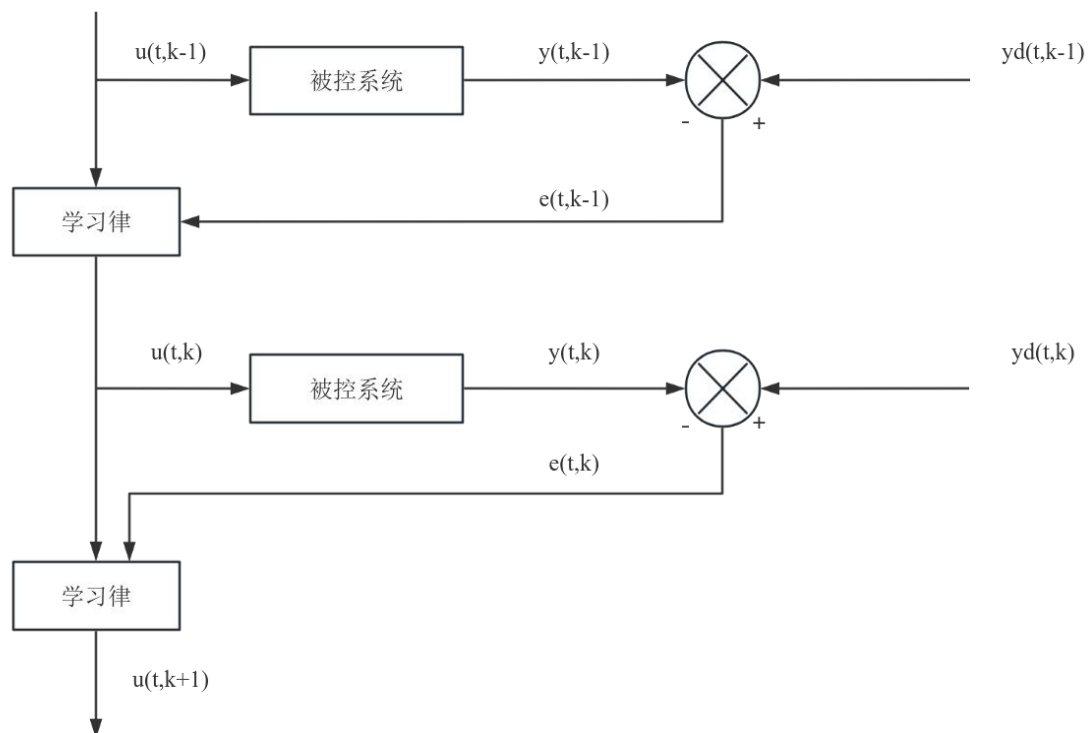


图 2-1 ILC 算法框图

Fig.2-1 The block diagram of ILC algorithm

ILC 算法在处理具有重复运动性质的跟踪控制问题时具有很大的优势,然而,目前大多数有关 ILC 的研究具有一定的局限性,如要求理想初始条件和固定期望轨迹已知等。鉴于此,将先进的智能控制技术应用到 ILC 中,弥补传统的 ILC 器设计时的缺陷,可以提高系统的稳定性和鲁棒性。而自适应控制根据实时系统反馈信息来自动调整控制器参数或结构,以适应系统动态性能的变化或未知扰动的影响。ILC 和自适应控制都具有学习修正的特性,前者是对控制输入的修正,后者则是对控制参数或系统参数的修正,因此,在 ILC 控制器设计时引入自适应控制,不仅可以对系统的先验知识进行学习,还能够以自适应控制处理系统的非线性不确定性,实现对自适应控制过程动态响应的优化完善。

自适应 ILC 的基本原理是在 ILC 的基础上,结合自适应调节机制,以实现系统性能的改进、鲁棒性的提高和适应性的增强。在 ILC 算法的基础上,自适应控制器则根据系统的期望输出 $y_d(t,k-1)$ 和实际输出 $y(t,k-1)$ 的轨迹误差 $e(t,k-1)$ 对当前的控制器系统不确定性、未知参数以及副作用进行修正,并输出控制信号 $u(t,k-1)$ 。图 2-2 表示被控系统进行自适应 ILC 的流程框图。

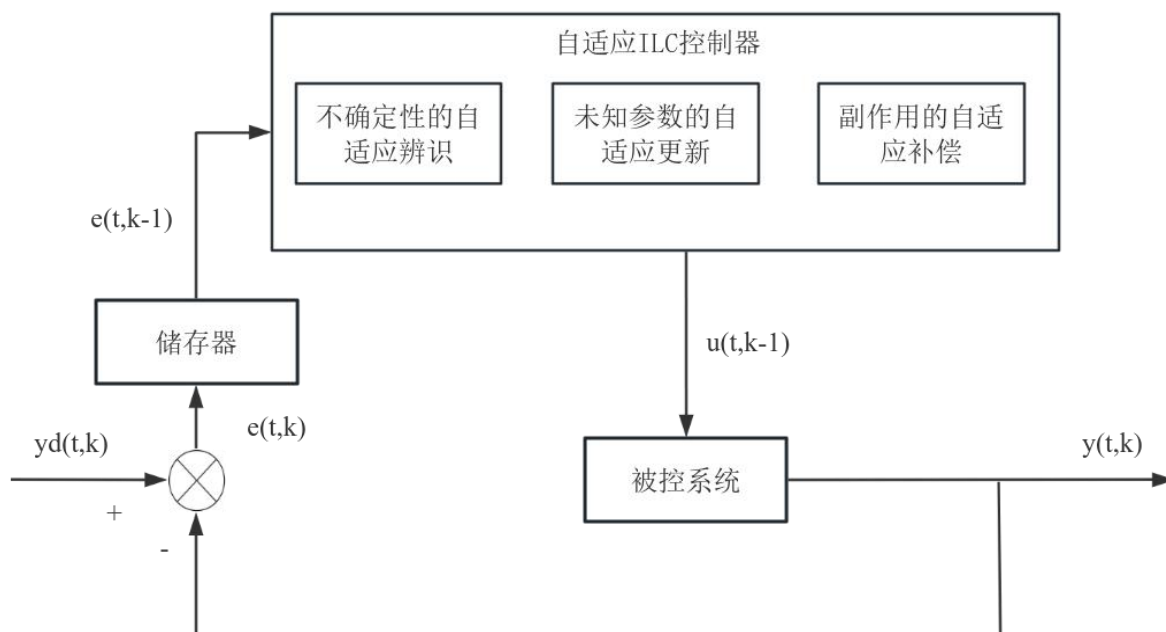


图 2-2 自适应 ILC 算法框图

Fig.2-2 The block diagram of Adaptive ILC algorithm

2.2 FLS 简介

FLS 是一种基于模糊集合理论的人工智能技术,用于处理那些难以精确描述或者存在不确定性的问题。与传统的布尔逻辑系统只有真和假两种取值不同,FLS 允许中间状态的存在,使得系统可以更好地处理模糊、不确定或模糊的输入。进行系统识别时,FLS 能够处理那些包含未知动态的复杂系统。FLS 包括四个主要组件:知识库、单点模糊化器、乘法推理机制和中心平均去模糊器。

知识库是 FLS 的基石,它包含了一系列的模糊规则,这些规则通常是通过专家知识、经验或从数据中学习得到的。这些规则定义了输入变量与输出变量之间的模糊关系,是系统进行推理和决策的基础。单点模糊化器的作用是将精确的输入值转换为模糊集合中的成员度值,这一步骤是实现模糊逻辑推理的关键。通过模糊化过程,系统能够容忍输入数据的不确定性和不精确性,从而提高对复杂系统行为的适应能力。乘法推理机制是 FLS 中用于处理多个模糊规则并进行逻辑运算的部分。它通过模糊运算符(如 AND、OR 和 NOT)来组合不同规则的结论,从而得到一个综合的模糊输出。最后,中心平均去模糊器的任务是将模糊输出转换为精确的数值,以便在实际应用中使用。这一过程涉及到从模糊集合中选择一个最合适的具体值,通常是通过计算模糊集合的中心平均值来实现。FLS 结构框架如图 2-3 所展示,为多输入单输出结构,模糊规则集合可描述为:

$$R_j: \text{如果 } z_1 = F_{1j} \text{ 且 } z_2 = F_{2j} \cdots \text{ 且 } z_q = F_{qj}, \text{ 则 } \phi = O_j, j = 1, 2, \cdots, M$$

其中 $z = [z_1 \ z_2 \ \cdots \ z_q]^T \in \Omega_z \subset R^q$ 和 $\phi \in R$ 分别是 FLS 的输入变量和输出变量。

F_{ij} 和 O_j , ($i=1,2,\cdots,q$, $j=1,2,\cdots,M$) 分别是与模糊成员函数 $s_{F_{ij}}(z_i)$ 和 $s_{O_j}(\phi)$ 相关的模糊集合,为模糊规则数。

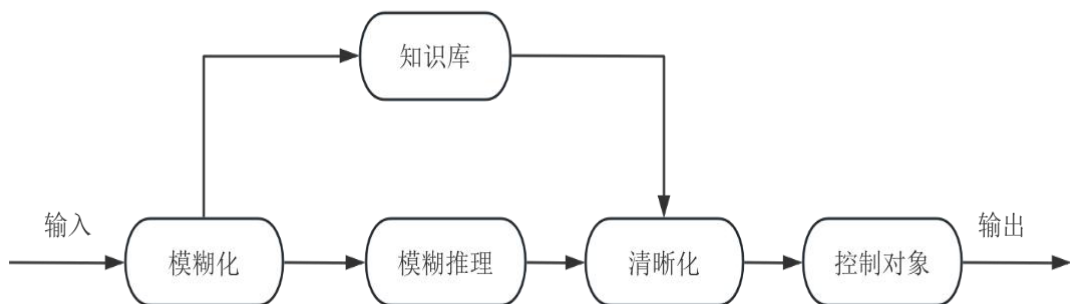


图 2-3 模糊控制器基本结构图

Fig.2-3 Basic flowchart of fuzzy logic control

FLS 可描述为

$$\phi(z, W) = \frac{\sum_{j=1}^M w_j \left(\prod_{i=1}^q s_{F_{ij}}(z_i) \right)}{\sum_{j=1}^M \prod_{i=1}^q s_{F_{ij}}(z_i)} \quad (2-1)$$

其中 $w_j = \max_{\phi \in R} \{s_{O_j}(\phi)\}$, $W = [w_1 \ w_2 \ \cdots \ w_M]^T$ 是模糊参数向量;

$S(z) = [s_1(z) \ s_2(z) \ \cdots \ s_M(z)]^T$ 是模糊基函数向量,

$s_j(z) = \prod_{i=1}^q s_{F_{ij}}(z_i) / \sum_{j=1}^M \prod_{i=1}^q s_{F_{ij}}(z_i)$ 为其对应分量。

从 $S(z)$ 的定义出发, 可以得到以下性质:

$$\sum_{j=1}^M s_j(z) = 1, \quad \|S(z)\|^2 \leq 1 \quad (2-2)$$

其中 $\|S(z)\|^2 = S^T(z)S(z)$ 。

引理 2.1^[67]: 对于任意小近似误差, 在紧集 $\Omega_z \in R^q$ 上的非线性函数 $r(z)$, 满足:

$$r(z) = \phi(z, W^*) + \varepsilon^*(z) \quad (2-3)$$

其中 W^* , $\varepsilon^*(z)$ 分别是最佳模糊参数向量和近似误差, $z \in \Omega_z$, 满足 $|\varepsilon^*(z)| \leq \bar{\varepsilon}$ 和 $\|W^*\| \leq \beta$, 其中 $\beta > 0$ 。

对于存在很大不确定性因素或未知情况的被控对象, FLS 通常是一种有效的选择。自适应控制的目标是在系统面临不确定性因素的情况下, 保持系统预定的性能水平。基于此, 模糊控制与自适应控制理念相结合, 产生了自适应模糊控制技术。自适应模糊控制涉及具备自适应学习能力的 FLS, 它可以是一个单独的系统或者由多个这样的系统组成。与传统的自适应控制相比, 自适应模糊控制的优势在于其能够利用操作者提供的定性模糊信息。不同于传统自适应控制器依赖于系统辨识参数来实现自动控制, 自适应模糊控制器能够在系统数学模型不明确时, 通过操作者运用模糊概念制定控制策略, 并以此来描述系统在不同情况下的行为反应, 同时提供了一种直观且灵活的方法来集成人类的经验和知识。这使得自适应模糊控制系统在面对未知和变化的环境时, 能够保持稳定和有效的性能。因此, 自适应模糊控制为有效地利用模糊信息提供了一种工具, 结合了模糊控制和自适应控制的优势, 可以应对复杂系统的挑战, 特别适用于具有高度不确定因素的系统。

2.3 Nussbaum 型函数简介

Nussbaum 函数是控制理论中的一个重要概念，特别是在处理具有未知增益或未知控制方向问题的控制系统中，该函数以其提出者，美国数学家和控制理论家 Roger D.Nussbaum 的名字命名^[26]。Nussbaum 型函数是一种在非线性分析和控制理论中常用的特殊函数形式，通常用于描述系统动力学中的非线性项，该函数形式被广泛运用于控制领域中。Nussbaum 型函数在处理未知控制方向时可以发挥重要作用，特别是在控制系统中存在一定不确定性或难以建模的情况下，通过引入 Nussbaum 型函数，可以将原系统的非线性部分转化为线性部分，在控制系统中引入一定程度的柔性和鲁棒性，从而更好地适应未知控制方向带来的挑战。因此，Nussbaum 函数作为一种重要的非线性函数形式，在实际应用中，离散 Nussbaum 型函数已被证明在多种控制系统中有效，包括化工过程控制机器人控制和飞行器控制等，在控制理论和优化领域中发挥着关键作用，帮助研究人员更好地理解 and 处理复杂的非线性系统。

定义：令 $\{v(t,k)\}$ 是一个离散序列，满足如下条件：

$$\begin{cases} \limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{k=0}^n v(t,k) = +\infty \\ \liminf_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{k=0}^n v(t,k) = -\infty \end{cases} \quad (2-4)$$

那么，序列 $\{v(t,k)\}$ 是离散 Nussbaum 型函数，在本文离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t,k))$ 描述为：

$$G(v(t,k)) = v_r(t,k) \Gamma(v(t,k)) \quad (2-5)$$

其中， $G(v(t,k))$ 是在离散时间步长 t 和迭代次数 k 的 Nussbaum 增益， $\{v(t,k)\}$ 是一个随时间变化的增益序列，而 $\Gamma(v(t,k))$ 是符号函数。

在离散时间控制系统中，Nussbaum 型函数 $G(v(t,k))$ 被用作控制律的一部分，可以设计为控制律的增益或者作为补偿项，以增强系统对模型不确定性和外部扰动的鲁棒性。Nussbaum 增益序列 $\{v(t,k)\}$ 的设计关键在于它能够根据系统动态调整自身的大小，根据离散序列 $\{v(t,k)\}$ 的定义，可以推断出离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t,k))$ 最终将稳定在一个常数。其中 $v_r(t,k) = \sup\{v(t,j)\}$ ， $j \leq k$ ，符号函数 $\Gamma(v(t,k))$ 是在 $+1$ 和 -1 两个固定值进行切换，符号函数 $\Gamma(v(k))$ 的初始值设为 $\Gamma(v(t,0)) = +1$ ，具体的切换规则如表 2-1 所示。

表 2-1 $\Gamma(v(t,k))$ 的取值切换规则算法Tab.2-1 Algorithm for the value switching rule for $\Gamma(v(t,k))$ 切换规则: $\Gamma(v(t,k))$ 的取值输入: $v(t,k), G(v(t,k)), \Gamma(v(t,k)) (k=0,1,2,\dots)$ 输出: $\Gamma(v(t,k+1))$

```

1.  $k \leftarrow 0$ 
2. 不满足终止标准时执行该循环
3. for  $i=0:k$ 
4.    $S \leftarrow G(v(t,k)) \Delta v(t,k)$ 
5. endfor
6. if  $\Gamma(v(t,k))=1$ 
7.   if  $S \geq (v_{\Gamma}(t,k))^{3/2}$ 
8.      $\Gamma(v(t,k+1)) \leftarrow -1$ 
9.   else
10.     $\Gamma(v(t,k+1)) \leftarrow 1$ 
11.  endif
12. else
13.   if  $S \leq -(v_{\Gamma}(t,k))^{3/2}$ 
14.     $\Gamma(v(t,k+1)) \leftarrow 1$ 
15.   else
16.     $\Gamma(v(t,k+1)) \leftarrow -1$ 
17.   endif
18. endif
19.  $k = k+1$ 
20. endwhile
21. return  $\Gamma(v(t,k+1))$ 

```

文献[68-69]证实了离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t,k))$ 能够有效识别系统的控制方向。本文引出两个引理,使得离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t,k))$ 在本研究中更加适用,具体内容如下所示:

引理 2.3^[68]: 对于(2-5)中定义的离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t,k))$, 给定一个恒为正或者恒为负的有界函数 $H(t,k) \in R$, 如果 $\Delta v(t,k) = v(t,k+1) - v(t,k) \geq 0$, 那么 $G_1(v(t,k)) = H(t,k)G(v(t,k))$ 也是一个离散 Nussbaum 型函数。

引理 2.4^[69]: 假设非负函数 $L(t,k) \in R^+$ 是定义在 $k=0,1,2,\dots$ 上, $G(v(t,k))$ 是序列 $\{v(k)\}$ 上的离散 Nussbaum 型函数, 常数 $\alpha \neq 0$ 。如果在 $k=0,1,2,\dots$ 上不等式 $L(t,k) \leq \sum_{j=0}^k (b_1 + \alpha G(v(t,j))) \Delta v(t,j) + b_0 v(t,k) + b_2$ 均成立, 其中 b_0 , b_1 和 b_2 是常数, 则可以得出 $L(t,k)$, $v(t,k)$ 和 $\sum_{j=0}^k (b_1 + \alpha G(v(t,j))) \Delta v(t,j) + b_0 v(t,k) + b_2$ 在所有 k 上都是有界的。

2.4 图论基础

图论为分析和设计 MAS 提供了强大的数学工具，在 MAS 中，智能体之间的交互可以用图来建模，每个智能体对应图中的一个节点，而他们之间的交互和连接则通过边来体现。由于通信信号强度等因素的影响，智能体间的联系强度可能存在差异，可以通过边的权重来刻画。当智能体间的连接具有方向性时，通常采用有向图来描绘通信网络结构；若连接是无方向的，则多采用无向图来表示。

本文中，二维 MAS 的拓扑结构由一个无向图来描述 $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E},\mathcal{A})$ ，其中 $\mathcal{V}=\{\mathcal{V}_1,\mathcal{V}_2,\dots,\mathcal{V}_J\}$ ，是一个由不同智能体组成的非空有限集， $\mathcal{E}\subseteq\mathcal{V}\times\mathcal{V}$ 是一个边集， $\mathcal{A}=[a_{ij}]\in R^{J\times J}$ 是一个邻接矩阵。元素 $a_{ij}=a_{ji}>0$ 表示智能体 \mathcal{V}_i 和 \mathcal{V}_j 之间存在信息交换，否则 $a_{ij}=a_{ji}=0$ ，并且 $a_{ii}=0$ 是假定的。 \mathcal{V}_i 的相邻智能体定义为 $\mathbb{N}_i=\{\mathcal{V}_j:(\mathcal{V}_i,\mathcal{V}_j)\in\mathcal{E}\}$ 。图的拉普拉斯矩阵为 $\mathcal{L}=\mathcal{D}-\mathcal{A}$ ，其中 $\mathcal{D}=\text{diag}(d_1,d_2,\dots,d_J)$ ， $d_i=\sum_j a_{ij}$ ，为图的度矩阵。假设任意两个智能体之间存在一条路径，则称为完整无向图 \mathcal{G} ，并且矩阵 \mathcal{A} 在无向图 \mathcal{G} 中是对称的。考虑一个由完整无向图 $\bar{\mathcal{G}}$ 和一个领导者 \mathcal{V}_0 组成的图。并定义 $h_i=1$ 时领导者能被智能体检测到，否则 $h_i=0$ 。因此，有 $\mathcal{H}=\text{diag}(h_1,h_2,\dots,h_J)$ ，表示智能体与领导者之间的信息交换。图 2-4 给出一个简单的 MAS 拓扑图，其中包含一个虚拟领导者和四个智能体。在这个系统中，领导者的角色与其他智能体有所区别，智能体之间的通信是双向的，但智能体仅能从领导者那里接收信息。

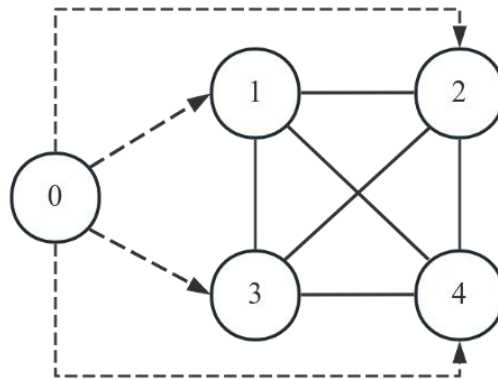


图 2-4 MAS 拓扑图

Fig.2-4 The topology of MAS

引理 2.2^[70]：如果图 $\bar{\mathcal{G}}$ 是无向和连通的，邻接矩阵为 $\mathcal{A}\in R^{J\times J}$ ，那么图 $\bar{\mathcal{G}}$ 的矩阵 $\mathcal{L}+\mathcal{H}$ 是对称正定矩阵。

2.5 本章小结

在本章中，给出了 FLS 和 MAS 的自适应 ILC 研究的数学基础理论。首先，介绍了 ILC 的基本原理，这是本文理论研究中必不可少的部分，然后，介绍了 FLS 以及图论相关知识，给出了解决未知控制方向的方法 Nussbaum 函数，为后续得到的结果证明奠定了基础。

3 执行器故障和未知控制方向离散时间系统的自适应模糊 ILC 研究

在工业生产中, 工业生产设备在重复运动中容易出现执行器故障, 进而降低生产效率。另外, 考虑到很多实际系统无法提前已知控制方向, 导致系统性能下降或无法达到预期目标。因此, 本章面向执行器故障和未知控制方向的系统问题, 提出了一种自适应模糊 ILC 算法, 进行 ILC 控制器的设计工作, 并对其性能进行分析和验证。通过采取额外的自适应机制补偿, 来修正执行器故障和未知系统函数引起的影响, 结合 ILC 和 FLS 构造自适应模糊 ILC 算法。在此过程中, 构造一个离散 Nussbaum 型函数, 能够准确地识别迭代过程中系统的未知控制方向。接着, 借助 Lyapunov 函数验证系统跟踪误差的收敛性和所有系统信号的有界性。经过严谨的数学推导, 证实了本章提出的自适应模糊 ILC 策略跟踪误差收敛的收敛性。最后, 两个仿真实验验证了所提算法的可行性, 在离散时间连续搅拌反应釜系统的仿真验证中, 证明了所提算法的应用意义。

3.1 问题描述

3.1.1 面向执行器故障和未知控制方向系统的 ILC 控制问题

考虑一类具有执行器故障和未知控制方向的离散时间非线性系统如下:

$$\begin{cases} x_i(t+1, k) = r_i(\bar{x}_i(t, k)) + h_i(\bar{x}_i(t, k))x_{i+1}(t, k), (i=1, 2, \dots, m-1) \\ x_m(t+1, k) = r_m(\bar{x}_m(t, k)) + h_m(\bar{x}_m(t, k))U(t, k) + d(t, k) \\ y(t, k) = x_1(t, k) \end{cases} \quad (3-1)$$

其中 $k=0, 1, 2, \dots$ 表示系统的迭代次数, $t \in \{0, 1, 2, \dots, T\}$ 表示离散时间序列。系统状态向量 $\bar{x}_i(t, k) = [x_1(t, k) x_2(t, k) \cdots x_i(t, k)]^T \in R^i$, $i=1, 2, \dots, m$, ($m \geq 2$), 是可观测的, 非线性函数 $r_i(\bar{x}_i(t, k))$ 和 $h_i(\bar{x}_i(t, k))$ 则是不确定的。 $U(t, k) \in R$ 表示出现故障的执行器输出, $y(t, k) \in R$ 表示系统输出, $d(t, k) \in R$ 表示在迭代过程中的外部干扰, 是有界变化的, 即给定一个未知常数 $\bar{d} > 0$, 满足 $d(t, k) \leq \bar{d}$ 条件。

在分析系统(3-1)时, 本章采用执行器故障模型(3-2)来描述:

$$U(t, k) = M(t, k)u(t, k) + N(t, k), \quad (3-2)$$

其中, $0 \leq M(t, k) \leq 1$ 表示执行器的乘性故障, $N(t, k)$ 表示执行器的加性故障,

$u(t, k) \in R$ 是执行器的实际输入信号。当 $M(t, k) = 1$, 且 $N(t, k) = 0$ 时, 表示执行器能够正常工作; 若 $M(t, k) = 0$ 意味着执行器整个失控, 可能伴随卡死或脱落等状况, 此时实际输入信号 $u(t, k)$ 无法对系统进行有效控制; 而在 $0 < M(t, k) < 1$, $N(t, k) \neq 0$ 且 $|N(t, k)| \leq \bar{N}$ 时, 则表明执行器存在部分失效, 本章主要研究这类执行器故障情况。

此外, 定义 $h(t, k) = \partial y(t + m, k) / \partial U(t, k) = \prod_{i=1}^m h_i(\bar{x}_i(t, k))$, 则 $h(t, k)$ 为系统 (3-1) 的控制函数增益。观察可以知道, 由于系统函数 $h_i(\bar{x}_i(t, k))$ 是未知的, 控制增益 $h(t, k)$ 也是未知的。

假设 3.1: 对于任意给定的固定时间 $t \in \{0, 1, \dots, T - m\}$, 控制增益的符号, 也就是控制的方向, 是未知的且在迭代过程中保持不变, 这意味着对于所有迭代次数 $k = 0, 1, 2, \dots$, 控制增益的符号是无法预先获知的, 但它始终为正或始终为负。此外, 存在两个常量 $\bar{h} > \underline{h} > 0$ 使得

$$0 < \underline{h} \leq |h(t, k)| \leq \bar{h} \quad (3-3)$$

备注 3.1: 执行器故障相关的 ILC 研究通常假定系统控制增益是有界的, 并且控制方向在迭代过程中保持不变。但是, 目前的面向执行器故障的 ILC 算法大多建立在已知控制方向的前提之上, 要求系统中输入有界与输出有界的重复运行特性一致, 否则设计的方法可能无法正常工作^[71-74]。不同于上述研究, 本章首次针对存在执行器故障和未知控制方向的系统问题, 提出了一种自适应模糊 ILC 算法。

备注 3.2: 对于处理重复跟踪控制下的执行器故障系统研究, 有的是已知执行器故障损耗参数^[71], 有的局限于执行器的乘性故障^[75]。与之不同的是, 本研究中系统执行器故障的参数不确定的, 并且同时考虑了乘性故障与加性故障, 这两个故障是随时间和迭代变化的, 增加了控制系统构建的难度。鉴于被控系统的控制方向未知, 显然, 目前的 ILC 策略并不适用于本研究考虑的系统, 即非严格重复轨迹跟踪控制的执行器故障和未知控制方向系统。在设计算法过程中, 由于系统的控制方向影响其跟踪性能和稳定性, 对于这类系统, 构思的自适应 ILC 方案的关键在于能够在迭代过程中准确识别控制方向, 实现完美的轨迹跟踪。此外, 由于执行器故障和系统模型函数未知, 可能导致系统受到影响, 引入适当的补偿机制也是至关重要的。

给定系统 (3-1) 的目标输出是 $y_d(t, k)$, 是可以实现的, 本章旨在提出一种有效的自适应模糊 ILC 策略, 在随机初始状态条件下, 随着迭代次数 k 无限增加,

该控制策略确定的执行器输入信号 $u(t, k)$ ，能够导致系统的实际输出 $y(t, k)$ 在 $t \in \{m, m+1, \dots, T\}$ 时间域上对迭代变化的期望轨迹的跟踪误差收敛至一个极小的界限。

备注 3.3: 观察系统(3-1)，注意到在 $t \in \{0, 1, \dots, m-1\}$ 时间域上，系统输出仅受初始状态 $\bar{x}_m(0, k)$ 和系统的实际输出 $y(t, k) = [x_1(0, k) \ x_2(0, k) \ \dots \ x_m(0, k)]^T$ 影响，而执行器输出对控制并无直接影响。

3.1.2 系统模型的转换

为了更好的实现系统(3-1)的跟踪控制设计，从系统(3-1)可以知道， $x_i(t+1, k)$ ， $(i=1, 2, \dots, m-1)$ 是 $\bar{x}_{i+1}(t, k) = [x_1(t, k) \ x_2(t, k) \ \dots \ x_{i+1}(t, k)]^T$ 的函数。因此定义

$$x_i(t+1, k) = \xi_{m-1,i}(\bar{x}_{i+1}(t, k)), \quad i = 1, 2, \dots, m-1 \quad (3-4)$$

其中 $\xi_{m-1,i}(\bar{x}_{i+1}(t, k)) = r_i(\bar{x}_i(t, k)) + h_i(\bar{x}_i(t, k))x_{i+1}(t, k)$ 。然后，系统的前 m 个方程在 $(t+1)$ 时刻变成

$$\begin{cases} x_i(t+1, k) = \xi_{m-1,i}(\bar{x}_{i+1}(t, k)), & (i = 1, 2, \dots, m-1) \\ x_m(t+1, k) = r_m(\bar{x}_m(t, k)) + h_m(\bar{x}_m(t, k))U(t, k) \\ \quad + d(t, k) \end{cases} \quad (3-5)$$

对于 $i = 1, 2, \dots, m-1$ ，利用(3-4)可以得到

$$\bar{x}_i(t+1, k) = \begin{bmatrix} x_1(t+1, k) \\ \vdots \\ x_i(t+1, k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \xi_{m-1,1}(\bar{x}_2(t, k)) \\ \vdots \\ \xi_{m-1,i}(\bar{x}_{i+1}(t, k)) \end{bmatrix} =: K_{m-1,i}^c(\bar{x}_{i+1}(t, k)) \quad (3-6)$$

系统(3-1)的前 $(m-1)$ 个方程在 $(t+2)$ 时刻表达为

$$\begin{cases} x_i(t+2, k) = r_i(\bar{x}_i(t+1, k)) + h_i(\bar{x}_i(t+1, k))x_{i+1}(t+1, k), \\ \quad (i = 1, 2, \dots, m-2) \\ x_{m-1}(t+2, k) = r_{m-1}(\bar{x}_{m-1}(t+1, k)) + h_{m-1}(\bar{x}_{m-1}(t+1, k)) \\ \quad \times x_m(t+1, k) \end{cases} \quad (3-7)$$

把(3-6)和(3-4)代入(3-7)，得到

$$\begin{cases} x_i(t+2, k) = r_i(K_{m-1,i}^c(\bar{x}_{i+1}(t, k))) + h_i(K_{m-1,i}^c(\bar{x}_{i+1}(t, k))) \\ \quad \xi_{m-1,i+1}(\bar{x}_{i+2}(t, k)), \quad (i = 1, 2, \dots, m-2) \\ x_{m-1}(t+2, k) = r_{m-1}(K_{m-1,m-1}^c(\bar{x}_m(t, k))) \\ \quad + h_{m-1}(K_{m-1,m-1}^c(\bar{x}_m(t, k)))x_m(t+1, k) \end{cases} \quad (3-8)$$

为了方便，定义

$$\begin{aligned}
\xi_{m-2,i}(\bar{x}_{i+2}(t,k)) &= r_i(K_{m-1,i}^c(\bar{x}_{i+1}(t,k))) + h_i(K_{m-1,i}^c(\bar{x}_{i+1}(t,k))) \times \xi_{m-1,i+1}(\bar{x}_{i+2}(t,k)), \\
K_{m-1}(\bar{x}_m(t,k)) &= r_{m-1}(K_{m-1,m-1}^c(\bar{x}_m(t,k))), \\
I_{m-1}(\bar{x}_m(t,k)) &= h_{m-1}(K_{m-1,m-1}^c(\bar{x}_m(t,k))).
\end{aligned} \tag{3-9}$$

于是, (3-8)变为

$$\begin{cases} x_i(t+2, k) = \xi_{m-2,i}(\bar{x}_{i+2}(t, k)), & (i = 1, 2, \dots, m-2) \\ x_{m-1}(t+2, k) = K_{m-1}(\bar{x}_m(t, k)) \\ \quad + I_{m-1}(\bar{x}_m(t, k))x_m(t+1, k) \end{cases} \tag{3-10}$$

对于 $i=1, 2, \dots, m-2$, 利用(3-10)可得

$$\begin{aligned}
\bar{x}_i(t+2, k) &= \begin{bmatrix} x_1(t+2, k) \\ \vdots \\ x_i(t+2, k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \xi_{m-2,1}(\bar{x}_3(t, k)) \\ \vdots \\ \xi_{m-2,i}(\bar{x}_{i+2}(t, k)) \end{bmatrix} \\
&:= K_{m-2,i}^c(\bar{x}_{i+2}(t, k)).
\end{aligned} \tag{3-11}$$

持续递归地该过程, 直到达到步骤 $m-1$ 。

步骤 $m-1$: 系统(3-1)前两个方程在 $(t+m-1)$ 时刻的表达式为

$$\begin{cases} x_1(t+m-1, k) = \xi_{1,1}(\bar{x}_m(t, k)) \\ x_2(t+m-1, k) = K_2(\bar{x}_m(t, k)) + I_2(\bar{x}_m(t, k))x_3(t+m-2, k) \end{cases} \tag{3-12}$$

其中

$$\begin{aligned}
\xi_{1,1}(\bar{x}_m(t, k)) &= r_1(K_{2,1}^c(\bar{x}_m(t, k))) + h_1(K_{2,1}^c(\bar{x}_{m-1}(t, k)))\xi_{2,2}(\bar{x}_m(t, k)), \\
K_2(\bar{x}_m(t, k)) &= r_2(K_{2,2}^c(\bar{x}_m(t, k))), \\
I_2(\bar{x}_m(t, k)) &= h_2(K_{2,2}^c(\bar{x}_m(t, k))),
\end{aligned} \tag{3-13}$$

式中 $\xi_{2,i}(\bar{x}_{i+m-2}(t, k)) = r_i(K_{3,i}^c(\bar{x}_{i+m-3}(t, k))) + h_i(K_{3,i}^c(\bar{x}_{i+m-3}(t, k)))\xi_{3,i+1}(\bar{x}_{i+m-2}(t, k))$,
 $K_{2,i}^c(\bar{x}_{i+m-2}(t, k)) = \bar{x}_i(t+m-2, k)$, ($i=1, 2$) 在步骤 $m-2$ 中定义。在(3-11)中, 令
 $x_1(t+m-1, k) = \xi_{1,1}(\bar{x}_m(t, k)) := K_{1,1}^c(\bar{x}_m(t, k))$

步骤 m : 系统(3-1)的第一个方程在 $(t+m)$ 时刻变成:

$$x_1(t+m, k) = K_1(\bar{x}_m(t, k)) + I_1(\bar{x}_m(t, k))x_2(t+m-1, k), \tag{3-14}$$

其中

$$\begin{aligned}
K_1(\bar{x}_m(t, k)) &= r_1(K_{1,1}^c(\bar{x}_m(t, k))), \\
I_1(\bar{x}_m(t, k)) &= h_1(K_{1,1}^c(\bar{x}_m(t, k))), \\
K_{1,1}^c(\bar{x}_m(t, k)) &= x_1(t+m-1, k).
\end{aligned} \tag{3-15}$$

使用上面的(3-14), (3-12), (3-10)和(3-5), 系统(3-1)可以重写为

$$\begin{cases} y(t+m, k) = x_1(t+m, k) \\ x_1(t+m, k) = K_1(\bar{x}_m(t, k)) + I_1(\bar{x}_m(t, k))x_2(t+m-1, k) \\ x_2(t+m-1, k) = K_2(\bar{x}_m(t, k)) \\ \quad + I_2(\bar{x}_m(t, k))x_3(t+m-2, k) \\ \vdots \\ x_{m-1}(t+2, k) = K_{m-1}(\bar{x}_m(t, k)) \\ \quad + I_{m-1}(\bar{x}_m(t, k))x_m(t+1, k) \\ x_m(t+1, k) = r_m(\bar{x}_m(t, k)) + h_m(\bar{x}_m(t, k))U(t, k) + d(t, k) \end{cases} \quad (3-16)$$

在(3-16)中, 逆序将每一个方程代入前一个方程即可得到:

$$y(t+m, k) = x_1(t+m, k) = K(\bar{x}_m(t, k)) + I(\bar{x}_m(t, k))U(t, k) + d_1(t, k), \quad (3-17)$$

其中

$$\begin{aligned} K(\bar{x}_m(t, k)) &= K_1(\bar{x}_m(t, k)) + K_2(\bar{x}_m(t, k))I_1(\bar{x}_m(t, k)) \\ &\quad + K_3(\bar{x}_m(t, k))I_1(\bar{x}_m(t, k))I_2(\bar{x}_m(t, k)) \\ &\quad + \cdots + K_{m-1}(\bar{x}_m(t, k)) \prod_{i=1}^{m-2} I_i(\bar{x}_m(t, k)) \\ &\quad + r_m(\bar{x}_m(t, k)) \prod_{i=1}^{m-1} I_i(\bar{x}_m(t, k)), \end{aligned} \quad (3-18)$$

$$I(\bar{x}_m(t, k)) = h_m(\bar{x}_m(t, k)) \prod_{i=1}^{m-1} I_i(\bar{x}_m(t, k)), \quad (3-19)$$

$$d_1(t, k) = d(t, k) \prod_{i=1}^{m-1} I_i(\bar{x}_m(t, k)), \quad (3-20)$$

并且对于 $i=1, 2, \dots, m-1$,

$$K_i(\bar{x}_m(t, k)) = r_i(K_{i,i}^c(\bar{x}_m(t, k))), \quad (3-21)$$

$$I_i(\bar{x}_m(t, k)) = h_i(K_{i,i}^c(\bar{x}_m(t, k))), \quad (3-22)$$

$$K_i^c(\bar{x}_m(t, k)) = \bar{x}_i(t+m-i, k), \quad (3-23)$$

值得关注的是, 根据假设3.1, 可以得知 $h_i(\bar{x}_i(t, k))$ 是存在界限的。据此, 结合(3-22) $I_i(\bar{x}_m(t, k))$ 的定义, 可以推断出 $I_i(\bar{x}_m(t, k))$ 是有界, $i=1, 2, \dots, m-1$ 。继续分析, 由于系统(3-1)受到外部干扰 $d(t, k)$ 是有界的, 从(3-20)可以观察到,

$d_1(t, k) = d(t, k) \prod_{i=1}^{m-1} I_i(\bar{x}_m(t, k))$ 同样是有界的。同时, 根据(3-17)可以得出:

$$I(\bar{x}_m(t, k)) = \partial y(t+m, k) / \partial U(t, k) = h(t, k) \quad (3-24)$$

因此, 通过系统状态变换, 非线性离散时间系统(3-1)可以转换为以下形式:

$$y(t+m, k) = x_1(t+m, k) = K(\bar{x}_m(t, k)) + h(t, k)U(t, k) + d_1(t, k) \quad (3-25)$$

其中 $K(\bar{x}_m(t, k))$, $d_1(t, k)$ 分别在公式(3-18)和(3-20)中给出, 控制增益

$h(t, k) = \prod_{i=1}^m h_i(\bar{x}_i(t, k))$ 。又根据 $d_1(t, k)$ 中的有界性, 可知存在一个常数 \bar{d}_1 使得

$$|d_1(t, k)| \leq \bar{d}_1 \quad (3-26)$$

将(3-2)代入(3-25), 得到

$$\begin{aligned} y(t+m, k) &= K(\bar{x}_m(t, k)) + h(t, k)[M(t, k)u(t, k) + N(t, k)] + d_1(t, k) \\ &= P(\bar{x}_m(t, k), u(t, k)) + h(t, k)N(t, k) + d_1(t, k) \end{aligned} \quad (3-27)$$

其中

$$P(\bar{x}_m(t, k), u(t, k)) = K(\bar{x}_m(t, k)) + h(t, k)M(t, k)u(t, k) \quad (3-28)$$

定义 $H(\bar{x}_m(t, k), u(t, k)) = \frac{\partial P(\bar{x}_m(t, k), u(t, k))}{\partial u(t, k)}, t \in \{0, 1, \dots, T-m\}$ 。

从(3-28)可以得到

$$H(\bar{x}_m(t, k), u(t, k)) = h(t, k)M(t, k) \quad (3-29)$$

因此, 注意到(3-2)中 $0 < M(t, k) < 1$ 和(3-3)中 $|h(t, k)| < \bar{h}$, 可得 $H(\bar{x}_m(t, k), u(t, k))$ 是非零且有界的。进一步分析, 由于 $M(t, k) > 0$, $h(t, k)$ 符号尚未确定, 根据(3-29)可以推断 $H(\bar{x}_m(t, k), u(t, k))$ 的符号未知, 但与 $h(t, k)$ 的符号是一致的。

3.2 自适应模糊 ILC 设计

对于非线性离散时间系统(3-1)以及迭代变化的期望轨迹 $y_d(t, k)$, 可以定义 ILC 跟踪误差为 $e(t, k) = y(t, k) - y_d(t, k)$ 。根据(3-27), 可以推导出

$$\begin{aligned} e(t+m, k) &= y(t+m, k) - y_d(t+m, k) \\ &= P(\bar{x}_m(t, k), u(t, k)) + h(t, k)N(t, k) + d_1(t, k) - y_d(t+m, k) \end{aligned} \quad (3-30)$$

假设执行器故障(3-2)中 $N(t, k) = 0$, 并且在系统(3-1)中不存在外部干扰, 即 $d(t, k) = 0$ 。结合(3-2)和(3-20), 可以得到 $d_1(t, k) = 0$ 。此外, 利用(3-29), 可以得到

$$\frac{\partial(P(\bar{x}_m(t,k), u(t,k)) - y_d(t+m, k))}{\partial u(t, k)} \neq 0 \quad (3-31)$$

根据(3-31)式, 应用隐函数存在定理, 可知存在一个理想信号 $u^*(\bar{z}(t, k))$ 满足

$$P(\bar{x}_m(t, k), u^*(\bar{z}(t, k))) - y_d(t+m, k) = 0 \quad (3-32)$$

其中 $\bar{z}(t, k) = [\bar{x}_m^T(t, k) \ y_d(t+m, k)]^T \in R^{m+1}$ 。因此, 根据(3-30)和(3-32), 当 $N(t, k) = 0$ 和 $d_1(t, k) = 0$, 可以得到 $e(t+m, k) = P(\bar{x}_m(t, k), u^*(\bar{z}(t, k))) - y_d(t+m, k) = 0$, $t \in \{0, 1, \dots, T-m\}$ 。

鉴于缺乏系统(3-1)的准确数学模型, 非线性函数 $P(\bar{x}_m(t, k), u^*(\bar{z}(t, k)))$ 的具体形式不确定, 同时未知的执行器故障影响着系统, 导致乘性故障 $M(t, k)$ 和加性故障 $N(t, k)$ 无法直接获知, 因此理想的执行器输入信号 $u^*(\bar{z}(t, k))$ 很难直接获得。因此, 本章将采用 FLS 对 $u^*(\bar{z}(t, k))$ 进行估计:

$$u^*(\bar{z}(t, k)) = W^{*T}(t)S(\bar{z}(t, k)) + \varepsilon^*(\bar{z}(t, k)) \quad (3-33)$$

对于所选的 FLS, $W^*(t) \in R^M$, $S(\bar{z}(t, k)) \in R^M$ 和 $\varepsilon^*(\bar{z}(t, k)) \in R$ 分别是最优模糊参数集合、模糊基函数向量以及估计误差。根据 FLS 理论, 有 $\|W^*(t)\| \leq \beta$ 和 $|\varepsilon^*(\bar{z}(t, k))| \leq \bar{\varepsilon}$, $\beta > 0$, $\bar{\varepsilon} > 0$ 。对于方程(3-33)中的最优模糊参数向量 $W^*(t)$, 本章采用迭代方法对 $\hat{W}(t, k)$ 进行估计, 其中 $\hat{W}(t, k)$ 表示第 k 次迭代时 $W^*(t)$ 的近似值。因此, 基于方程(3-33), 进一步设计执行器的输入信号 $u(t, k)$ 为

$$u(t, k) = \hat{W}^T(t, k)S(\bar{z}(t, k)) + \hat{\eta}(t, k) \quad (3-34)$$

其中 $\hat{\eta}(t, k)$ 表示对 η^* 的估计, η^* 是在(3-38)中定义的未知常数。在定义中, 令 $\tilde{\eta}(t, k) = \hat{\eta}(t, k) - \eta^*$ 和 $\tilde{W}(t, k) = \hat{W}(t, k) - W^*(t)$ 分别代表第 k 次迭代时 η^* 和 $W^*(t)$ 的估计误差。

应用(3-32)和中值定理, (3-30)可以重写为

$$\begin{aligned} e(t+m, k) &= P(\bar{x}_m(t, k), u(t, k)) + h(t, k)N(t, k) + d_1(t, k) \\ &\quad - P(\bar{x}_m(t, k), u^*(\bar{z}(t, k))) \\ &= H(\bar{x}_m(t, k), u_c(t, k))[u(t, k) - u^*(\bar{z}(t, k))] \\ &\quad + h(t, k)N(t, k) + d_1(t, k), \end{aligned} \quad (3-35)$$

其中 $H(\bar{x}_m(t, k), u(t, k))$ 的定义如(3-29)所示, 而

$$u_c(t, k) \in [\min\{u(t, k), u^*(\bar{z}(t, k))\}, \max\{u(t, k), u^*(\bar{z}(t, k))\}] \quad (3-36)$$

且 $H(\bar{x}_m(t, k), u_c(t, k)) = H(\bar{x}_m(t, k), u(t, k)) \Big|_{u(t, k)=u_c(t, k)}$ 有界。为了方便, 记 $H_c(t, k) = H(\bar{x}_m(t, k), u_c(t, k))$ 。然后, 根据的有界性, 可知存在两个未知常数 \underline{H} 和 \bar{H} 使得 $0 < \underline{H} \leq |H_c(t, k)| \leq \bar{H}$ 。

备注 3.4: 由于(3-29)中 $H(\bar{x}_m(t, k), u_c(t, k))$ 的符号未知, 这导致 $H_c(t, k)$ 的符号也无法确定。然而, 由公式(3-29)可以发现, 每个 $t \in \{0, 1, \dots, T-m\}$ 时刻中, $H_c(t, k)$ 的符号和 $h(t, k)$ 相符, 这个关系在迭代过程中是保持不变的。因此, 在本章提出的自适应模糊 ILC 策略中, 通过采用离散 Nussbaum 型函数, 能够准确识别出 $H_c(t, k)$ 的符号, 进而正确地辨识出 $h(t, k)$ 的符号。

结合(3-33)和(3-34)代入(3-35), 得到

$$\begin{aligned} e(t+m, k) &= H_c(t, k)[\hat{W}^T(t, k)S(\bar{z}(t, k)) + \hat{\eta}(t, k) - W^{*T}(t)S(\bar{z}(t, k)) - \varepsilon^*(\bar{z}(t, k))] \\ &\quad + h(t, k)N(t, k) + d_1(t, k) \\ &= H_c(t, k)[\tilde{W}^T(t, k)S(\bar{z}(t, k)) + \tilde{\eta}(t, k)] + d_2(t, k) \end{aligned} \quad (3-37)$$

其中 $d_2(t, k) = H_c(t, k)[\eta^* - \varepsilon^*(\bar{z}(t, k))] + d_1(t, k) + h(t, k)N(t, k)$ 。考虑到 $\underline{H} \leq H_c(t, k) \leq \bar{H}$, $|\varepsilon^*(\bar{z}(t, k))| \leq \bar{\varepsilon}$ 和(3-3)中 $0 < \underline{h} \leq |h(t, k)| \leq \bar{h}$, (3-2)中的 $|N(t, k)| \leq \bar{N}$ 和(3-26)中 $|d_1(t, k)| \leq \bar{d}_1$, 本章选取

$$\eta^* = \bar{H}^{-1}\bar{h}\bar{N} \quad (3-38)$$

因此可以得到

$$|d_2(t, k)| \leq \bar{H}(\eta^* + \bar{\varepsilon}) + \bar{h}\bar{N} + \bar{d}_1 = \bar{H}\bar{\varepsilon} + 2\bar{h}\bar{N} + \bar{d}_1 := \bar{d}_2, \quad (3-39)$$

其中 $\bar{H}\bar{\varepsilon} + 2\bar{h}\bar{N} + \bar{d}_1 := \bar{d}_2$ 表示将 $\bar{H}\bar{\varepsilon} + 2\bar{h}\bar{N} + \bar{d}_1$ 定义为 \bar{d}_2 , 可见 \bar{d}_2 是一个未知常数。

根据(3-38)可以了解到, 未知常数 η^* 与执行器故障(3-2)和系统的未知函数相关。

为了补偿执行器故障和系统未知函数对跟踪控制可能产生的不良影响, 在(3-34)中的执行器输入信号 $u(t, k)$ 中引入了一个自适应项 $\hat{\eta}(t, k)$ 来进行估计 η^* 。

对于执行器输入信号(3-34), 其参数自适应律更新规则设计为:

$$\hat{W}(t, k) = \hat{W}(t, k-1) - \mathcal{G}G(v(t, k))S(\bar{z}(t, k-1)) \times \frac{\kappa(t, k)A(t, k)}{B(t, k)}, \quad (3-40)$$

其中 $k = 0, 1, 2, \dots$, $\hat{W}(t, -1) = 0_{M \times 1}$, $\bar{z}(t, -1) = 0_{M \times 1}$ 。

$$\hat{\eta}(t, k) = \hat{\eta}(t, k-1) - \mathcal{G}G(v(t, k)) \frac{\kappa(t, k)A(t, k)}{B(t, k)}, \quad (3-41)$$

其中 $\hat{\eta}(t, -1) = 0$ 。

$$v(t, k+1) = v(t, k) + \frac{\kappa(t, k)C(t, k)A^2(t, k)}{B(t, k)}, \quad (3-42)$$

其中 $v(t, 0) = 0$ 。

$$A(t, k+1) = \frac{ge(t+m, k)}{C(t, k+1)}, \quad A(t, 0) = 2\sigma \quad (3-43)$$

$$C(t, k) = 1 + |G(v(t, k))|, \quad (3-44)$$

$$B(t, k) = [1 + |G(v(t, k))|][1 + \|S(\bar{z}(t, k-1))\|^2 + A^2(t, k)] \quad (3-45)$$

$$\kappa(t, k+1) = \begin{cases} 1, & \text{if } A(t, k+1) \geq \sigma \\ 0, & \text{other} \end{cases}, \quad \kappa(t, 0) = 1 \quad (3-46)$$

在此，给定参数 $g > 0$ 是一个正常数， M 表示(3-33)中 FLS 选定的模糊规则的数目。由公式(2-5)的离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t, k))$ 所示，在 $t \in \{0, 1, \dots, T-m\}$ 时间域上迭代更新的。 σ 是公式(3-46)中 $A(t, k)$ 一个大于零的阈值。因此，本章设计的自适应更新规则(3-40)-(3-42)的核心是，只有当辅助误差 $A(t, k)$ 超过设定的阈值 σ 时，即 $|A(t, k)| \geq \sigma$ ，自适应更新规则才会执行。根据(3-42)，可以得到

$$\begin{aligned} \Delta v(t, k) &= v(t, k+1) - v(t, k) = \frac{\kappa(t, k)C(t, k)A^2(t, k)}{B(t, k)} \\ &= \frac{\kappa(t, k)A^2(t, k)}{1 + \|S(\bar{z}(t, k-1))\|^2 + A^2(t, k)} \end{aligned} \quad (3-47)$$

从(3-46)和(3-47)，容易发现

$$0 \leq \Delta v(t, k) \leq 1 \quad (3-48)$$

因此，序列 $\{v(t, k)\}$ 满足要求，使得对于 $t \in \{0, 1, \dots, T-m\}$ 和 $k = 0, 1, 2, \dots$ ， $G(v(t, k))$ 是一个离散 Nussbaum 型函数。

3.3 自适应模糊 ILC 收敛性分析

定理 3.1: 针对存在执行器故障(3-2)和控制方向未知问题的非参数非线性离散时间系统(3-1)，基于假设 3.1，设计的自适应模糊 ILC(3-34)和自适应更新规则(3-40)-(3-46)可以保证：

(1) 在时刻 $t \in \{0, 1, \dots, m-1\}$ 外，ILC 的跟踪误差 $e(t, k)$ 随着迭代次数 k 趋于无穷，能收敛在一个可调节的界限，即满足 $\limsup_{k \rightarrow \infty} |e(t, k)| < \lambda\sigma/g$ 条件，其中

$t \in \{m, m+1, \dots, T\}$, $\lambda = \limsup_{k \rightarrow \infty} |C(t, k)|$ 。 $\vartheta > 0$ 和 阈值 $\sigma > 0$ 是更新规则 (3-40)-(3-46) 中的自适应参数。

(2) 对于全部的系统信号 $\hat{W}(t, k)$, $\hat{\eta}(t, k)$, $v(t, k)$, $C(t, k)$, $B(t, k)$, $A(t, k)$, $y(t, k)$, $u(t, k)$ 和 $U(t, k)$, 在整个迭代算法是有界的。随着迭代次数趋于无穷, 离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t, k))$ 最后会收敛到的一个确定的时间 t 函数。

证明: 定理 3.1 的证明分为两个主要部分。

第一部分: 考虑所选的 FLS 能够覆盖一个足够大的紧凑集合, 确保自适应模糊 ILC 系统的输入输出均落在 FLS 覆盖的范围。根据 (3-44) 中 $C(t, k)$ 和 (3-45) 中 $B(t, k)$ 的规则, 可得

$$\begin{aligned} C(t, k)B(t, k) &= [1 + |G(v(t, k))|][1 + |G(v(t, k))|] \times [1 + \|S(\bar{z}(t, k-1))\|^2 + A^2(t, k)] \\ &\geq |G(v(t, k))|^2 [1 + \|S(\bar{z}(t, k-1))\|^2] \\ &= G^2(v(t, k)) [1 + S^T(\bar{z}(t, k-1))S(\bar{z}(t, k-1))]. \end{aligned} \quad (3-49)$$

从 (3-33) 和 (3-39) 可得下面两个方程,

$$\begin{aligned} \vartheta e(t+m, k-1) &= \vartheta H_c(t, k-1) [\tilde{W}^T(t, k-1)S(\bar{z}(t, k-1)) + \tilde{\eta}(t, k-1)] + \vartheta d_2(t, k-1), \\ \vartheta e(t+m, k-1) &= A(t, k)C(t, k). \end{aligned}$$

然后, 可以得到

$$\tilde{W}^T(t, k-1)S(\bar{z}(t, k-1)) + \tilde{\eta}(t, k-1) = \frac{A(t, k)C(t, k)}{\vartheta H_c(t, k-1)} - \frac{d_2(t, k-1)}{H_c(t, k-1)}. \quad (3-50)$$

定义一个非负函数

$$L(t, k) = \tilde{W}^T(t, k)\tilde{W}(t, k) + \tilde{\eta}^2(t, k). \quad (3-51)$$

于是有

$$\begin{aligned} \Delta L(t, k) &= L(t, k) - L(t, k-1) \\ &= \tilde{W}^T(t, k)\tilde{W}(t, k) - \tilde{W}^T(t, k-1)\tilde{W}(t, k-1) + \tilde{\eta}^2(t, k) - \tilde{\eta}^2(t, k-1) \\ &= [\tilde{W}^T(t, k) - \tilde{W}^T(t, k-1)][\tilde{W}(t, k) - \tilde{W}(t, k-1)] \\ &\quad + 2\tilde{W}^T(t, k-1)[\tilde{W}(t, k) - \tilde{W}(t, k-1)] + [\tilde{\eta}(t, k) - \tilde{\eta}(t, k-1)]^2 \end{aligned} \quad (3-52)$$

从 (3-36) 的两侧减去 $W^*(t)$, 可得

$$\tilde{W}(t, k) = \tilde{W}(t, k-1) - \vartheta G(v(t, k))S(\bar{z}(t, k-1)) \times \frac{\kappa(t, k)A(t, k)}{B(t, k)} \quad (3-53)$$

然后, 可得

$$\tilde{W}(t, k) - \tilde{W}(t, k-1) = -\vartheta G(v(t, k))S(\bar{z}(t, k-1)) \times \frac{\kappa(t, k)A(t, k)}{B(t, k)} \quad (3-54)$$

同样，从(3-41)可得到下面的方程，

$$\tilde{\eta}(t, k) - \tilde{\eta}(t, k-1) = -\mathcal{G}(v(t, k)) \frac{\kappa(t, k)A(t, k)}{B(t, k)} \quad (3-55)$$

利用(3-54)和(3-55)，再从(3-46)可知 $\kappa^2(t, k) = \kappa(t, k)$ ，则(3-52)变成

$$\begin{aligned} \Delta L(t, k) &= \mathcal{G}^2 G^2(v(t, k)) S^T(\bar{z}(t, k-1)) S(\bar{z}(t, k-1)) \frac{\kappa^2(t, k) \sigma^2(t, k)}{D^2(t, k)} \\ &= \mathcal{G}^2 G^2(v(t, k)) [1 + S^T(\bar{z}(t, k-1)) S(\bar{z}(t, k-1))] \times \frac{\kappa(t, k) A^2(t, k)}{B^2(t, k)} \\ &\quad - 2\mathcal{G}(v(t, k)) [\tilde{W}^T(t, k-1) S(\bar{z}(t, k-1)) + \tilde{\eta}(t, k-1)] \frac{\kappa(t, k) A(t, k)}{B(t, k)} \end{aligned} \quad (3-56)$$

将(3-49)和(3-50)代入(3-54)，得到

$$\begin{aligned} \Delta L(t, k) &\leq \mathcal{G}^2 \frac{\kappa(t, k) L(t, k) \sigma^2(t, k)}{D(t, k)} \\ &\quad - 2\mathcal{G}(v(t, k)) \left[\frac{A(t, k) C(t, k)}{\mathcal{G} H_c(t, k-1)} - \frac{d_2(t, k-1)}{H_c(t, k-1)} \right] \times \frac{\kappa(t, k) A(t, k)}{B(t, k)} \\ &= \mathcal{G}^2 \frac{\kappa(t, k) C(t, k) A^2(t, k)}{B(t, k)} - 2 \frac{\mathcal{G}(v(t, k))}{H_c(t, k-1)} \times \frac{\kappa(t, k) C(t, k) A^2(t, k)}{B(t, k)} \\ &\quad + 2\mathcal{G}(v(t, k)) \frac{\kappa(t, k) A(t, k) d_2(t, k-1)}{B(t, k) H_c(t, k-1)}. \end{aligned} \quad (3-57)$$

根据(3-46)，当满足 $|A(t, k)| \geq \sigma$ 条件时，可以得到 $\kappa(t, k) = 1$ 。由(3-44)，可以得到 $|G(v(t, k))| < C(t, k)$ 。再根据(3-39)的 $\underline{H} \leq H(t, k) \leq \bar{H}$ 和 $|d_2| \leq \bar{d}_2$ ，可以得到

$$\begin{aligned} 2\mathcal{G}(v(t, k)) \frac{\kappa(t, k) A(t, k) d_2(t, k-1)}{B(t, k) H_c(t, k-1)} &\leq 2\mathcal{G} |G(v(t, k))| \frac{\kappa(t, k) |A(t, k)| \bar{d}_2}{B(t, k) \underline{H}} \times \frac{|A(t, k)|}{\sigma} \\ &< 2 \frac{\mathcal{G} \bar{d}_2}{\underline{H} \sigma} \times \frac{\kappa(t, k) C(t, k) A^2(t, k)}{B(t, k)}. \end{aligned} \quad (3-58)$$

注意到当 $|A(t, k)| < \sigma$ ，由(3-46)知 $\kappa(t, k) = 0$ 。当 $|A(t, k)| \geq 0$ ，与(3-58)一起，对任意 $A(t, k)$ 的取值，有

$$2\mathcal{G}(v(t, k)) \frac{\kappa(t, k) A(t, k) d_2(t, k-1)}{B(t, k) H_c(t, k-1)} \leq 2 \frac{\mathcal{G} \bar{d}_2}{\underline{H} \sigma} \times \frac{\kappa(t, k) C(t, k) A^2(t, k)}{B(t, k)} \quad (3-59)$$

将(3-59)代入(3-57)并考虑 $\Delta v(t, k) = \kappa(t, k)C(t, k)A^2(t, k)/B(t, k)$, 有

$$\begin{aligned}\Delta L(t, k) &\leq -2 \frac{G(v(t, k))}{H_c(t, k-1)} \Delta v(t, k) + \left(\vartheta^2 + 2 \frac{\vartheta \bar{d}_2}{H\sigma} \right) \Delta v(t, k) \\ &= -2G_1(v(t, k))\Delta v(t, k) + q_0 \Delta v(t, k),\end{aligned}\quad (3-60)$$

这里 $G_1(v(t, k)) = G(v(t, k))/H_c(t, k-1)$, $q_0 = \vartheta^2 + 2 \frac{\vartheta \bar{d}_2}{H\sigma}$ 是一个大于0的常数。观察

到 $(1/\bar{H}) \leq 1/H_c(t, k-1) \leq (1/\underline{H})$, $\Delta v(t, k) \geq 0$, 根据(3-48)和引理2.3, 可以证明 $G_1(v(t, k))$ 仍然是一个离散Nussbaum型函数。

将(3-60)两边求和, 并应用(3-48)中的 $0 \leq v(t, k) \leq 1$, 则

$$\begin{aligned}L(t, k) &= \sum_{j=0}^k \Delta L(t, j) + L(t, -1) \\ &\leq -2 \sum_{j=0}^k G_1(v(t, j)) \Delta v(t, j) + q_0 v(t, k) + q_0 \Delta v(t, k) + L(t, -1) \\ &\leq -2 \sum_{j=0}^k G_1(v(t, j)) \Delta v(t, j) + q_0 v(t, k) + q_0 + L(t, -1) \\ &= -2 \sum_{j=0}^k N_1(v(t, j)) \Delta v(t, j) + q_0 v(t, k) + Q,\end{aligned}\quad (3-61)$$

其中 $Q = q_0 + L(t, -1)$ 。由于根据(3-40)中 $\hat{W}(t, -1) = 0_{M \times 1}$ 和(3-41)中 $\hat{\eta}(t, -1) = 0$ 可以得知 $\tilde{W}(t, -1)$, $\tilde{\eta}(t, -1)$ 和 $L(t, -1)$ 有界, 这进一步确保了 Q 的有界性。根据引理2.4, 由(3-61)可以推断出 $L(t, k)$ 和 $v(t, k)$ 对于所有迭代次数 k 在 $t \in \{0, 1, \dots, T-m\}$ 时刻都是有界的。因此, 通过 $L(t, k)$ 的定义和 $u(t, k)$ 的定义可以确定 $\hat{W}(t, k)$, $\hat{\eta}(t, k)$, $U(t, k)$ 是有界的。此外, 由于序列 $\{v(t, k)\}$ 是有界的以及在(3-48)中具有递增性质, 可以知道其在 $t \in \{0, 1, \dots, T-m\}$ 每个时间点都收敛。根据(2-5)中离散Nussbaum型函数 $G(v(t, k))$ 的定义, 即 $G(v(t, k)) = v_r(t, k)\Gamma(v(t, k))$, 其中 $v_r(t, k) = \sup\{v(t, j)\}$, 符号函数 $\Gamma(v(t, k))$ 的选择基于表2.1。由于 $v(t, k)$ 具有收敛性, 因此 $v_r(t, k)$, $G(v(t, k))$ 以及 $C(t, k) = 1 + |G(v(t, k))|$ 都是有界的。对于每个时刻 t 当在迭代次数 $k \rightarrow \infty$ 中, $G(v(t, k))$ 会收敛到一个特定的值。

第二部分: 由于递增序列 $\{v(t, k)\}$ 是有界的, 根据(3-47)可以得出

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \Delta v(t, k) = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\kappa(t, k)A^2(t, k)}{1 + \|S(\bar{z}(t, k-1))\|^2 + A^2(t, k)} = 0. \quad (3-62)$$

根据(3-61), $\|S(\bar{z}(t, k-1))\|^2 \leq 1$ 。因此根据(3-62)可得出

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \kappa(t, k) = 0 \text{ 或者 } \lim_{k \rightarrow \infty} A(t, k) = 0 \quad (3-63)$$

又根据 $\kappa(t, k+1)$ 的定义(3-46), 可得 $\lim_{k \rightarrow \infty} \kappa(t, k) = 0$

即

$$\limsup_{k \rightarrow \infty} |A(t, k)| < \sigma. \quad (3-64)$$

从 (3-44) 中 $A(t, k)$ 的定义, 有 $e(t+m, k-1) = C(t, k)A(t, k)/g$ 。令

$\limsup_{k \rightarrow \infty} C(t, k) = \lambda$, 基于(3-64), 有

$$\limsup_{k \rightarrow \infty} |e(t+m, k-1)| < \frac{\lambda\sigma}{g}, \quad t \in \{0, 1, \dots, T-m\}. \quad (3-65)$$

即

$$\limsup_{k \rightarrow \infty} |e(t, k)| < \frac{\lambda\sigma}{g}, \quad t \in \{m, m+1, \dots, T\}. \quad (3-66)$$

最后, 通过(3-64)可以确定 $A(t, k)$ 是有界的。根据跟踪误差 $e(t, k)$ 的定义, 并且已知 $y_d(t, k)$ 和 $e(t, k)$ 是有界的, 可以得出 $y(t, k)$ 的也是有界的。对于 $B(t, k) = [1 + |G(v(t, k))|][1 + \|S(\bar{z}(t, k-1))\|^2 + A^2(t, k)]$ 而言, 由 $|G(v(t, k))|$, $A^2(t, k)$ 和 $\|S(\bar{z}(t, k-1))\|^2$ 的有界性可直接得出 $B(t, k)$ 也是有界的。综合考虑自适应模糊 ILC(3-34)、执行器故障(3-2)和系统(3-1), 可以确保执行器输出 $U(t, k)$ 和状态 $x_i(t, k)$, $i = 1, 2, \dots, m$ 的有界性。因此, 定理 3.1 得以完全证明。

备注 3.5: 在现有的自适应 ILC 研究中, 通常利用 Lyapunov-like 函数的递减特性来验证自适应 ILC 算法的收敛性。因此, 在本研究中, 构造了非负函数 $L(t, k) = \tilde{W}^T(t, k)\tilde{W}(t, k) + \tilde{\eta}^2(t, k)$ 进行验证。为了确保 $\tilde{W}(t, k)$ 和 $\tilde{\eta}(t, k)$ 的收敛, 对于在迭代过程中 $L(t, k)$ 出现的波动, $L(t, k)$ 最后也会逐渐减小, 或者 $\Delta L(t, k)$ 变为负值。因此, 由于公式(3-59)和 $G_1(v(t, k)) = G(v(t, k))/H_c(t, k-1)$ 的关系, 可以得知唯有离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t, k))$ 的符号和 $H_c(t, k-1)$ 一致时, $\Delta L(t, k)$ 的值才会是负的。换句话说, 非负函数 $L(t, k)$ 的收敛性, 可以确保 $H_c(t, k-1)$ 的符号能够被离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t, k))$ 正确识别。

备注 3.6: 根据定理 3.1, 设计的自适应更新规则(3-40)-(3-46)以及模糊控制器(3-34), 能够确保 ILC 跟踪误差 $e(t, k)$ 有界收敛, 即 $\limsup_{k \rightarrow \infty} |e(t, k)| < \lambda\sigma/g$,

$t \in \{m, m+1, \dots, T\}$ 。可以明显看出, 收敛的界限受到 $e(t, k)$ 的参数 g , 阈值 σ 和

$\lambda = \limsup_{k \rightarrow \infty} |C(t, k)|$ 影响。同时参数 λ 受参数 g 、阈值 σ 、外部扰动 $d(t, k)$ 以及自

适应 ILC 算法所选用 FLS 的干扰。另外, 还观察到, 随着外部扰动和 FLS 的近似误差增加, 收敛误差界限也会变大。因此, 在实际应用中, 自适应 ILC 算法需要在控制参数 ϑ 和 σ 做出权衡选择。

3.4 自适应模糊 ILC 仿真分析

本节通过两个仿真例子来验证所提出的自适应模糊 ILC 算法的有效性。这两个仿真实例分别针对不同的执行器故障情况, 以及控制方向与离散 Nussbaum 型函数初始方向相反和一致的情况进行模拟, 从而更全面地展示算法的性能。

例 3.1: 考虑以下非线性离散时间系统

$$\begin{cases} x_1(t+1, k) = \frac{1.15x_1(t, k)}{1+(x_1(t, k))^2} + (0.3+0.05\sin(x_1(t, k)))x_2(t, k) \\ x_2(t+1, k) = \frac{2.5x_1(t, k)}{1+(x_1(t, k))^2 + (x_2(t, k))^2} - U(t, k) + d(t, k) \\ y(t, k) = x_1(t, k) \end{cases} \quad (3-67)$$

其中 $t \in \{0, 1, 2, \dots, 100\}$, 迭代变化的外部干扰 $d(t, k) = 0.1\cos(0.05t)\cos(x_1(t, k))$ 。迭代变化的参考轨迹为 $y_d(t, k) = \sin(0.01\pi t) + p(k)$, $t \in \{0, 1, 2, \dots, m\}$, 其中 $p(k) \in [0.15, 0.5]$ 是随机变化因子, 具体如图 3-1 所示。

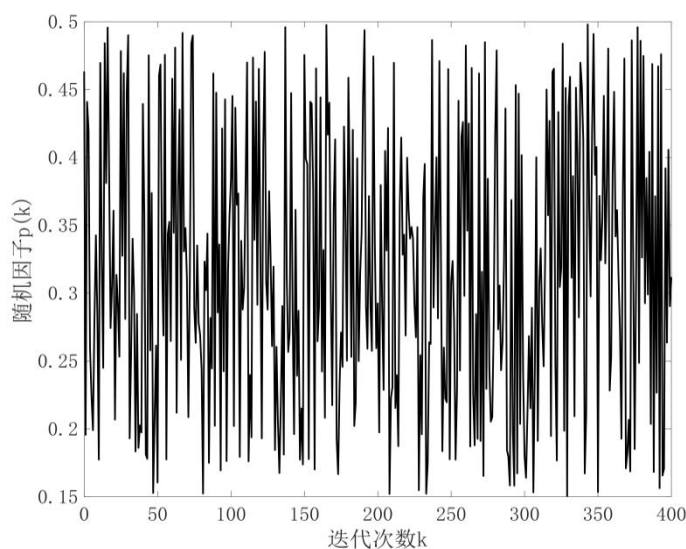


图 3-1 期望轨迹中随机变化因子 $p(k)$

Fig.3-1 The random variation factor $p(k)$ in the desired trajectory

考虑随时间和迭代次数同时变化的执行器故障函数为:

$$U(t, k) = (0.2\sin t + 0.15e^{-0.1k} + 0.6)u(t, k) + 0.2\sin t + e^{-0.5k} \quad (3-68)$$

系统的初始状态设定为 $\bar{x}_2(0,k) = [x_1(0,k) \ x_2(0,k)]^T = [0.05 \ 0.05]^T$ ，由此可以得知初始误差 $e(0,k) = y(0,k) - y_d(0,k) = x_1(0,k) - y_d(0,k)$ 在迭代过程也会改变。在给定的非线性离散时间系统 (3-67) 中，可以确定其控制增益为 $h(t,k) = -(0.3 + 0.05 \sin(x_1(t,k)))$ 。根据 (2-5) 的离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t,k))$ ，可以得到符号函数 $\Gamma(v(t,k))$ 的初始状态是 $\Gamma(v(t,0)) = +1 > 0$ 。由此观察到 $G(v(t,0))$ 的初始值与系统的控制方向是相反的，因此需要验证 $G(v(t,k))$ 在迭代域中其方向是否会改变，完成对系统未知控制方向的准确识别。特别需要注意的是，系统模型数据 (3-61) 中的控制方向数据和执行器故障函数 (3-68) 只用于仿真实验，在控制器的实际设计过程中并不需要这些数据。

针对存在执行器故障和未知控制方向系统 (3-67) 中，本章通过所提出的自适应模糊 ILC 算法 (3-34)，并结合自适应更新规则 (3-40)-(3-46) 进行仿真验证。FLS 的输入向量为 $\bar{z}(t,k) = [z_1(t,k) \ z_2(t,k) \ z_3(t,k)]^T = [x_1(t,k) \ x_2(t,k) \ y_d(t+2,k)]^T$ ，设定模糊规则的数量为 $M=5$ ，同时确定控制器参数 $\vartheta = 1$ 和阈值 $\sigma = 0.001$ 。据此，(3-34) 中的模糊逻辑函数可以表示为：

$$\hat{W}^T(t,k)S(\bar{z}(t,k)) = \frac{\sum_{j=1}^5 \hat{w}_j(t,k) \prod_{i=1}^3 s_{F_{ij}}(z_i(t,k))}{\sum_{j=1}^5 \prod_{i=1}^3 s_{F_{ij}}(z_i(t,k))}, \quad (3-69)$$

其中输入 $z_i(t,k)$ ， $i=1,2,3$ 对应的隶属度函数为

$$\begin{aligned} s_{F_{i1}}(z_i(t,k)) &= \exp\left\{-\frac{(z_i(t,k)+3)^2}{6}\right\}, \\ s_{F_{i2}}(z_i(t,k)) &= \exp\left\{-\frac{(z_i(t,k)+1.5)^2}{6}\right\}, \\ s_{F_{i3}}(z_i(t,k)) &= \exp\left\{-\frac{(z_i(t,k))^2}{6}\right\}, \\ s_{F_{i4}}(z_i(t,k)) &= \exp\left\{-\frac{(z_i(t,k)-1.5)^2}{6}\right\}, \\ s_{F_{i5}}(z_i(t,k)) &= \exp\left\{-\frac{(z_i(t,k)-3)^2}{6}\right\}. \end{aligned} \quad (3-70)$$

为了衡量跟踪的准确性，本章采用跟踪误差平方和指标 $EE(k)$ 进行评估计算：

$$EE(k) = \sum_{t=2}^{100} e^2(t,k). \quad (3-71)$$

图 3-2 给出了 $t=50$ 时离散序列 $\{v(t,k)\}$ 以及离散 Nussbaum 增益序列 $\{G(v(t,k))\}$ 的变化趋势曲线。从图中可以明显看到，在迭代开始阶段，离散

Nussbaum 型函数 $G(v(50,k))$ 为正值，随后则转变为负值，这与 $H_c(50,k)$ 或 $h(50,k)$ 的符号保持一致。

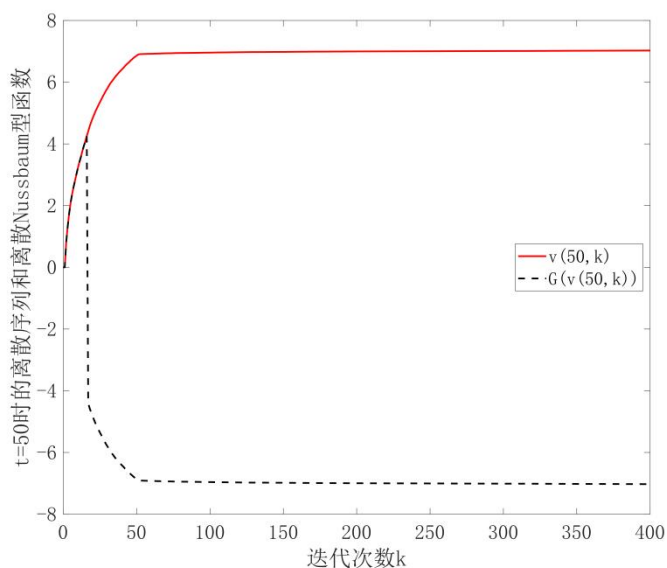


图 3-2 离散 Nussbaum 型函数 $G(v(50,k))$ 和离散序列 $\{v(50,k)\}$

Fig.3-2 The discrete Nussbaum-type function $G(v(50,k))$ and its discrete sequence $\{v(50,k)\}$, respectively

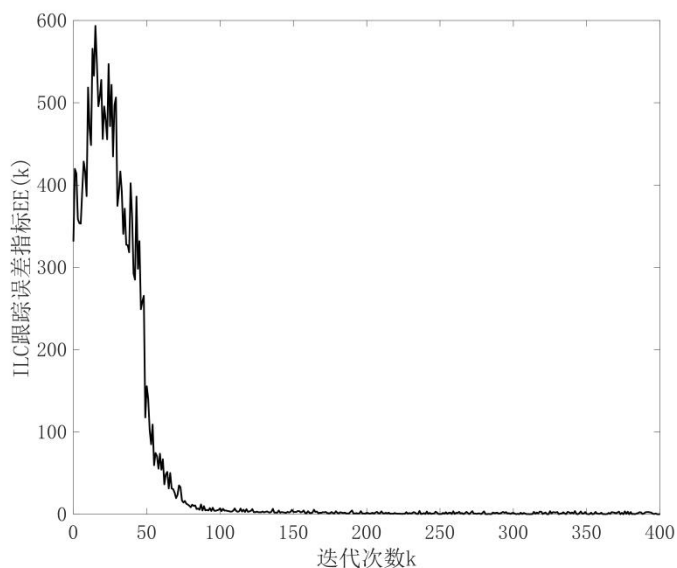


图 3-3 跟踪误差指标 $EE(k)$

Fig.3-3 The curve of tracking error index $EE(k)$

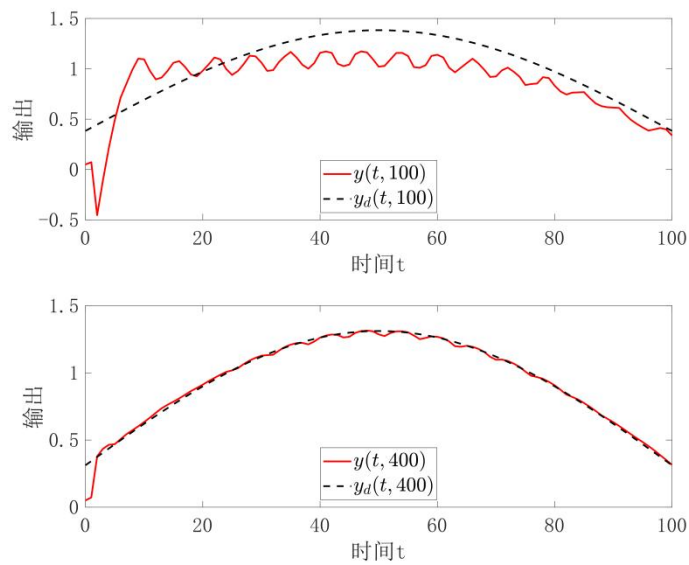


图 3-4 第 100 次和第 400 次迭代时的跟踪曲线图

Fig.3-4 The tracking curves at the 100th and 400th iterations, respectively

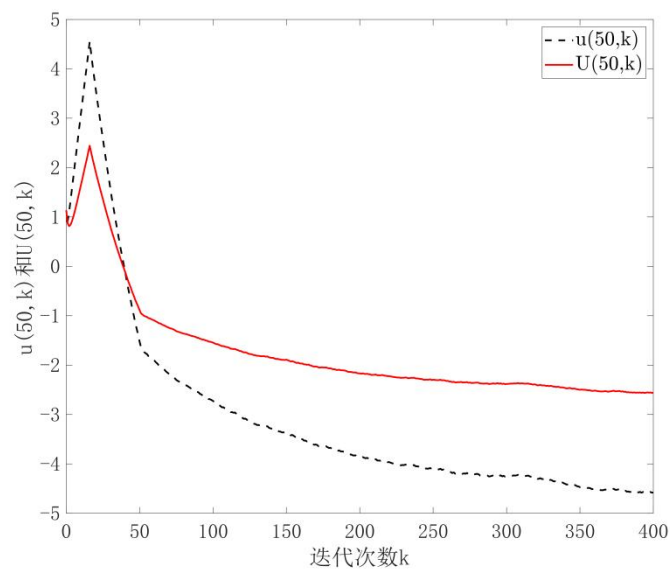


图 3-5 $t = 50$ 时执行器(3-68)的输入 $u(50, k)$ 和输出 $U(50, k)$ 曲线图

Fig.3-5 The curves of actuator input $u(50, k)$ and output $U(50, k)$ at $t = 50$ in (3-68), respectively

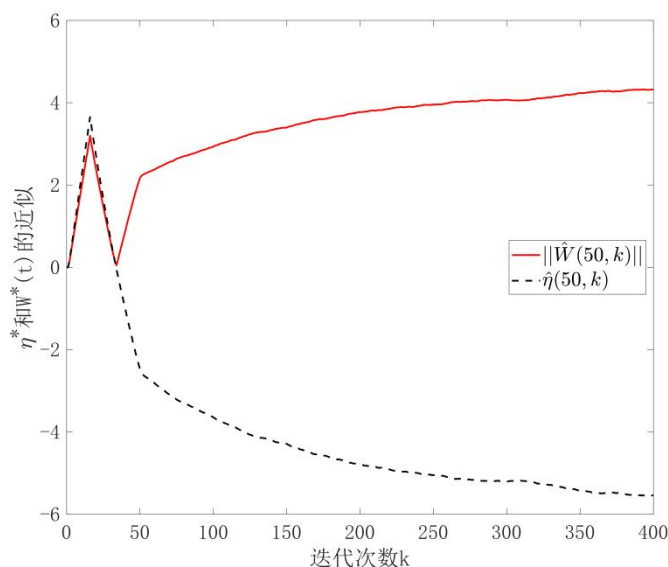
图 3-6 参数 $\hat{\eta}(50, k)$ 和 $\hat{W}(50, k)$ 曲线图Fig.3-6 The curves of the parameters $\hat{\eta}(50, k)$ and $\hat{W}(50, k)$, respectively

图 3-3 显示了在不同迭代次数下 ILC 跟踪误差指标的变化趋势。从图中可以观察到，由于离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t, k))$ 在迭代初期的符号和控制增益 $H_c(t, k)$ 的符号相反，因此在大约前 20 次迭代中，跟踪误差指标 $EE(k)$ 明显增大。然而，在跟踪误差达到一定程度后，离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t, k))$ 的符号发生改变，即设计的算法能够正确地辨识出 $H_c(t, k)$ 或 $h(t, k)$ 的符号。此后，跟踪误差指标 $EE(k)$ 逐渐减小并趋于零。结合图 3-2 和图 3-3，可以得出即使离散 Nussbaum 型函数 $G(v(t, k))$ 的初始值和控制增益 $h(t, k)$ 的值不一致，设计的函数仍能够改变其符号，完成对未知控制方向的准确识别。此外，图 3-4 给出了第 100 次和第 400 次迭代时的跟踪曲线图，表明设计的算法随着迭代次数的增加，最终实现对控制目标的精确跟踪。图 3-5 展示了 $t = 50$ 时执行器输入信号和输出信号的变化曲线，随着迭代次数的增加，输出信号不受输入信号符号的影响。图 3-6 中 $\hat{\eta}(50, k)$ 和 $\hat{W}(50, k)$ 的变化趋势曲线图，证实这两个估计参数是有界的。

例 3.2: 考虑被控系统的控制方向与离散 Nussbaum 型函数的初始方向一致，同时执行器故障参数随时间变化，采用离散时间连续搅拌反应釜系统作为仿真对象。该系统的模型可以表示为^[76]：

$$\begin{cases} x_1(t+1, k) = x_1(t, k) + \left[C_\alpha \left((1-x_1(t, k)) e^{\beta_1 x_2(t, k) / (\beta_1 + x_2(t, k))} \right. \right. \\ \quad \left. \left. - x_1(t, k) \right) \right] \times 0.05 \\ x_2(t+1, k) = x_2(t, k) + \left[\beta_2 C_\alpha \left((1-x_1(t, k)) e^{\beta_1 x_2(t, k) / (\beta_1 + x_2(t, k))} \right. \right. \\ \quad \left. \left. - x_2(t, k) - \beta_3 (x_2(t, k) - U(t, k)) \right) \right] \times 0.05 + d(t, k) \\ y(t, k) = x_1(t, k) \end{cases} \quad (3-72)$$

其中 $t \in \{0, 1, \dots, 100\}$ ，在该系统中， $x_1(t, k)$ 表示反应物的浓度， $x_2(t, k)$ 表示反应物的温度，系统输出 $y(t, k)$ 表示实际的反应物浓度。系统参数设定为： $\beta_1 = 28.5$ ， $\beta_2 = 21.5$ ， $\beta_3 = 25.2$ ， $C_\alpha = 0.036$ ，外部干扰为 $d(t, k) = 0.01 \cos(0.05t) \cos(x_1(t, k))$ 。当 $i=1, 2$ ，系统的初始状态设定为 $x_i(0, k+1) = x_i(100, k)$ ， $k = 0, 1, 2, \dots$ ，其中 $x_i(0, 0) = 0.1$ 。期望轨迹 $y_d(t, k) = (0.05 + 0.05p(k)) \sin(0.05\pi) + 0.5$ 随迭代变化，其中随机因子 $p(k) \in [0.15, 0.5]$ ，如例 3.1 中的图 3-1 所示。

执行器故障函数考虑执行器的乘性故障和加性故障都仅随时间变化：

$$U(t, k) = (0.2 \sin t + 0.8)u(t, k) + 0.2 \sin t \quad (3-73)$$

通过分析连续搅拌反应釜系统 (3-72)，可以得知 $h_1(\bar{x}_1(t, k)) = 0.05 C_\alpha (1-x_1(t, k)) e^{\beta_1 x_2(t, k) / (\beta_1 + x_2(t, k))} \times \beta_1^2 / (\beta_1 + x_2(t, k))^2$ 和 $h_2(\bar{x}_2(t, k)) = 0.05 \beta_3$ 。由于反应物浓度的取值为 $0 < x_1(t, k) < 1$ ，可以观察到，该系统的控制增益 $h(t, k) = \prod_{i=1}^2 h_i(\bar{x}_i(t, k)) > 0$ ，与离散 Nussbaum 型函数的初始符号 $G(v(t, k))$ 一致，即它们的方向是相同的。此外，采用与例 3-1 中相同的 FLS，并将控制器参数设定为 $\vartheta = 2.5$ 和 $\sigma = 0.001$ 。

为了进一步验证所提出算法的性能，应用文献[76]的算法与本章所提出的算法进行对比分析。文献[76]是针对一类控制方向未知的纯反馈非仿射离散系统，提出的一种高阶神经网络自适应 ILC 算法。跟踪误差指标 $EE(k)$ 的对比曲线如图 3-7 所示，通过比较可以看出，本研究所提出的算法在收敛速度上具有明显的优势。图 3-8 展示了离散 Nussbaum 型函数的变化趋势，从图中可以观察到，当离散 Nussbaum 型函数的初始符号与系统的控制方向一致时，那么在整个迭代过程中，它将一直保持正确的符号不变。图 3-9 给出了在迭代第 100 次和第 400 次中系统的跟踪曲线图，可以看出在第 100 迭代次数时，设计的算法还不能完全跟踪上期望轨迹，而在第 400 迭代次数时，输出曲线能够实现精确的轨迹跟踪。图 3-10 和图 3-11 给出了 $u(t, k)$ ， $U(t, k)$ ， $\hat{\eta}(t, k)$ 和 $\hat{W}(t, k)$ 的变化曲线图，均是有界的。图(3-7)-(3-11)的仿真结果，共同验证了本章所提出的控制算法的可行性。

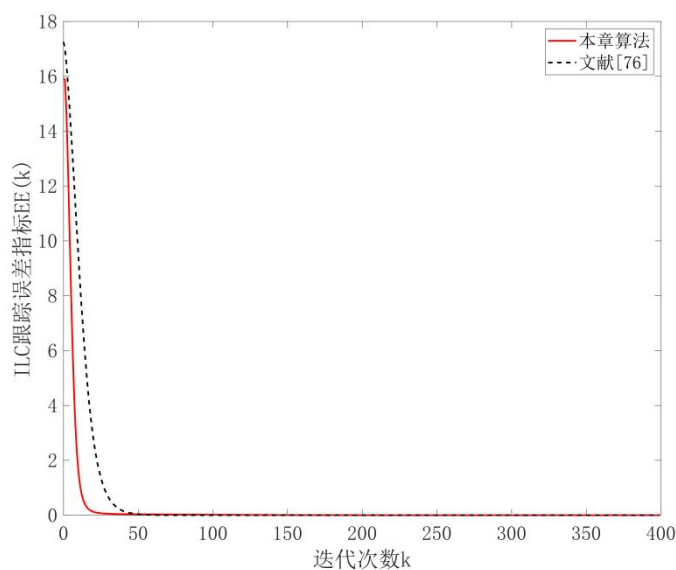


图 3-7 跟踪误差指标 $EE(k)$

Fig.3-7 The curve of tracking error index $EE(k)$

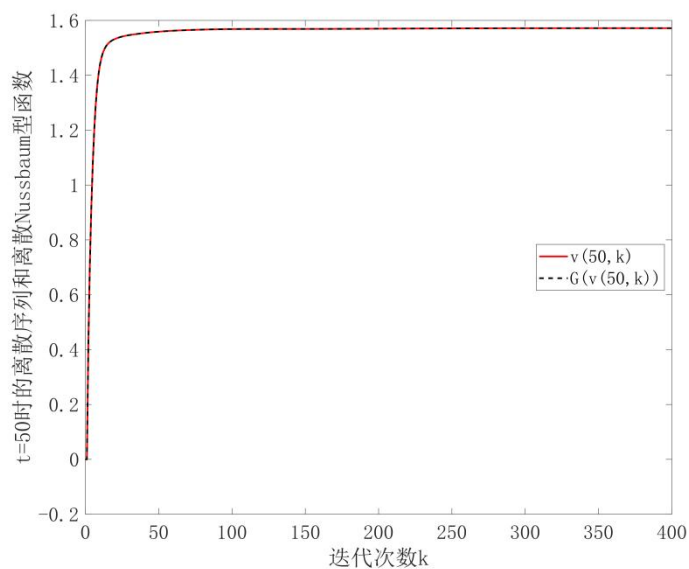


图 3-8 离散 Nussbaum 型函数 $G(v(50, k))$ 和离散序列 $\{v(50, k)\}$

Fig.3-8 The discrete Nussbaum-type function $G(v(50, k))$ and its discrete sequence $\{v(50, k)\}$, respectively

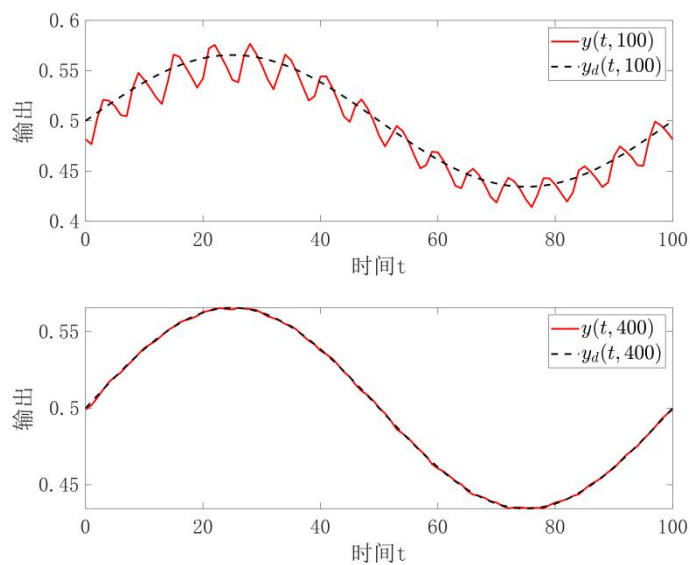


图 3-9 第 100 次和第 400 次迭代时的跟踪曲线图

Fig.3-9 The tracking curves at the 100th and 400th iterations, respectively

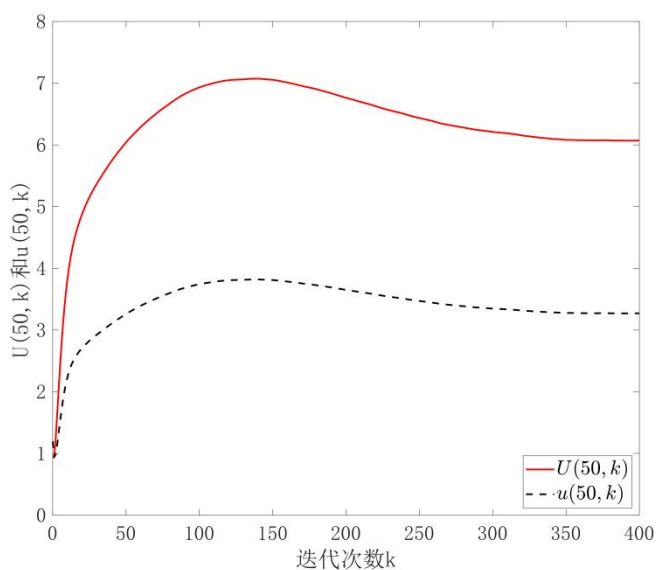
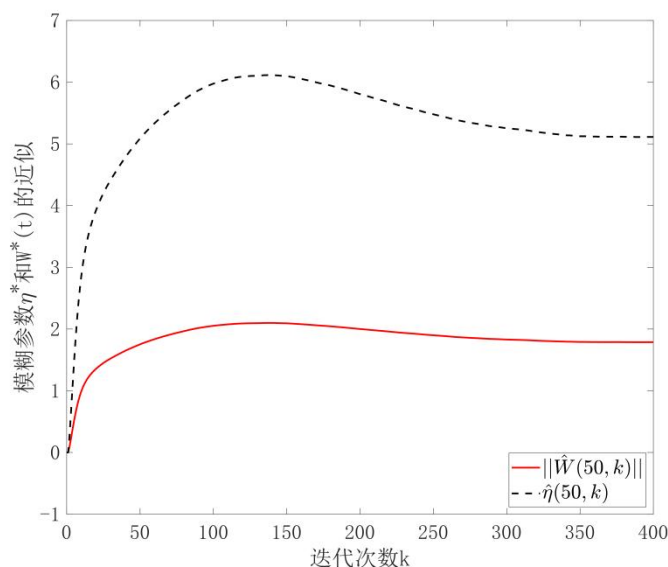


图 3-10 $t=50$ 时执行器(3-73)的输入 $u(50, k)$ 和输出 $U(50, k)$ 曲线图

Fig.3-10 The curves of actuator input $u(50, k)$ and output $U(50, k)$ at $t=50$ in (3-73), respectively

图 3-11 参数 $\hat{\eta}(50, k)$ 和曲线图 $\hat{W}(50, k)$ Fig.3-11 The curves of the parameters $\hat{\eta}(50, k)$ and $\hat{W}(50, k)$, respectively

3.5 本章小结

在执行器故障和未知控制方向的离散时间系统中, 自适应模糊 ILC 的研究主要集中于如何设计控制策略以克服执行器故障带来的影响, 同时处理未知控制方向的挑战。在实际重复操作系统中, 执行器故障会使得控制系统的动态和静态性能都受到影响, 未知控制方向会增加控制设计的复杂性。本章面向存在执行器故障和控制方向未知的非线性离散时间系统问题, 同时考虑了变参考轨迹、不确定初始状态以及外部干扰的影响, 提出了一种自适应模糊 ILC 方法。在设计的算法中, 通过设计的自适应规则, 并利用 FLS 来估计期望的控制信息, 来纠正由执行器故障以及系统的未知非线性函数引起的的影响。同时, 构造离散 Nussbaum 型函数来识别系统在迭代过程中的未知控制方向。提出的算法通过应用于非线性离散时间系统, 理论和仿真结果均证明了 ILC 跟踪误差的收敛性, 而且所有系统信号在整个自适应 ILC 过程中都维持在有界的范围。

4 非重复参考轨迹下的二维多智能体离散时间系统的分布式自适应 ILC 研究

在第三章中, 研究了一维单个智能控制系统下的自适应模糊 ILC 研究, 在现实生活中, 涉及的更多是二维曲面以及多个智能体系统协同合作, 如在农业监测、环境勘探、搜索救援等领域, 无人机编队可以提供更广泛的覆盖范围和更高的数据采集效率, 在城市交通管理中, 二维多智能体系统可以应用于车辆的协同控制, 优化交通流, 减少拥堵, 提高道路利用率, 这些应用展示了二维多智能体系统在提高效率、增强安全性和创新服务方面的潜力。因此, 本章探讨了由 FMM 描述的一类二维 MAS 的输出共识问题, 提出了一种分布式自适应 ILC 策略, 其中放宽了对理想初始条件和固定重复参考面的要求。特别是, 本章所考虑的二维多代理的未知系数也是二维变化的。通过将二维代理转换为紧凑形式, 设计了一个自适应变量, 该变量通过自身和相邻代理在最后一次迭代中的跟踪误差进行调整, 以近似未知变化系数。然后, 根据近似的系统系数和迭代变化的参考面, 得到分布式自适应 ILC 策略, 并且证明了二维 MAS 的输出一致性。现有文献[59-66]讨论的是一维系统的输出一致性问题, 相比之下, 本章首次为一类二维 MAS 提出了分布式自适应 ILC 策略。与文献[49-54]所考虑的二维系统不同, 本章所考虑的二维智能体系统的未知系数也是二维变化的。在设计分布式自适应 ILC 策略时, 还考虑了复杂任务所涉及的问题, 如初始条件和参考面的随机变化。最后, 进行了数值仿真, 以验证所研究的分布式自适应 ILC 在二维 MAS 中的有效性和适用性。

4.1 问题描述

考虑一组动态系统 (智能体) J , 其中每个智能体由带有未知变量系数和外部干扰的二维 FMM 动力学构成。第 j 个智能体的动力学描述如下:

$$\begin{aligned} x_j^k(m+1, n+1) = & A_{j,1}(m+1, n)x_j^k(m+1, n) + A_{j,2}(m, n)x_j^k(m, n) \\ & + A_{j,3}(m, n+1)x_j^k(m, n+1) + B_j(m, n)u_j^k(m, n) \end{aligned} \quad (4-1)$$

其中 j 表示第 j 个智能体 $j \in \{1, 2, \dots, J\}$, k 表示迭代次数, $k = 0, 1, 2, \dots$, m 和 n 表示两个自变量, $m \in \{0, 1, 2, \dots, M\}$, $n \in \{0, 1, 2, \dots, N\}$ 。 $x_j^k(m, n) \in R$ 是可用的系统状态, $u_j^k(m, n) \in R$ 是系统输入。 $A_{j,1}(m+1, n)$, $A_{j,2}(m, n)$, $A_{j,3}(m, n+1)$ 是第 j

个智能体的相应未知系数, $B_j(m, n)$ 是事先已知的控制增益。

备注 4.1: 显然, 如模型(4-1)所示, 二维系统是一个在两个独立方向上传播信息的系统。通常, 在实际的二维系统(如二维离散时间耦合动力学网络等)中, 自变量 m 和 n 可以代表空间/方位位置和时间瞬时^[77]。

备注 4.2: 现有的二维系统相关 ILC 成果只考虑了单个二维系统的分析和控制^[49-54], 而没有考虑分布式二维系统。然而, 随着二维系统控制任务的日益复杂, 在实际应用中实现分布式 ILC 策略可能更为理想。因此, 二维 MAS 的分布式 ILC 设计既重要又具有挑战性。

将系统(4-1)改写如下

$$\begin{aligned} x_j^k(m+1, n+1) &= \begin{bmatrix} A_{j,1}(m+1, n) & A_{j,2}(m, n) & A_{j,3}(m, n+1) & d_j(m, n) \end{bmatrix} \\ &\quad \times \begin{bmatrix} x_j^k(m+1, n) \\ x_j^k(m, n) \\ x_j^k(m, n+1) \\ 1 \end{bmatrix} + B_j(m, n)u_j^k(m, n) \\ &= \omega_j(m, n)^T s_j^k(m, n) + B_j(m, n)u_j^k(m, n) \end{aligned} \quad (4-2)$$

其中 $\omega_j(m, n) = \begin{bmatrix} A_{j,1}(m+1, n) & A_{j,2}(m, n) & A_{j,3}(m, n+1) & d_j(m, n) \end{bmatrix}^T \in R^4$, $s_j^k(m, n) = \begin{bmatrix} x_j^k(m+1, n) & x_j^k(m, n) & x_j^k(m, n+1) & 1 \end{bmatrix}^T \in R^4$, $j \in \{1, 2, \dots, J\}$ 。在这里, $\omega_j(m, n)$ 是一个未知向量。

假设 $x_d^k(m, n)$ 由顶点数为 0 的虚拟领导者生成, 而智能体为追随者。那么, 智能体之间的通信拓扑结构可以用无向图 $\bar{\mathcal{G}}$ 来描述, 其中 $\bar{\mathcal{V}} = (\mathcal{V} \cup \mathcal{V}_0)$ 。为了便于分析, 本章做了一个假设。

假设 4.1: 对于所有不同的变量 m, n , 迭代次数 k 和智能体 j , 假设 $d_j(m, n)$, $x_d^k(m, n)$ 以及 $x_j^k(0, \cdot)$, $x_j^k(\cdot, 0)$ 都是均匀有界的。

备注 4.3: 从假设 4.1 可以看出, 初始条件 $x_j^k(0, \cdot)$, $x_j^k(\cdot, 0)$, 参考面 $x_d^k(m, n)$ 是迭代变化的, 在实际应用中适应性更强。

在非重复条件下, 本章的目标是设计一种控制律, 以实现二维多智能体的输出一致性, 即当迭代次数趋于无穷大时, 每个智能体的输出都能收敛。

4.2 分布式自适应 ILC 设计

设 $e_j^k(m, n) = x_d^k(m, n) - x_j^k(m, n)$ 为第 j 个智能体的跟踪误差。则有

$$e_j^k(m+1, n+1) = x_d^k(m+1, n+1) - x_j^k(m+1, n+1) \quad (4-3)$$

假设第 j 个智能体在第 k 次迭代中的共识误差为

$$E_j^k(m, n) = \sum_{z \in \mathbb{N}_j} a_{jz} (x_z^k(m, n) - x_j^k(m, n)) + h_j (x_d^k(m, n) - x_j^k(m, n)) \quad (4-4)$$

那么, 根据跟踪误差 $e_j^k(m, n)$ 的定义, 可以得出

$$E_j^k(m, n) = \sum_{z \in \mathbb{N}_j} a_{jz} (e_j^k(m, n) - e_z^k(m, n)) + h_j e_j^k(m, n) \quad (4-5)$$

为便于分析, 定义

$$\begin{aligned} x^k(m, n) &= [x_1^k(m, n) \ x_2^k(m, n) \ \cdots \ x_J^k(m, n)]^T \in R^J \\ e^k(m, n) &= [e_1^k(m, n) \ e_2^k(m, n) \ \cdots \ e_J^k(m, n)]^T \in R^J \\ E^k(m, n) &= [E_1^k(m, n) \ E_2^k(m, n) \ \cdots \ E_J^k(m, n)]^T \in R^J \end{aligned} \quad (4-6)$$

那么, 根据公式(4-5), 很容易得到

$$E^k(m, n) = (\mathcal{L} + \mathcal{H}) e^k(m, n) \quad (4-7)$$

$$\text{其中 } \mathcal{L} = \begin{bmatrix} \sum_{z \in \mathbb{N}_1} a_{1z} & -a_{12} & \cdots & -a_{1J} \\ -a_{21} & \sum_{z \in \mathbb{N}_2} a_{2z} & \cdots & -a_{2J} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_{J1} & -a_{J2} & \cdots & \sum_{z \in \mathbb{N}_J} a_{Jz} \end{bmatrix}, \quad \mathcal{H} = \text{diag}(h_1, h_2, \dots, h_J)$$

另一方面, 根据公式(4-2)可以推导出

$$u_j^k(m, n) = \frac{1}{B_j(m, n)} (x_d^k(m+1, n+1) - \hat{\omega}_j^k(m, n)^T s_j^k(m, n)) \quad (4-8)$$

其中, $\hat{\omega}_j^k(m, n)$ 是第 j 次迭代时对未知数 $\omega_j(m, n)$ 的估计值。

那么, 其估算规则为

$$\hat{\omega}_j^k(m, n) = \hat{\omega}_j^{k-1}(m, n) - \frac{c_1 s_j^{k-1}(m, n) E_j^{k-1}(m+1, n+1)}{a_1 + \|S^{k-1}(m, n)\|^2} \quad (4-9)$$

其中 $c_1 > 0$, $a_1 > 0$ 是两个设计参数,

$$S^{k-1}(m, n) = \begin{bmatrix} s_1^{k-1}(m, n) & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & s_2^{k-1}(m, n) & \cdots & \mathbf{O} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \cdots & s_J^{k-1}(m, n) \end{bmatrix} \in R^{4J \times J} \quad (4-10)$$

将公式(4-2)和公式(4-8)应用于公式(4-3), 得出

$$\begin{aligned} e_j^k(m+1, n+1) &= -\left(\omega_j(m, n) - \hat{\omega}_j^k(m, n)\right)^T s_j^k(m, n) \\ &= -\tilde{\omega}_j^k(m, n)^T s_j^k(m, n) \end{aligned} \quad (4-11)$$

其中 $\tilde{\omega}_j^k(m, n) = \omega_j(m, n) - \hat{\omega}_j^k(m, n)$ 。令

$$\begin{aligned} W(m, n) &= \begin{bmatrix} \omega_1(m, n)^T & \omega_2(m, n)^T & \cdots & \omega_J(m, n)^T \end{bmatrix}^T \in R^{4J} \\ \hat{W}^k(m, n) &= \begin{bmatrix} \hat{\omega}_1^k(m, n)^T & \hat{\omega}_2^k(m, n)^T & \cdots & \hat{\omega}_J^k(m, n)^T \end{bmatrix}^T \in R^{4J} \\ \tilde{W}^k(m, n) &= W(m, n) - \hat{W}^k(m, n) \end{aligned} \quad (4-12)$$

那么根据公式(4-11)，可以得出

$$e^k(m+1, n+1) = -S^k(m, n)^T \tilde{W}^k(m, n) \quad (4-13)$$

定理 4.1: 在假设 4.1 下, 对于具有连通图 $\bar{\mathcal{G}}$ 的二维 MAS(4-1), 如果选择 $a_1 > 0$ 和 $c_1 < 2 \min \left\{ \lambda \left((\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1} \right) \right\}$, 其中 $\min \left\{ \lambda \left((\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1} \right) \right\}$ 表示矩阵的最小特征值。那么, 所研究的分布式自适应 ILC 策略 (4-8) 与更新律 (4-9) 将保证所有 $\lim_{k \rightarrow \infty} e_j^k(m, n) = 0$, $j \in \{1, 2, \dots, J\}$ 和所有系统信号都是有界的。

4.3 分布式自适应 ILC 收敛性分析

证明: 证明主要分为两步。首先, 推导出 $\|\tilde{W}^k(m, n)\|$ 的有界性和非递增特性, 然后实现了所有共识跟踪误差 $e_j^k(m, n)$, $j \in \{1, 2, \dots, J\}$ 的收敛性。

应用 $\tilde{\omega}_j^k(m, n) = \omega_j(m, n) - \hat{\omega}_j^k(m, n)$ 到公式(4-9), 可以得到

$$\tilde{\omega}_j^k(m, n) = \tilde{\omega}_j^{k-1}(m, n) + \frac{c_1 s_j^{k-1}(m, n) E_j^{k-1}(m+1, n+1)}{a_1 + \|S^{k-1}(m, n)\|^2} \quad (4-14)$$

此外, 可以将公式(14)重组为

$$\tilde{W}^k(m, n) = \tilde{W}^{k-1}(m, n) + \frac{c_1 S^{k-1}(m, n) E^{k-1}(m+1, n+1)}{a_1 + \|S^{k-1}(m, n)\|^2} \quad (4-15)$$

$$\text{其中 } \beta^{k-1} = \frac{1}{a_1 + \|S^{k-1}(m, n)\|^2}$$

那么, 有

$$\begin{aligned} \|\tilde{W}^k(m, n)\|^2 &= \tilde{W}^k(m, n)^T \tilde{W}^k(m, n) \\ &= \|\tilde{W}^{k-1}(m, n)\|^2 + 2c_1 \beta^{k-1} E^{k-1}(m+1, n+1)^T S^{k-1}(m, n)^T \times \tilde{W}^{k-1}(m, n) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & +c_1^2 (\beta^{k-1})^2 E^{k-1} (m+1, n+1)^T S^{k-1} (m, n)^T \\
 & \times S^{k-1} (m, n) E^{k-1} (m+1, n+1)
 \end{aligned} \quad (4-16)$$

考虑到 $a_1 > 0$ ，那么有

$$\beta^{k-1} S^{k-1} (m, n)^T S^{k-1} (m, n) = \frac{S^{k-1} (m, n)^T S^{k-1} (m, n)}{a_1 + \|S^{k-1} (m, n)\|^2} \leq I \quad (4-17)$$

利用公式(4-13)，得到 $S^{k-1} (m, n)^T \tilde{W}^{k-1} (m, n) = -e^{k-1} (m+1, n+1)$ ，那么公式(4-16)变为

$$\begin{aligned}
 \|\tilde{W}^k (m, n)\|^2 & \leq \|\tilde{W}^{k-1} (m, n)\|^2 - 2c_1 \beta^{k-1} E^{k-1} (m+1, n+1)^T e^{k-1} (m+1, n+1) \\
 & + c_1^2 \beta^{k-1} E^{k-1} (m+1, n+1)^T E^{k-1} (m+1, n+1)
 \end{aligned} \quad (4-18)$$

将公式(4-7)与公式(4-14)结合，可以得出

$$\begin{aligned}
 \|\tilde{W}^k (m, n)\|^2 & \leq \|\tilde{W}^{k-1} (m, n)\|^2 - 2c_1 \beta^{k-1} E^{k-1} (m+1, n+1)^T \\
 & \times (\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1} E^{k-1} (m+1, n+1) \\
 & + c_1^2 \beta^{k-1} E^{k-1} (m+1, n+1)^T E^{k-1} (m+1, n+1) \\
 & = \|\tilde{W}^{k-1} (m, n)\|^2 - c_1 \beta^{k-1} E^{k-1} (m+1, n+1)^T \\
 & \times [2(\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1} - c_1 I] E^{k-1} (m+1, n+1)
 \end{aligned} \quad (4-19)$$

根据定理 4.1，可以知道二维 MAS 的矩阵 $\mathcal{L} + \mathcal{H}$ 是正定矩阵。根据正定矩阵的基本性质，可以知道该矩阵 $\mathcal{L} + \mathcal{H}$ 是可逆矩阵。通过选择 $c_1 < 2 \min \{\lambda((\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1})\}$ ，可以保证 $[2(\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1} - c_1 I]$ 是一个正定矩阵，其中 $\min \{\lambda((\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1})\}$ 表示矩阵 $(\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1}$ 的最小特征值。因此，有 $c_1 \beta^{k-1} E^{k-1} (m+1, n+1)^T [2(\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1} - c_1 I] E^{k-1} (m+1, n+1) > 0$ 。从公式(4-19)可以推导出

$$\|\tilde{W}^k (m, n)\|^2 \leq \|\tilde{W}^{k-1} (m, n)\|^2 \leq \dots \leq \|\tilde{W}^0 (m, n)\|^2 \quad (4-20)$$

也就是说，如果选择一个合适的序列 $\hat{W}^0 (m, n)$ 使 $\|\tilde{W}^0 (m, n)\|^2$ 有界，那么 $\|\tilde{W}^k (m, n)\|^2$ 就是一个非递增的有界序列。因此，就得到了序列 $\hat{W}^k (m, n)$ 的有界性。

根据公式(4-19)，有

$$\begin{aligned} \|\tilde{W}^k(m, n)\|^2 &\leq \|\tilde{W}^0(m, n)\|^2 - \sum_{z=0}^{k-1} c_1 \beta^z E^z(m+1, n+1)^T \\ &\quad \times [2(\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1} - c_1 I] E^z(m+1, n+1) \end{aligned} \quad (4-21)$$

根据序列 $\|\tilde{W}^0(m, n)\|^2$ 的有界性和序列 $\|\tilde{W}^k(m, n)\|^2$ 的非负性, 则有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \sum_{z=0}^{k-1} c_1 \beta^z E^z(m+1, n+1)^T [2(\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1} - c_1 I] E^z(m+1, n+1) < \infty \quad (4-22)$$

将 $\beta^z = \frac{1}{a_1 + \|S^z(m, n)\|^2}$ 替换到公式(4-22), 得到

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \sum_{z=0}^{k-1} \frac{c_1 E^z(m+1, n+1)^T [2(\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1} - c_1 I] E^z(m+1, n+1)}{a_1 + \|S^z(m, n)\|^2} < \infty \quad (4-23)$$

因此, 可以得出

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{c_1 E^k(m+1, n+1)^T [2(\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1} - c_1 I] E^k(m+1, n+1)}{a_1 + \|S^k(m, n)\|^2} = 0 \quad (4-24)$$

显然, 可以得到

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{c_1 \|E^k(m+1, n+1)\|_D^2}{a_1 + \|S^k(m, n)\|^2} = 0 \quad (4-25)$$

其中定义 $\|E^k(m+1, n+1)\|_D^2$ 为 $E^k(m+1, n+1)^T [2(\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1} - c_1 I] E^k(m+1, n+1)$ 。

根据不同矢量规范的等价性, 可以等价地得到以下结果

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{c_1 \|E^k(m+1, n+1)\|^2}{a_1 + \|S^k(m, n)\|^2} = 0 \quad (4-26)$$

此外, 使用公式(4-7), 可以得到

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{c_1 \|e^k(m+1, n+1)\|^2}{a_1 + \|S^k(m, n)\|^2} = 0 \quad (4-27)$$

此外, 根据 $S^k(m, n)$ 的定义, 存在两个正常数 α_1 和 α_2 , 使得

$$\|S^k(m, n)\| \leq \alpha_1 \max_{m, n} \|x^k(m, n)\| + \alpha_2 \quad (4-28)$$

鉴于 $x_j^k(m, n) = x_d^k(m, n) - e_j^k(m, n)$, 有

$$\begin{aligned}
 \|S^k(m, n)\| &\leq \alpha_1 \max_{m, n} \|x_d^k(m, n) - e^k(m, n)\| + \alpha_2 \\
 &\leq \alpha_1 \|x_d^k(m, n)\| + \alpha_1 \max_{m, n} \|e^k(m, n)\| + \alpha_2 \\
 &\leq \alpha_1 \max_{m, n} \|e^k(m, n)\| + \alpha_1 b_{xd} + \alpha_2
 \end{aligned} \tag{4-29}$$

其中, 根据假设 4.1, 得到 $\|x_d^k(m, n)\| \leq b_{xd}$, b_{xd} 是一个正常数。那么, 结合公式 (4-27) 和公式 (4-29), 有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|e^k(m, n)\| = 0 \tag{4-30}$$

定理 4.1 已得到证明。

备注 4.4: 从公式 (4-25) 中得出 $\lim_{k \rightarrow \infty} e_j^k(m, n) = 0$ 。也就是说, 对于复杂且迭代变化的跟踪任务 $x_d^k(m, n)$, 即使考虑随机变化的初始条件 $x_j^k(0, \cdot)$ 和 $x_j^k(\cdot, 0)$, 二维多智能体的输出共识也能实现。

4.4 分布式自适应 ILC 仿真分析

为了证明所提出的分布式自适应 ILC 策略在二维 MAS 中的有效性, 本节将对该数学系统进行数值仿真。该系统由一个虚拟领导者和四个智能体组成, 智能体依次标记为 1 至 4, 拓扑结构如图 4-1 所示。

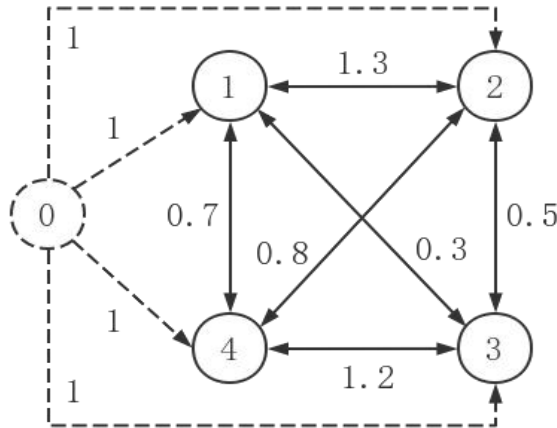


图 4-1 智能体之间的通信拓扑图

Fig.4-1 Communication topology graph among the agents.

可以看出, 该拓扑结构是一个连通图, 由此可以得到

$$\mathcal{L} = \begin{bmatrix} 2.3 & -1.3 & -0.3 & -0.7 \\ -1.3 & 2.6 & -0.5 & -0.8 \\ -0.3 & -0.5 & 2 & -1.2 \\ -0.7 & -0.8 & -1.2 & 2.7 \end{bmatrix}$$

且 $\mathcal{H} = \text{diag}[1 \ 1 \ 1 \ 1]$ 。因此, $\min\{\lambda[(\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1}]\}$ 的值为 0.2089。

对于在 $m \in \{0, 1, \dots, 20\}$ 和 $n \in \{0, 1, \dots, 20\}$ 上重复运行的二维 MAS(4-1), 系统矩阵为

$$\begin{aligned} A_{j,1}(m+1, n) &= 0.1 \sin(\pi(m+1+n)/100) / (1+j) \\ A_{j,2}(m, n) &= 0.1 \sin(\pi(m+n)/100) / (1+2j) \\ A_{j,3}(m, n+1) &= 0.1 \sin(\pi(m+n+1)/50) / (1+3j) \\ B_j(m, n) &= 1 + 0.5 \sin(\pi(m+n)/100) / j \end{aligned} \quad (4-31)$$

其中 m, n 表示两个自变量, j 表示第 j 个智能体, $j=1, 2, 3, 4$, $m \in \{0, 1, \dots, 20\}$, $n \in \{0, 1, \dots, 20\}$ 。值得注意的是, 本文所考虑的二维智能体的未知系数(4-31)也是二维变化的。非重复参考面 $x_d^k(m, n)$ 的描述为

$$x_d^k(m, n) = (0.9 + 0.1 / (1+k)) \sin(2\pi(m+n)/10), (0, 0) \leq (m, n) \leq (20, 20) \quad (4-32)$$

如图 4-2 所示, 非重复参考面 $x_d^k(m, n)$ 是二维轨迹面。

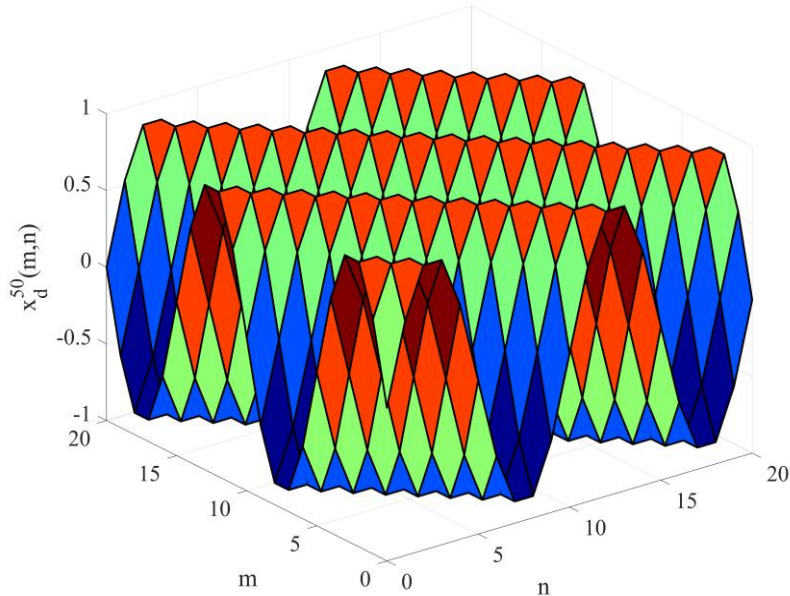


图 4-2 迭代次数 $k=50$ 时的非重复参考面 $x_d^k(m, n)$

Fig.4-2 The nonrepetitive reference surface $x_d^k(m, n)$ at $k=50$.

外部干扰设为 $d_j(m,n) = -0.1 + 0.2d^k$, $d^k \in [0,1]$ 是一个在迭代次数 k 变化的随机变化因子。第 j 个智能体的 ILC 跟踪精度通过计算绝对跟踪误差总和 EE_j^k 来评估, 跟踪误差指标 EE_j^k 定义为

$$EE_j^k = \max_{\substack{m \in \{1, \dots, 20\} \\ n \in \{1, \dots, 20\}}} \{|x_d^k(m,n) - x_j^k(m,n)|^2\} \quad (4-33)$$

二维 MAS 的迭代变化的边界条件 $x_j^k(m,0)$ 和 $x_j^k(0,n)$ 分别为

$$\begin{aligned} x_j^k(m,0) &= -\sin(0.2\pi(m+k))/j + m^k, \quad m \in \{0,1,\dots,20\} \\ x_j^k(0,n) &= -\cos(0.2\pi(n+k))/j + n^k, \quad n \in \{0,1,\dots,20\} \end{aligned} \quad (4-34)$$

如图 4-3 所示, 其中 j 表示第 j 个智能体, $j=1,2,3,4$, $m^k \in [-0.5,0.5]$ 和 $n^k \in [-0.5,0.5]$ 分别为两个随机因子。

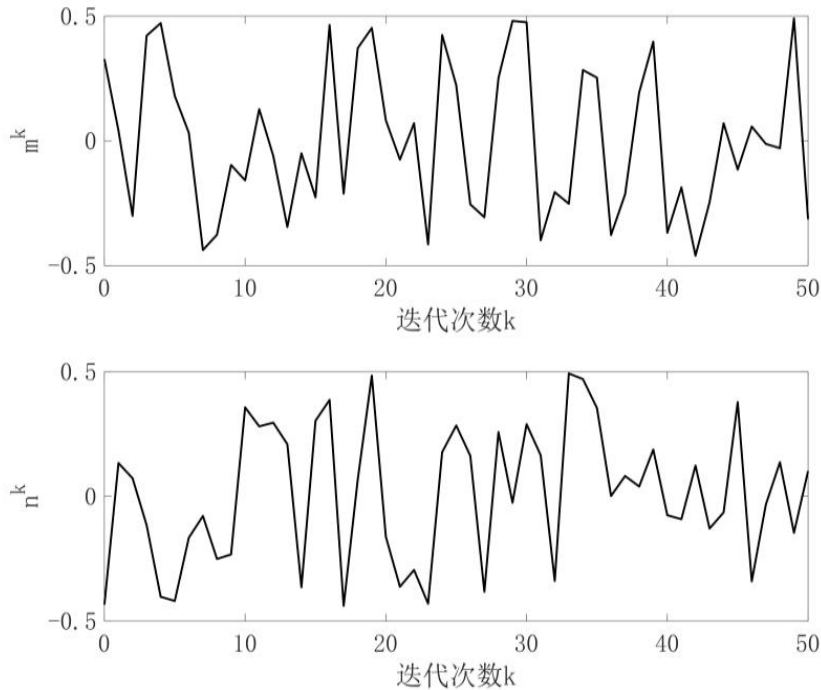


图 4-3 随机因子 m^k 和 n^k 的变化

Fig.4-3 The variation of the random factors m^k and n^k .

可以看到, 本文所考虑的二维 FMM 智能体不仅有外部干扰, 还有参考面和初始条件的非重复性随机变化。选取 $u_j^0(m,n) = 0$ 和 $\hat{\omega}_j^0(m,n) = 0$ 作为初始控制输入和初始值。然后, 可以保证 $\|\tilde{W}^0(m,n)\|^2$ 的有界性。设置更新律(4-9)的参数为 $a_1 = 0.2 > 0$, $c_1 = 0.3 < 2\min\{\lambda[(\mathcal{L} + \mathcal{H})^{-1}]\}$, 确保满足收敛条件。在图 4-1 所示的拓扑结构下, 采用分布式自适应 ILC 策略(4-8)和更新律(4-9)的自适应 MAS(4-1), 仿真结果如图 4-4 到图 4-8 所示。

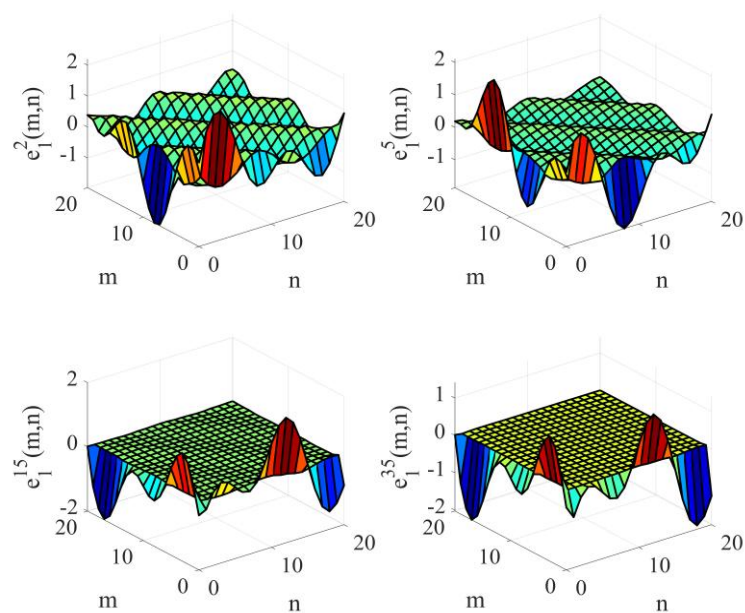


图 4-4 轨迹跟踪误差 $e_1^k(m, n)$ 在迭代次数 $k=2, 5, 10, 35$ 时的输出

Fig.4-4 The tracking error surfaces $e_1^k(m, n)$ of agent 1 at iterations $k=2, 5, 10, 35$.

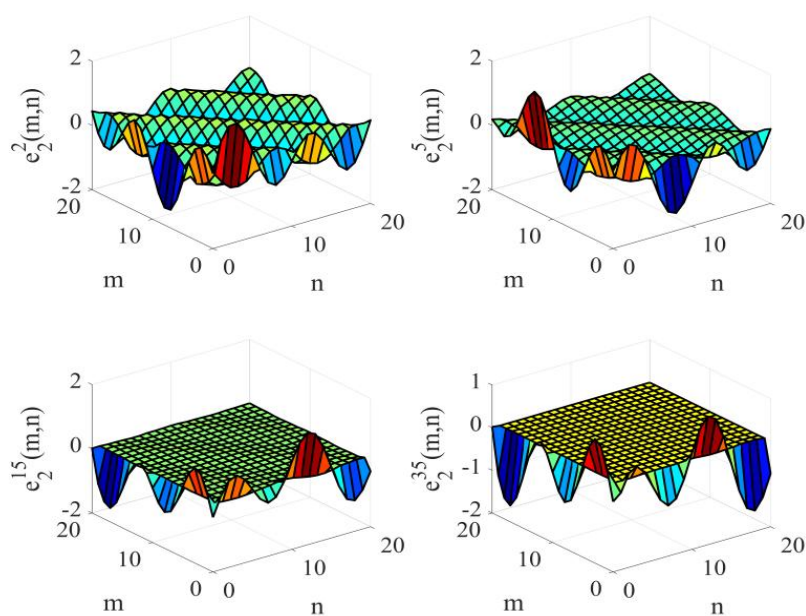


图 4-5 轨迹跟踪误差 $e_2^k(m, n)$ 在迭代次数 $k=2, 5, 10, 35$ 时的输出

Fig.4-5 The tracking error surfaces $e_2^k(m, n)$ of agent 2 at iterations $k=2, 5, 10, 35$.

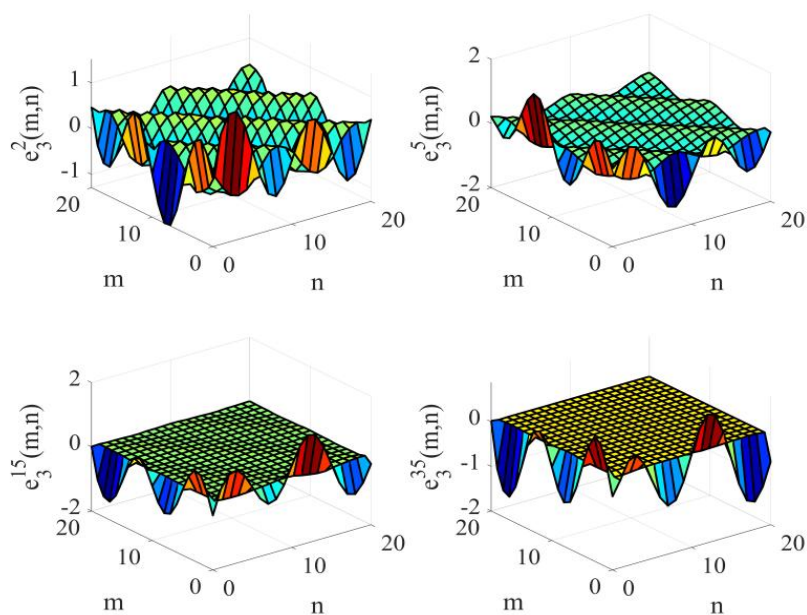


图 4-6 轨迹跟踪误差 $e_3^k(m,n)$ 在迭代次数 $k=2,5,10,35$ 时的输出

Fig.4-6 The tracking error surfaces $e_3^k(m,n)$ of agent 3 at iterations $k=2,5,10,35$.

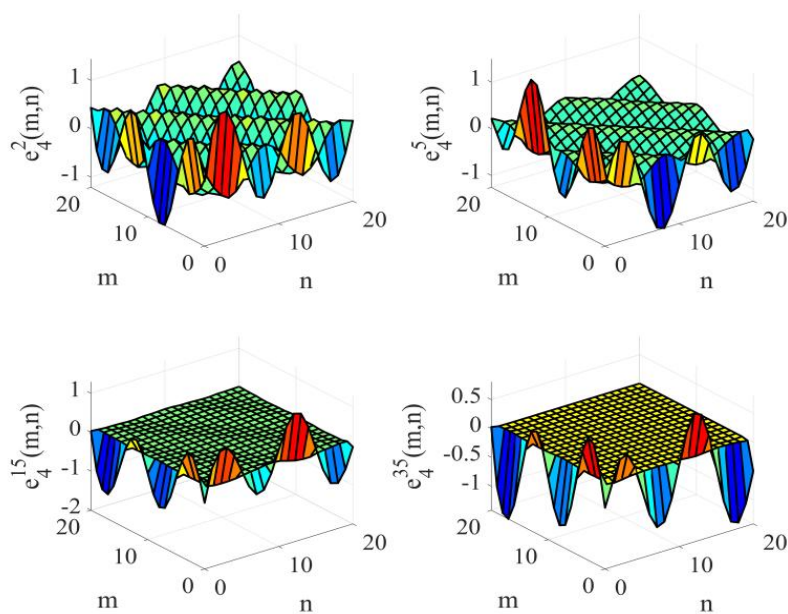


图 4-7 轨迹跟踪误差 $e_4^k(m,n)$ 在迭代次数 $k=2,5,10,35$ 时的输出

Fig.4-7 The tracking error surfaces $e_4^k(m,n)$ of agent 4 at iterations $k=2,5,10,35$

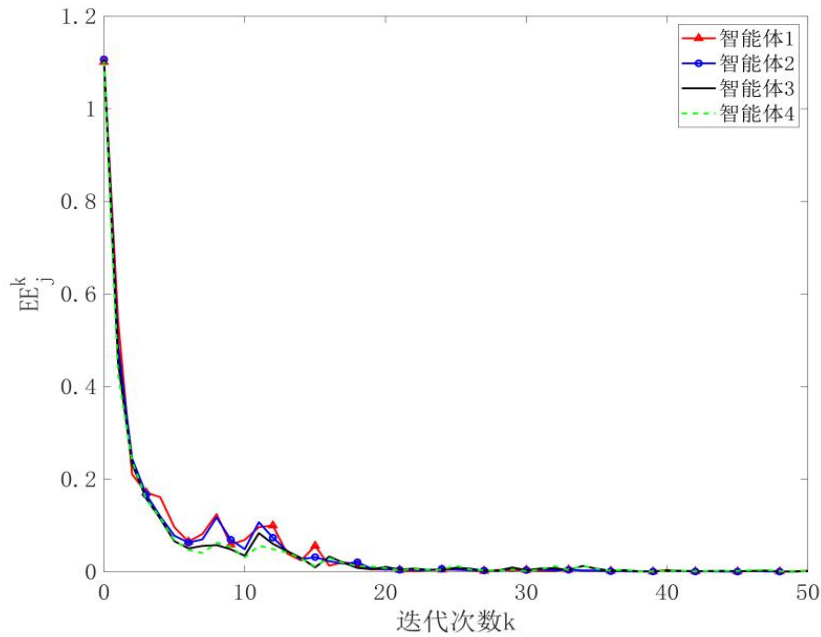
图 4-8 四个智能体的跟踪误差指标 $EE_j^k(m, n)$ Fig.4-8 The tracking error index indicators $EE_j^k(m, n)$ of four agents.

图 4-4 到图 4-7 显示了二维 MAS 在迭代次数 $k=2, 5, 10, 35$ 时, 每个智能体的跟踪误差曲面 $e_j^k(m, n) = x_d^k(m, n) - x_j^k(m, n)$ 。从跟踪误差曲面图中可以发现, 随着迭代次数的增加, 即使参考面和初始条件存在非重复性随机变化, 每智能体的跟踪误差也会逐渐减小, 跟踪误差曲面除初始误差外趋于平整。此外, 图 4-8 显示了一致性误差指数随迭代次数的变化。从图 4-8 中可以看出, 随着迭代次数的增加, 每个智能体的跟踪误差指标会逐渐减小并趋于零, 最终实现了对非重复参考面的精确跟踪。图 4-4 到图 4-8 共同验证了本章提出的控制算法能够很好地解决二维 MAS 一致性跟踪控制的问题。目前有很多研究这单个二维控制系统, 也有很多研究一维的 MAS, 但是同时考虑二者的研究目前还没有, 因此本章不能与其它算法进行比较来验证算法的性能。

4.5 本章小结

二维多智能体离散时间系统的分布式自适应 ILC 研究是一个多学科交叉的领域, 它不仅对推动相关理论的发展具有重要意义, 而且对实现高效、智能和自动化的系统具有实际应用价值。本章首次尝试考虑二维 MAS 的输出一致性问题, 针对二维 FMM 描述的一类二维 MAS, 开发了一种分布式自适应 ILC 策略。本

章所考虑的二维多智能体的未知系数也是二维变化的。通过将二维智能体转换为紧凑形式，设计了一个自适应变量，根据上次迭代中的跟踪误差进行调整，以近似未知变化系数。然后，根据近似的系统系数和迭代变化的参考面，得到分布式自适应 ILC 策略。即使考虑到非固定参考面和随机变化的初始条件，也能实现二维多智能体的输出一致性。通过仿真实例，验证了所研究的分布式自适应 ILC 对二维 MAS 的有效性。二维多智能体离散时间系统的分布式自适应 ILC 研究在许多领域都有广泛的应用前景，未来的研究将着重于将理论方法与实际应用系统结合，随着技术的不断进步，这一研究领域有望在未来取得更多突破性成果。

5 总结与展望

5.1 总结

基于 FLS 和 MAS 的自适应 ILC 是智能控制领域的一个重要研究方向,涉及到控制理论与人工智能领域的学科交叉融合。这一领域的研究不仅有助于提升控制系统的性能和适应性,也为解决复杂系统的控制问题提供了新的思路和方法。本文的主要研究成果如下:

(1) 研究了一类具有执行器故障和未知控制方向的非线性系统问题,并提出了一种自适应模糊 ILC 算法。通过设计的自适应补偿规则,在迭代过程中修正执行器故障和系统模型未知函数引起的的影响。然后,通过系统状态变换和隐函数存在性定理,推导出在无外部干扰情况下系统的理想控制信号,并利用 FLS 进行迭代逼近理想控制信号。此外,结合模糊参数向量的自适应更新规则,构造离散 Nussbaum 型函数,完成了对未知控制方向的准确识别。最后,通过严谨的数学分析,证实了所提出的自适应模糊 ILC 算法能的收敛性,并通过两个仿真实例验证了算法的可行性,在离散时间连续搅拌反应釜系统的仿真中,证明了所提算法具有很好的应用意义。

(2) 研究了一类二维 MAS 的输出共识问题的自适应分布式 ILC 策略。通过将二维 FMM 多智能体转换为紧凑形式,设计了一个自适应变量来近似未知变化系数,该变量由其自身和上一次迭代中相邻智能体的跟踪误差进行调整。然后,根据近似的系统系数和迭代变化的参考面,得到分布式自适应 ILC 策略,对于二维 MAS,输出共识的收敛性已得到证明。最后,通过数值仿真模拟,证明所研究的分布式自适应 ILC 在二维 MAS 中的有效性和适用性。

5.2 展望

本文针对基于 FLS 和 MAS 的自适应 ILC 问题进行探讨性研究,并取得一些成果,今后的研究工作可以解决以下问题:

(1) 本文所考虑的执行器故障是线性结构的,然而在许多实际工程应用中系统的执行器故障是非线性结构,对于非线性结构的执行器故障补偿问题仍有待进一步研究,这也是今后值得进一步研究的课题。

(2) 本文针对二维 MAS 的一致性问题的,提出了自适应分布式 ILC 策略,

相应地进行了理论分析与仿真验证。未来的研究将着重于理论成果与实践应用的融合，期望能将提出的控制协议有效应用于实际场景中。

(3) 尽管目前的研究已经取得了一些成果，基于 FLS 和 MAS 的自适应 ILC 仍面临一些理论和实际应用的挑战，特别是，如何更有效地处理高维度问题、优化学习速率和稳定性等，未来的研究需要进一步深化理论基础，开发更高效、更智能的算法。

参考文献

- [1] Uchiyama M. Formation of high-speed motion pattern of a mechanical arm by trial[J]. Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers, 1978, 14(6): 706-712.
- [2] Arimoto S, Kawamura S, Miyazaki F. Bettering operation of robots by learning[J]. Journal of Robotic systems, 1984, 1(2): 123-140.
- [3] Yao D, Li H, Lu R, et al. Event-based distributed sliding mode formation control of multi-agent systems and its applications to robot manipulators[J]. Information Sciences, 2022, 614(1): 87-103.
- [4] Gao S, Song Q, Jiang H, et al. History Makes the Future: Iterative Learning Control for High-Speed Trains[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2024, 16(1): 6-12.
- [5] Zou W, Shen Y, Wang L. Design of robust fuzzy iterative learning control for nonlinear batch processes[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2023, 20(11): 20274-20294.
- [6] Zhou R, Hu C, Wang Z, et al. Nonlinearity compensation and high-frequency flexibility suppression based RIC method for precision motion control systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(2): 1332-1342.
- [7] Song S, Zhang S. Data-driven trajectory-tracking in automated parking system via iterative learning compensation and model predictive control[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2023, 237(5): 1131-1145.
- [8] Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3):338-353.
- [9] Mamdani E H. Application of fuzzy algorithms for simple dynamic plant[J]. Pro-ceedings of the Institution of Electrical Engineers, 1974, 121(12):1585-1588.
- [10] He S Z, Tan S, Xu F L, et al. Fuzzy self-tuning of PID controllers[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1993, 56(1):37-46.
- [11] 傅春, 谢剑英. 模糊滑模控制研究综述[J]. 信息与控制, 2001, (05):434-439.
- [12] 张吉礼. 模糊-神经网络控制原理与工程应用[M]. 哈尔滨工业大学出版社, 2004.

- [13] 修智宏,任光.T-S 模糊控制系统的稳定性分析及系统化设计[J].自动化学报,2004,(05):731-741.
- [14] 王永富,柴天佑.自适应模糊控制理论的研究综述[J].控制工程,2006,(03):193-198.
- [15] Huang D, Chen Y, Meng D, et al. Adaptive iterative learning control for high-speed train: A multi-agent approach[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 51(7): 4067-4077.
- [16] Lian Z T, Deshmukh A. Performance prediction of an unmanned airborne vehicle multi-agent system[J]. European Journal of Operational Research, 2006, 172(2): 680-695.
- [17] Olfati-Saber R, Fax J A, Murray R M. Consensus and Cooperation in Networked Multi-Agent Systems[J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(1): 215-233.
- [18] Boschetti G, Bottin M, Faccio M, et al. Multi-robot multi-operator collaborative assembly systems: a performance evaluation model[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2021, 32(5): 1455-1470.
- [19] 吴梅,程继红,余名哲,等.控制方向未知分数阶混沌系统的 Nussbaum 增益同步[J].海军航空工程学院学报,2016,31(03): 348-352.
- [20] UNAR M A, MURRAY-SMITH D J. Automatic steering of ships using neural networks [J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 1999, 13(4): 203-218.
- [21] BU X, WEI D, WU X, et al. Guaranteeing preselected tracking quality for air-breathing hypersonic non-affine models with an unknown control direction via concise neural control[J]. Journal of the Franklin Institute, 2016, 353(13): 3207-3232.
- [22] 刘洋,井元伟,刘晓平,等.非线性系统有限时间控制研究综述[J].控制理论与应用,2020,37(1): 1-12.
- [23] Kaloust J, Qu Z. Continuous robust control design for nonlinear uncertain systems without a priori knowledge of control direction[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1995, 40(2): 276-282.
- [24] Chen Z, Huang F, Yang C, et al. Adaptive fuzzy backstepping control for stable nonlinear bilateral teleoperation manipulators with enhanced transparency performance[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2019, 67(1): 746-756.

- [25] 雷红臣, 李小华, 刘辉, 等. 控制方向未知的非线性系统切换自适应全局快速有限时间控制[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2021, 45(6): 54-64.
- [26] Nussbaum R D. Some remarks on a conjecture in parameter adaptive control[J]. Systems & Control Letters, 1983, 3(5): 243-246.
- [27] Habibi H, Nohooji H R, Howard I. Backstepping Nussbaum gain dynamic surface control for a class of input and state constrained systems with actuator faults[J]. Information Sciences, 2019, 482(1): 27-46.
- [28] Fan B, Yang Q, Jagannathan S, et al. Output-constrained control of nonaffine multiagent systems with partially unknown control directions[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2019, 64(9): 3936-3942.
- [29] Wei J, Zhang Y, Sun M, et al. Adaptive iterative learning control of a class of nonlinear time-delay systems with unknown backlash-like hysteresis input and control direction[J]. ISA transactions, 2017, 70(2): 79-92.
- [30] Yan W, Sun M. Adaptive iterative learning control of discrete-time varying systems with unknown control direction[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2013, 27(4): 340-348.
- [31] Wang Y C, Chien C J. A fuzzy iterative learning control for nonlinear discrete-time systems with unknown control directions[C]//2015 54th IEEE conference on decision and control (CDC). IEEE, 2015: 3081-3086.
- [32] 周艳, 刘慧英, 李靖. 带执行器故障的 L1 自适应飞行器横侧向容错控制[J]. 西北工业大学学报, 2019, 37(05): 935-942.
- [33] 刘胜, 郭晓杰, 张兰勇, 等. 船舶航速/航向协调自适应滑模容错控制[J]. 控制工程, 2021, 28(10): 1946-1954.
- [34] 文利燕, 陶钢, 姜斌, 等. 非线性动态突变系统的多模型自适应执行器故障补偿设计[J]. 自动化学报, 2022, 48(01): 207-222.
- [35] 朱一平, 刘加朋, 于金鹏, 等. 考虑时变输出受限的机械臂自适应容错控制[J]. 控制工程, 2023, 30(04): 673-679.
- [36] 申浩阳, 岳伟. 具有执行器故障及饱和的自主车队耦合滑模控制[J]. 控制工程, 2024, 31(02): 366-374.
- [37] 王莉娜, 刘贞报, 阮金彪, 等. 四旋翼无人机的自适应故障诊断与估计[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(09): 2395-2405.

- [38] He X, Ma Y, Chen M, et al. Flight and vibration control of flexible air-breathing hypersonic vehicles under actuator faults[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 53(5): 2741-2752
- [39] Wang L, Mo S, Zhou D, et al. Robust delay dependent iterative learning fault-tolerant control for batch processes with state delay and actuator failures[J]. Journal of Process Control, 2012, 22(7): 1273-1286.
- [40] Jin X. Iterative learning control for output - constrained nonlinear systems with input quantization and actuator faults[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2018, 28(2): 729-741.
- [41] Jin X. Fault tolerant nonrepetitive trajectory tracking for MIMO output constrained nonlinear systems using iterative learning control[J]. IEEE transactions on cybernetics, 2018, 49(8): 3180-3190.
- [42] Jin X. Nonrepetitive leader-follower formation tracking for multiagent systems with LOS range and angle constraints using iterative learning control[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 49(5): 1748-1758.
- [43] Huang J, Wang W, Su X. Adaptive iterative learning control of multiple autonomous vehicles with a time-varying reference under actuator faults[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(12): 5512-5525.
- [44] Wang Q, Jin S, Hou Z, et al. Model - free adaptive and iterative learning composite control for subway train under actuator faults[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2023, 33(3): 1772-1784.
- [45] Wu L, Wang Z, Gao H, et al. Filtering for uncertain 2-D discrete systems with state delays[J]. Signal processing, 2007, 87(9): 2213-2230.
- [46] Liu C, Qiao H, Su J, et al. Vision-based 3-D grasping of 3-D objects with a simple 2-D gripper[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2013, 44(5): 605-620.
- [47] Dooley S R, Stewart R W, Durrani T S, et al. Efficient implementation of accurate geometric transformations for 2-D and 3-D image processing[J]. IEEE transactions on image processing, 2004, 13(8): 1060-1065.
- [48] Liang J, Wang Z, Liu X, et al. Robust synchronization for 2-D discrete-time coupled dynamical networks[J]. IEEE transactions on neural networks and learning

systems, 2012, 23(6): 942-953.

[49] Argha A, Karimaghaee P, Roopaei M, et al. Fuzzy iterative learning control in 2-D systems[C]//Proceedings of the World Congress on Engineering (WCE). 2008, 1.

[50] Wu F, Li X D. Iterative learning control for 2-D linear discrete systems with Roesser's Model[C]//2012 12th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV). IEEE, 2012: 464-467.

[51] Wan K, Li X D. Iterative learning control for two-dimensional linear discrete systems with Fornasini-Marchesini model[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2017, 15(8): 1710-1719.

[52] Xu Q Y, Li X D, Lv M M. Adaptive ILC for tracking non-repetitive reference trajectory of 2-D FMM under random boundary condition[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2016, 14(2): 478-485.

[53] Wan K, Wei Y S. Adaptive ILC of tracking nonrepetitive trajectory for two-dimensional nonlinear discrete time-varying Fornasini-Marchesini systems with iteration-varying boundary states[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2021, 19(1): 417-425.

[54] Xing J, Chi R, Lin N. Adaptive iterative learning control for 2D nonlinear systems with nonrepetitive uncertainties[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2021, 31(4): 1168-1180.

[55] Foudeh H A, Luk P, Whidborne J. Application of norm optimal iterative learning control to quadrotor unmanned aerial vehicle for monitoring overhead power system[J]. Energies, 2020, 13(12): 3223.

[56] Meng D, Jia Y. Formation control for multi-agent systems through an iterative learning design approach[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2014, 24(2): 340-361.

[57] 张普, 薛惠锋, 高山, 等. 具有混合执行器故障和多未知控制方向的多智能体编队系统自适应协同容错控制[J]. 国防科技大学学报, 2022, 44(2): 131-140.

[58] Huang J, Wang W, Su X. Adaptive iterative learning control of multiple autonomous vehicles with a time-varying reference under actuator faults[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(12): 5512-5525.

[59] 赵广社, 张文慧, 高雷涛, 等. 切换拓扑下时变非线性多智能体系统的一致

- 性[J].信息与控制, 2021, 49(6): 641-648.
- [60] Reynolds C W. Flocks, Herds and Schools: A Distributed Behavioral Model[J]. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 1987, 21(4):25-34.
- [61] Jadbabaie A, Lin J, Morse A S. Coordination of groups of mobile autonomous agents using nearest neighbor rules[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2003, 48(6): 988-1001.
- [62] Olfati-Saber R, Murray R M. Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(9): 1520-1533.
- [63] Meng D, Jia Y, Du J, et al. On iterative learning algorithms for the formation control of nonlinear multi-agent systems[J]. Automatica, 2014, 50(1): 291-295.
- [64] Yang N, Li J. Distributed iterative learning coordination control for leader-follower uncertain non-linear multi-agent systems with input saturation[J]. IET Control Theory & Applications, 2019, 13(14): 2252-2260.
- [65] 顾立雯, 王玉龙, 马浪.基于迭代学习的多智能体系统协同编队控制[J].控制工程, 2021, 28(11): 2178-2184.
- [66] Chi R, Hui Y, Wang R, et al. Discrete-Time-Distributed Adaptive ILC With Nonrepetitive Uncertainties and Applications to Building HVAC Systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(8): 5068-5080.
- [67] Wang L X. Adaptive fuzzy systems and control: design and stability analysis[M]. Prentice-Hall, Inc., 1994.
- [68] Yang C, Ge S S, Xiang C, et al. Output feedback NN control for two classes of discrete-time systems with unknown control directions in a unified approach[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 19(11): 1873-1886.
- [69] Ge S S, Yang C, Lee T H. Adaptive robust control of a class of nonlinear strict-feedback discrete-time systems with unknown control directions[J]. Systems & Control Letters, 2008, 57(11): 888-895.
- [70] Ren W, Cao Y. Distributed coordination of multi-agent networks: emergent problems, models, and issues[M]. Springer Science & Business Media, 2010.
- [71] Wang L, Mo S, Zhou D H, et al. Robust delay dependent iterative learning fault-tolerant control for batch processes with state delay and actuator failures[J].

Journal of Process Control, 2012, 22(7): 1273-1286.

[72] Huang J, Wang W, Su X. Adaptive iterative learning control of multiple autonomous vehicles with a time-varying reference under actuator faults[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(12): 5512-5525.

[73] Liu G, Hou Z. Cooperative adaptive iterative learning fault-tolerant control scheme for multiple subway trains[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 52(2): 1098-1111.

[74] Liu G, Hou Z. RBFNN-based adaptive iterative learning fault-tolerant control for subway trains with actuator faults and speed constraint[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 51(9): 5785-5799.

[75] Chen J, Hua C, Guan X. Iterative learning model-free control for networked systems with dual-direction data dropouts and actuator faults[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 32(11): 5232-5240.

[76] Xu Q Y, Li X D. HONN-based adaptive ILC for pure-feedback nonaffine discrete-time systems with unknown control directions[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 31(1) : 212-224.

[77] Liu C, Qiao H, Su J, et al. Vision-based 3-D grasping of 3-D objects with a simple 2-D gripper[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2013, 44(5): 605-620.

学位论文数据集表

关键词*	自适应迭代学习控制；模糊逻辑系统；未知控制方向；多智能体系统；Fornasini-Marchesini 模型
密级*	公开
中图分类号*	TP13
UDC	007.5
论文资助	
学位授予单位名称*	广东技术师范大学
学位授予单位代码*	10588
学位类别*	电子信息硕士
学位级别*	硕士
论文题名*	基于模糊和多智能体的自适应迭代学习控制研究
并列题名	
论文语种*	中文
作者姓名*	麦庆全
学号*	2112101029
培养单位名称*	广东技术师范大学
培养单位代码*	10588
培养单位地址	广州市中山大道西 293 号
邮编	510665
学科专业*	电子信息
研究方向*	新一代电子信息技术（含量子技术等）
学制*	3 年
学位授予年*	2024 年
论文提交日期*	2024 年 6 月 7 日
导师姓名*	许清媛
导师职称*	副教授
评阅人	匿名评阅
答辩委员会主席*	章国豪
答辩委员会成员	孙靖虎、李致富、肖蕾、梁海华
电子版论文提交格式	文本（ <input checked="" type="checkbox"/> ） 图像（ <input type="checkbox"/> ） 视频（ <input type="checkbox"/> ） 音频（ <input type="checkbox"/> ） 多媒体（ <input type="checkbox"/> ） 其他（ <input type="checkbox"/> ） 推荐格式：word/pdf
论文总页数*	63

注：“*”为必填数据，为 22 项。

