

控制与决策

Control and Decision

基于神经动力学优化的无人系统研究综述

刘洋, 吴昊天, 王林晟, 葛泉波, 朱信忠

引用本文:

刘洋, 吴昊天, 王林晟, 等. 基于神经动力学优化的无人系统研究综述[J]. *控制与决策*, 2025, 40(7): 2049–2069.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.1452>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于深度学习的仿生集群运动智能控制

Intelligent control of bionic collective motion based on deep learning

控制与决策. 2021, 36(9): 2195–2202 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0071>

基于Frenet坐标系的自动驾驶轨迹规划与优化算法

Trajectory planning and optimization algorithm for automated driving based on Frenet coordinate system

控制与决策. 2021, 36(4): 815–824 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0748>

四旋翼无人机抗干扰轨迹跟踪控制

Anti-interference trajectory tracking control of quadrotor UAV

控制与决策. 2021, 36(2): 379–386 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0875>

基于生物启发神经网络和DMPC的多机器人协同搜索算法

Multi-robot cooperative search algorithm based on bio-inspired neural network and DMPC

控制与决策. 2021, 36(11): 2699–2706 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0959>

基于神经动态优化的非线性系统近似最优跟踪控制

Approximate optimal tracking control for nonlinear systems based on neurodynamic optimization

控制与决策. 2021, 36(1): 97–104 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0056>

基于神经动力学优化的无人系统研究综述

刘洋^{1,2,3†}, 吴昊天¹, 王林晟¹, 葛泉波^{4,5,6}, 朱信忠⁷

- (1. 浙江师范大学 数学科学学院, 浙江 金华 321004; 2. 浙江师范大学 杭州自动化学院, 杭州 311231;
3. 浙江师范大学 浙江全省智能教育技术与应用重点实验室, 浙江 金华 321004;
4. 南京信息工程大学 自动化学院, 南京 210044; 5. 大气环境与装备技术协同创新中心, 南京 210044;
6. 江苏大数据分析 & 智能系统省高校重点实验室, 南京 210044;
7. 浙江师范大学 计算机科学与技术学院, 浙江 金华 321004)

摘要: 随着无人系统技术的快速发展, 其在高精度、高风险及复杂环境任务中的应用日益广泛. 然而, 无人系统在实际应用中面临诸多优化挑战, 如轨迹规划与跟踪、编队控制、决策与任务分配以及控制优化等. 传统优化方法在处理这些复杂问题时往往力不从心. 鉴于此, 首先基于神经动力学优化的无人系统若干问题研究现状, 重点介绍几类神经动力学优化方法, 探讨其在无人系统优化问题中的独特优势; 然后详细分析无人系统中几类关键优化问题的数学特性与难点, 并总结神经动力学优化方法在这些问题中的具体应用与成效; 最后展望神经动力学优化方法在无人系统领域未来的发展方向, 强调其在提高无人系统性能、安全性和智能化水平方面的重要作用.

关键词: 神经动力学优化; 路径规划与轨迹跟踪; 编队控制; 任务分配; 控制优化

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyj.2024.1452

引用格式: 刘洋, 吴昊天, 王林晟, 等. 基于神经动力学优化的无人系统研究综述 [J]. 控制与决策, 2025, 40(7): 2049-2069.

A review of unmanned systems research based on neurodynamic optimization

LIU Yang^{1,2,3†}, WU Hao-tian¹, WANG Lin-sheng¹, GE Quan-bo^{4,5,6}, ZHU Xin-zhong⁷

- (1. School of Mathematical Sciences, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China; 2. Hangzhou School of Automation, Zhejiang Normal University, Hangzhou 311231, China; 3. Zhejiang Key Laboratory of Intelligent Education Technology and Application, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China; 4. School of Automation, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 5. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology(CICAET), Nanjing 210044, China; 6. Jiangsu Provincial University Key Laboratory of Big Data Analysis and Intelligent Systems, Nanjing 210044, China; 7. School of Computer Science and Technology, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China)

Abstract: With the rapid development of unmanned systems technology, their applications in high-precision, high-risk, and complex environment missions are becoming more and more widespread. However, unmanned systems face many optimization challenges in practical applications, such as trajectory planning and tracking, formation control, decision-making and task allocation, and control optimization. Traditional optimization methods are often inadequate in dealing with these complex problems. In this paper, based on the current state of unmanned systems optimization, several types of neurodynamic optimization methods are introduced, and their unique advantages in unmanned systems optimization are discussed. Then, the mathematical characteristics and difficulties of several types of key optimization problems in unmanned systems are analyzed in detail, and the specific applications and effectiveness of neurodynamic optimization methods in these problems are summarised. Finally, the paper looks forward to the future development direction of neurodynamic optimization in the field of unmanned systems and emphasizes its important role in improving the

收稿日期: 2024-12-16; 录用日期: 2025-03-07.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62173308, 62033010, 62376252); 浙江省自然科学基金项目 (LRG25F030002); 浙江省“领雁”科技计划项目 (2025C02025, 2025C01056); 江苏省青蓝工程项目 (R2023Q07); 金华市科技计划项目 (2022-1-042).

†通信作者. E-mail: liuyang@zjnu.edu.cn.

performance, safety, and intelligence of unmanned systems.

Keywords: neurodynamic optimization; path planning and trajectory tracking; formation control; task assignment; control optimization

0 引言

近年来,随着对高精度、高风险及复杂环境任务需求的急剧增长,无人系统凭借其高效性、灵活性等显著优势,已成为应对这些挑战的关键新兴技术,在应急响应、环境监测、物流运输等多样化任务中表现出色^[1-4],展现出广阔的应用前景,其研究价值和实践意义不可估量^[5].例如,在应急响应中,无人机与无人船能够迅速抵达灾区,提供实时影像传输、地形分析、物资投送等关键服务,为救援行动提供有力的信息支持^[6].在环境监测领域,它们可持续监测空气质量、水质变化、海洋生态等关键指标,为环境保护和可持续发展提供科学依据^[7].而在物流运输中,无人系统的自动化和高效性大幅降低了运输成本,显著提升了物流效率^[8].

无人系统的研究与应用,特别是以无人机和无人船为代表的技术,已成为现代技术发展的重要课题.它们不仅增强了国防、边境巡逻、海洋监控等领域的自主能力,还为紧急灾难响应和环境保护提供了创新手段^[9].随着相关法规的逐步制定与完善,这些技术的安全和规范化使用得到了有力保障,同时隐私保护问题也得到了重视.例如,通过设立飞行限制区、强化数据加密和隐私保护措施,确保无人系统在合法合规的框架内高效运行^[10].在实际应用中,无人机与无人船在物流运输、农业生产、气象监测、海洋科学研究等领域取得了显著成效^[11-13].它们凭借精准作业和高效数据采集,助力提升各行业生产力,推动社会经济的智能化转型,并为应对气候变化、资源短缺等全球性挑战提供了新的解决方案.

然而,随着无人系统应用的不断深化,其任务需求和操作环境的复杂性也在持续攀升.如何进一步提升无人系统的作业效率、安全性和智能化水平,成为当前研究和应用中的关键挑战^[14-16].在这一进程中,无人系统不仅需要多样化场景中展现出更高的自主能力和鲁棒性,以适应动态变化的环境,还需满足多任务高效执行的需求^[17].这涉及多个核心优化问题,包括轨迹规划与跟踪、编队控制以及决策与任务分配等,这些问题不仅决定了无人系统的基本性能,还直接影响其在复杂任务中的实际效能.

1) 轨迹规划与跟踪是无人系统实现自主导航和精准作业的核心技术之一.在复杂的、多变的,甚至是未知的环境中,系统需要能够快速且有效地生成

最优路径,以确保任务的顺利完成^[18].具体而言,轨迹规划要求系统考虑环境的障碍物、动态变化以及任务需求等因素,生成不仅是最短路径,而且能够最优化资源使用,避开障碍物并降低能耗的路径.同时,路径跟踪精度也是至关重要的,系统需要通过精确控制来确保轨迹跟踪,从而避免任何偏离轨迹的情况,这对于提高效率 and 安全性至关重要.然而,这一过程面临环境的不确定性、实时性要求的高压力,以及路径最优性所带来的权衡等问题.如何在不同的约束条件下选择出最优的路径,并在实际操作中稳定执行,要求无人系统具有强大的适应性和高效的优化算法支持.

2) 编队控制是另一个复杂且重要的无人系统优化问题,尤其在多个无人系统需要协调作业时.编队控制不仅仅关乎单个无人系统的运动规律和控制策略,还涉及到多系统之间的相互协作和信息交互^[19].在动态环境中,无人系统需要实时调整队形来适应不断变化的任务和环境条件,同时保证队形的稳定性与灵活性,以实现高效的集体任务完成.例如,在执行搜索与救援、灾后评估或监测等任务时,多个无人系统需要在不断变化的环境中协同工作,既不能打乱队形,又要避免系统间的冲突和资源浪费.因此,编队控制问题不仅涉及到控制单个系统的路径,还要对系统间的通信和协作机制进行精细设计,以确保多系统协同作业的整体效能最大化.

3) 决策与任务分配则是在多任务环境中实现智能调度和资源优化的关键问题.在面对多个任务和有限资源的情况下,如何合理地分配任务、调度资源,以最大化整体系统的效能,成为无人系统面临的又一大挑战^[20].这一过程的复杂性主要体现在任务之间的关联性、资源的有限性以及时间的紧迫性等多重因素的交织作用下.如何在这些因素的约束下,通过有效的优化算法实时决策,并在最短时间内作出高效、合理的资源配置,是提高系统效率和应对复杂环境挑战的关键.例如,在灾难响应或军事行动中,时间和资源的紧张性使得任务分配和资源调度的优化尤为重要.因此,决策与任务分配的优化问题不仅要求系统具备高效的计算能力,还需要足够的智能化水平,以应对多种动态变化的环境和需求.

传统的优化工具在面对这些复杂问题时往往力不从心,因为它们难以同时满足实时性、精确性和鲁

棒性的要求. 因此, 研究并开发新的优化方法, 特别是基于神经动力学的优化方法, 显得尤为重要. 近年来, 神经动力学系统作为一种通过电路实现的人工神经网络, 凭借其卓越的收敛特性和鲁棒性, 在解决复杂非线性优化问题方面展现出非凡的能力, 并逐渐成为解决此类问题的前沿手段^[21], 也在相关的无人系统研究中得到了成功的应用. 这不仅为无人系统提供了更加高效、灵活的算法支持, 开辟了解决相关问题的新路径, 还为无人系统的未来发展注入了强劲动力.

具体而言, 最早的相关研究源于模拟电路的工作^[22-24]. 在 20 世纪 80 年代中期, Hopfield 等^[25-27] 在神经网络研究框架下率先提出并发展了神经动力学优化方法, 为这一领域奠定了基础性理论和实践方向. 通过将优化问题映射为动态神经网络的状态演化, 他们设计了能够自然收敛至最优解的反馈型神经网络模型, 展示了神经网络在求解非线性和组合优化问题中的潜力, 尤其是对复杂约束条件和多目标问题的处理能力. 这种电路实现的动态模型表现出优异的收敛性、鲁棒性和实时响应能力, 逐渐成为解决复杂优化问题的重要工具, 推动了神经动力学优化方法的广泛应用和持续发展, 并为后续研究提供了重要理论支撑. 基于不同的设计原则, 许多用于解决各种优化问题的神经动力学方法应运而生, 包括从线性规划到非线性规划、光滑优化到非光滑优化、凸优化到全局和组合优化等. 文献^[28]对神经动力学优化的设计 and 应用进行了总结, 文献^[21]则回顾了这一领域的最新进展.

无人系统与神经动力学结合的研究已取得一定进展, 多个研究团队在该领域开展了深入探索并取得了重要成果. 例如, 香港城市大学团队对神经动力学的理论发展做出了巨大贡献, 同时将其成功地应用到复杂环境下无人船集群的轨迹规划以及无人系统的任务分配^[29-39]中; 大连海事大学团队聚焦于神经动力学模型在无人船中的应用, 实现了多集群无人船在复杂海况下的高效路径规划与避障, 保证了无人船在自主航行过程中的安全性^[40-48]. 此外, 东南大学团队^[49-56]、上海交通大学团队^[57-60]、哈尔滨工业大学团队^[61-72]、华中科技大学团队^[73-81]、中国科学院大学团队^[82-87]以及浙江师范大学团队^[88-103]等以及众多优秀学者为神经动力学的理论及发展做出了重要的贡献, 为无人系统在复杂环境中的自主决策提供了新思路. 这些团队的研究不仅推动了无人系统与神经动力学交叉领域的发展, 也为相关技术的实际应用奠定了坚实基础.

本文的内容组织如下: 首先, 介绍几种具有代表性的神经动力学优化模型, 用以解决无人系统中的几类重要优化问题; 然后介绍无人系统中的轨迹规划与跟踪、编队控制、任务分配以及控制优化等几类重要问题及其优化特性; 最后, 给出结论与展望.

1 神经动力学优化方法

在无人系统的复杂优化问题中, 传统的优化方法可能因计算复杂度高、对问题结构敏感等局限性而难以满足实际需求. 近年来, 基于神经动力学的优化方法因其强大的非线性处理能力和并行计算能力, 逐渐成为解决无人系统优化问题的有力工具. 本节主要针对凸优化问题和非凸优化问题, 介绍其对应的经典神经动力学方法以及基本收敛特性.

1.1 凸优化问题的神经动力学方法

1) 考虑以下凸优化问题:

$$\min_{x \in \Omega} f(x), \quad (1)$$

其中 Ω 为 \mathbb{R}^n 空间上的闭凸集. 具体而言, Ω 为 \mathbb{R}^n 空间上的有界超盒, 并且 $f(x)$ 为二次可微的凸函数. 为了解决式 (1), 文献^[30]提出投影神经动力学系统

$$\epsilon \frac{dx}{dt} = \mathcal{P}_\Omega(x - \nabla f(x)) - x, \quad (2)$$

其中 \mathcal{P}_Ω 为投影函数. 可以观察到, 系统 (2) 的平衡点等价于凸优化问题的最优点. 文献^[30]证明系统 (2) 能够全局收敛于最优点.

2) 考虑以下一般形式的凸优化问题:

$$\begin{aligned} & \min_{x \in \Omega} f(x); \\ & \text{s.t. } g(x) \leq 0, \quad h(x) = 0, \quad x \in \Omega. \end{aligned} \quad (3)$$

其中: Ω 为 \mathbb{R}^n 空间上的有界超盒, $f(x)$ 、 $g(x)$ 为二次可微的凸函数, $h(x)$ 为仿射函数.

在凸优化问题的研究领域, 对于上述一般形式的问题, 已经建立了相对完善的理论体系. 通常而言, 此类问题的最优解与一个变分不等式问题的解是等价的, 这一充要条件(正则条件下)被广泛认知为 Karush-Kuhn-Tucker(KKT) 条件, 有

$$\begin{aligned} & \nabla f(x) + \nabla g(x)^\top \lambda + \nabla h(x)^\top \mu = \mathbf{0}_n, \\ & \lambda \geq \mathbf{0}_m, \quad g(x) \leq \mathbf{0}_m, \\ & \lambda^\top g(x) = 0, \quad h(x) = \mathbf{0}_q, \\ & x \in \Omega. \end{aligned} \quad (4)$$

根据式 (2) 和 (4), 可以设计一个如下所示的具有两层隐藏层及一层输出层的 3 层投影神经动力学系统, 该系统基于投影神经动力学原理构建, 旨在有效解决所考虑的带约束凸优化问题:

$$\begin{aligned}\epsilon \frac{dx}{dt} &= -x + \mathcal{P}_\Omega(x - (\nabla f(x) + \\ &\quad \lambda^T \nabla g(x) + \mu^T \nabla h(x))), \\ \epsilon \frac{d\lambda}{dt} &= -\lambda + (\lambda + g(x))^+, \\ \epsilon \frac{d\mu}{dt} &= h(x).\end{aligned}\quad (5)$$

在凸优化框架下构建的3层投影神经动力学模型,因其独特的优势,已被广泛且成功地应用于后文第2节详细阐述的路径规划、编队控制等一系列无人系统中的二次规划问题.相较于传统的优化求解器,神经动力学方法展现出显著的优势.首先,它不依赖于步长的选择,从而避免了因步长不当而导致的收敛速度缓慢或振荡问题,确保了优化过程的稳定性和一致性.其次,该方法凭借其高效的求解速率,能够迅速找到问题的最优解,这对于实时性要求极高的无人系统而言至关重要.再者,其收敛精度高,能够确保解的质量满足实际应用中的严苛要求,为无人系统的精确控制和规划提供了有力保障.

3) 针对如下分布式凸优化问题:

$$\begin{aligned}\min_{x_i \in \Omega_i \subseteq \mathbb{R}^n} f(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^N f_i(x_i); \\ A\mathbf{x} = b, g(\mathbf{x}) &\leq 0.\end{aligned}$$

其中: $\mathbf{x} = \text{col}[x_1, x_2, \dots, x_N] \in \mathbb{R}^{n \times N}$, $\Omega_i \subseteq \mathbb{R}^n$ 为局部凸约束, f_i 为二次可微凸函数, $A\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N A_i x_i$, $g(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N g_i(x_i)$ 为全局耦合约束.针对该类分布式优化问题,文献[58]研究了一种神经动力学方法解决可分离的分布式耦合优化问题,所提出的方法不需要任何中心来处理全局耦合约束.同时,针对带有一致性约束的分布式优化问题

$$\begin{aligned}\min_{x_i \in \Omega_i \subseteq \mathbb{R}^n} f(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^N f_i(x_i); \\ x_i = x_j, \forall i, j &= 1, 2, \dots, N.\end{aligned}$$

约束 $x_i = x_j$ 可以转换为等式约束 $(L \otimes I_n)\mathbf{x} = \mathbf{0}$ ^[104], 其中 L 为分布式系统连接拓扑的拉普拉斯矩阵,基于此,可以设计双层投影神经动力学系统

$$\begin{aligned}\epsilon \frac{dx}{dt} &= \mathcal{P}_\Omega(\mathbf{x} - (\nabla_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}) + (L \otimes I_n)(\mathbf{x} + u))), \\ \epsilon \frac{du}{dt} &= (L \otimes I_n)\mathbf{x}.\end{aligned}$$

容易得到如果分布式系统的连接拓扑为无向连通图,则上述系统可以收敛到对应问题的最优解.若该问题还含有更一般的约束,则可以采用与2)中类似的分析方法,得到一般约束下的多层投影神经网络并

收敛到最优解.此外,文献[67-68, 89-90, 105]研究了分布式凸优化框架下的非光滑问题.文献[92]基于动态双事件触发,开发了针对分布式凸优化问题的算法.文献[96]针对分布式凸优化问题提出了一种分布式事件触发间歇控制.文献[95]提出了一种预定义时间分布式优化算法,可以在给定时间收敛到足够接近最优解的状态,以降低控制的成本和提高算法的效率.文献[88, 91, 106]将实数域上的分布式凸优化拓展到四元数域、Clifford域以及矩阵值域上,为更广泛的优化问题提供了理论基础.无人系统涉及的大规模优化问题均可采用神经动力学方法高效求解,具体而言,可根据不同应用场景分析优化问题的类型,并结合其结构特性设计相应的神经动力学方程,从而实现优化求解.

1.2 非凸优化问题的神经动力学方法

针对目标函数和约束条件均为非凸的优化难题,前述神经动力学方法可能会失效,甚至难以收敛到此类非凸优化问题的KKT点.此外,单一的神神经动力学系统在逃离局部极小点方面表现出较弱的能力.因此,问题的关键是如何保证神经动力学收敛到非凸优化问题局部点的同时,跳出局部最优寻找更优.协作神经动力学优化是一种结合群体智能与神经动力学优化技术的混合智能框架,具备强大的全局优化能力.该框架中,多个神经动力学模型并行协作以探索局部最优解,当模型达到局部收敛时,通过元启发式规则重置初始值,从而打破局部极值的限制,进一步引导全局最优解的高效搜索^[52,69,93-94,97-100,107-111].

具体而言,文献[93]提出一种基于增广拉格朗日函数的协作式神经动力学系统,建立了解决分布式非凸优化问题的方法.文献[100]提出了基于双时间尺度的协作式神经动力学系统,该方法不需设计拉格朗日函数的增广项,能够收敛到分布式非凸优化问题的全局最优解.文献[97]提出了一种基于替代函数的协作式神经动力学系统,能够解决分布式非凸优化问题.此外,为了减少通信带宽成本,文献[99]研究了基于事件触发机制的协作式神经动力学方法,在排除芝诺行为的同时能够解决分布式非凸优化问题.总而言之,基于神经动力学框架的方法充分利用了多模型协同与启发式调整的优势,能够显著提升全局优化的效率与效果.

2 无人系统中的优化问题

在无人系统的广泛应用领域中,优化问题作为其性能与效率提升的核心要素,深刻影响着其在执行多样化复杂任务时的实际成效.因此,本节将深入

剖析无人系统中几类至关重要的优化问题,并阐述它们的数学特征和面临的难点。

2.1 路径规划与轨迹跟踪

路径规划是一个确定无人机从初始点到目标点的路径的问题。无人机的路径确定应不受来自周围障碍物的所有碰撞,其计划运动满足无人机的物理/运动学约束,如电能和动能^[112]。目前,关于无人系统路径规划技术在各种应用中的研究已非常广泛^[113]。无人系统路径规划过程主要包括两个关键步骤:1)表示无人系统在三维环境中的对象和障碍物以识别可自由操作的工作空间;2)创建一张地图或图表,综合考虑无人系统的配置和规范在二维或三维环境中的适用性^[114]。而无人系统路径规划技术大致可以分为两类:第1类基于c-空间的表示方法,包括单元分解^[115]、路线图^[116]、势场^[117-118]以及Voronoi图等技术^[119];第2类基于坐标和非坐标的方法,如A*算法^[120]、遗传算法^[121]、Dijkstra算法^[122]、进化模型^[123-124]等算法。上述路径规划技术与算法被用来探索无人机的最优行为,以找到最优解决方案。

2.1.1 路径规划

无人系统的路径规划是实现自主性的标志性问题^[125],其主要目标是减少最优路径规划的计算成本和时间。但是由于无人系统的路径规划充满了各种因素,目前没有精确的算法来定义无人机的最佳路径。学者们集中了无人机最优路径规划的主要挑战:路径长度、最优性、完整性、成本效益、时间效益、能源效益、鲁棒性和避障^[114],其中避障问题是大部分路径规划问题研究中的热门问题。学者们在基于避障的基础上定义优化问题时也涉及了多个方面,包括路径的最优性、环境的实时性、避障策略的有效性等。在明确主要目标后,产生的路径应该是最优的,使它消耗最小的能量,花费更少的时间,并减少无人系统的碰撞的影响。在考虑无人车、无人船以及无人机等路径规划问题上,电机和转向发动机驱动的螺旋桨的运动轨迹范围和运动速度由于其机械特性而受到限制,在优化时应考虑输入范围和输入增量范围作为约束条件^[126-127]。

研究路径规划问题的常用方法是将其建模为优化问题,进一步在所有可能解中寻找最优解。建模避障优化问题的方法也有许多,如罚函数的利用。文献^[128]考虑了无人机的避障问题,通过比较碰撞轨迹和无碰撞引导路径来表示惩罚函数中的碰撞项,同时加入光滑性和可行性的罚函数项,最终无人机的避障问题被建模成一个目标函数近似二次函数的优

化问题。接着,该文献利用欧几里得有符号距离场来刻画梯度大小和方向,并应用拟牛顿法得到最优解,最后利用b样条曲线生成轨迹。

文献^[127]提出了一种基于神经动力学的分布式算法,用于为一组自主表面无人车系统生成轨迹。通过凸化,轨迹生成问题被表述为一个具有仿射约束条件和二次目标函数的分布式优化问题,以减少单一车辆故障的风险,并提高整体系统的鲁棒性。同时采用神经动力学方法和滚动优化机制来解决该分布式优化问题,通过四个全驱动和欠驱动自主表面无人车系统生成轨迹的仿真结果,与传统集中式轨迹生成方法相比,该算法在实时性和可扩展性方面表现出色,适用于大规模自主表面无人车群体的轨迹规划。

2.1.2 轨迹跟踪

轨迹跟踪是无人系统执行任务和具身智能的关键,核心是确保无人系统沿着预先设定的轨迹高精度地运动,同时适应动态变化的环境。在实际的应用场景中,先前规化的理想路径可能受到外界扰动、不确定性因素或者系统自身动态约束的影响,这就要求轨迹跟踪需要较强的鲁棒性和较快的响应能力,同时使无人系统在环境中严格按照预定轨迹运动。轨迹跟踪的核心挑战包括对环境变化的响应能力、控制跟踪精度、鲁棒性和能耗效率等^[129-130]。在跟踪精度、动态环境的适应性以及控制策略的鲁棒性中涉及很多优化问题,为解决跟踪中的多种优化问题,研究者们提出了多种控制算法和优化策略,例如比例-积分-微分(PID)控制、模型预测控制、滑模控制等。然而,算法的实现往往需要搭配一定算力的硬件才能发挥轨迹跟踪出色的表现力,因此实时性和计算复杂度之间的平衡也成为轨迹跟踪算法的重要挑战之一。

轨迹跟踪问题的一个重要特性就是要满足无人系统的动力学和运动学约束,这些约束包括速度、加速度和输入上下限等^[131]。与路径规划相比,轨迹跟踪的重点更在于实时性控制、对轨迹误差的快速响应以及复杂环境下的鲁棒性。因此控制算法要在实时性和计算复杂度之间寻找一个平衡,高性能的设备也是无人系统出色表现的关键。

文献^[36]研究了受速度和输入约束的自主水下航行器的路径跟踪控制问题。通过结合运动学控制律、扩展状态观测器和参考调节器,提出一种基于神经动力学的控制方法,如图1所示。具体而言,在制导环节,基于反步法技术和视线制导原理,推导了期望的航速和俯仰角速率的运动学控制律。在控制环

节,构造了扩展状态观测器,用于估计由未知内部动力学和外部干扰组成的扩展状态,并基于扩展状态观测器设计了一种抗干扰控制律.为了连接制导环节和控制环节,提出一种参考调节器,用于在速度和输入约束内计算最优制导信号,最后该参考调节器被建模为一个含二次目标函数的凸优化问题,并采用投影神经网络(5)实时求解该优化问题,其中 $g(x)$ 为一个二次不等式约束, $h(x)=0$.结果表明,与基于线性化的控制器和模型预测控制方法相比,该方法无需精确模型,且能处理状态和输入约束,具有更好的实用性和鲁棒性.

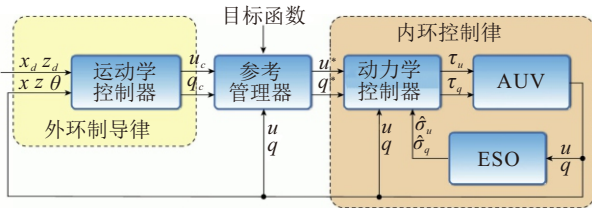


图1 垂直视线路径跟踪与控制架构^[36]

文献[132]针对海上航行器在波浪中的路径跟踪和减摇稳定问题,提出了一种基于神经动力学优化的模型预测控制方法.在模型预测控制的实现过程中存在两个主要挑战,即计算压力和闭环稳定性.模型预测控制方法构建的优化问题为一个凸优化问题,最后通过投影神经网络(5)对应进行求解.结果表明,基于投影神经网络能够解决模型预测控制中的二次规划问题,实现路径跟踪和减摇稳定的综合控制.与标准模型预测控制方法和传统控制方法相比,该方法在保证控制性能的同时,显著降低了计算负担,更适合实时应用.同时,为了加快收敛,文献[133-134]基于序列二次规划算法,设计了一种双时间尺度递归神经网络范式以解决最小极大优化问题,与单时间尺度的递归神经网络相比,仿真结果显示收敛性显著增强.

可以看到,无人系统中的路径规划、轨迹跟踪等多个关键领域与优化息息相关,同时这些问题无一不展现出复杂的数学特征与非线性特性,这便对算法的高效性与鲁棒性提出了极高要求.在此背景下,神经动力学方法凭借其独特的优势,逐渐成为解决无人系统优化问题的重要工具.

2.2 编队控制问题

编队控制作为无人系统中分布式感知与合作的关键组成部分,对于多个无人系统协同作业而言至关重要.如何维持队形的稳定性和灵活性,同时高效完成既定任务,已成为极具挑战性的优化课题^[135-141].近年来,随着人工智能^[142-143]、机器人技术^[144-145]以及

海洋工程和自主无人机^[146-147]等领域的飞速发展,多智能体系统的分布式编队控制问题受到前所未有的关注.编队控制的优化不仅需要考虑无人系统之间的信息交互与协调,以实现整体效能的最大化,还需应对诸如障碍物规避、能量消耗最小化以及任务执行效率提升等多重挑战.这一过程不仅涉及位置的精确跟踪与保持,还涵盖速度、航向、加速度等动力行为的精细协调.

在学术探讨中,编队控制问题被细致地划分为3个核心子问题^[148].首要挑战在于编队生成,旨在设计一套机制,引导处于随机初始状态的多智能体系统,形成预设的编队拓扑结构,并确保智能体能够有效聚合,构建起满足任务需求的初始队形.其次,控制策略需聚焦于编队在执行任务过程中的稳定性与准确性的维护,要求策略能够动态调整智能体的行为,确保团队在行进中持续保持既定的队形,从而保障整体作战效能.最后,地层重建问题尤为关键,即在面对复杂多变的作战环境,如障碍物阻挡、智能体间通信中断等突发状况时,系统需具备迅速且自主地重构交互拓扑的能力,以适应新的环境条件,确保编队功能的持续有效.

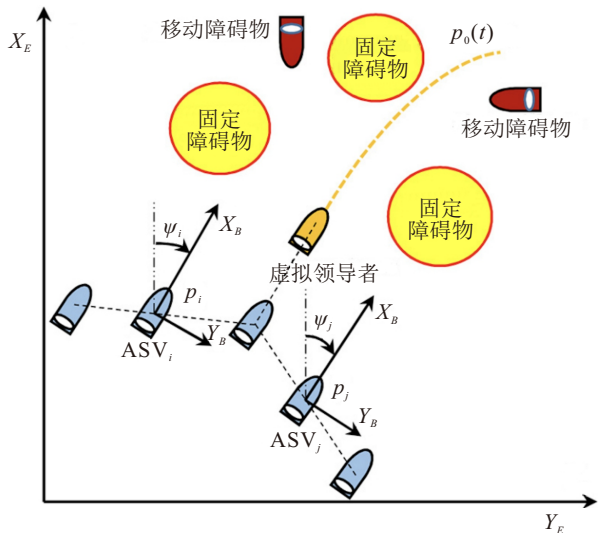
针对交互式拓扑控制中的重构难题,学术界已提出集中式与分布式两类主要控制策略.集中式策略倾向于通过统一的指挥中心来全局协调各智能体的行为,以期实现全局最优的重构方案;而分布式策略则侧重于智能体间的自主协商与局部决策,旨在减少中心依赖的同时,提升系统的灵活性与鲁棒性.

在最新的研究中,多智能体系统的分布式编队控制研究主要聚焦并可以大致分为3类:一是基于领导-跟随者的编队控制,二是基于虚拟结构的编队控制,三是基于行为的编队控制.这些方法各有千秋,适用于不同的应用场景,共同推动着多智能体系统编队控制技术的不断进步与发展.

2.2.1 基于领导-跟随者的编队控制

在基于领导-跟随者的编队控制方法中,所有编队成员被赋予两种角色:领导者或跟随者.其核心思想为通过一个或多个领导者来引导整个编队的运动,而跟随者则根据领导者的位置和动作调整自己的位置和动作,以保持编队的形成和稳定.这种方法通过明确的角色分工和简单的跟随策略,实现了编队的协同控制.图2展示了在虚拟领导者引领下的编队跟随模型.

在文献[41]中,研究了一个有虚拟领导者的 N 个欠驱动水上无人车的编队问题,针对其在物理约束、模型不确定性和环境干扰下的队形控制问题,

图2 领导跟随者模型^[41]

提出一种障碍物认证的分布式模型预测控制方法。将该安全型编队控制拆分成3个带约束的二次规划的子问题——位置控制优化问题、安全控制优化问题、航向控制优化问题。以位置控制的优化问题为例,其抽象出来的模型预测控制问题实际上就是在每一时刻求解一个带约束的二次规划问题。通过设计单层递归型神经网络,能够在有限的时间内找到该二次规划问题的最优解,从而满足编队控制的实时性的需求。

领导-跟随者编队控制方法的优点在于其实现简单直观,通过明确的角色分工和跟随策略能有效实现编队协同。然而,该方法也存在鲁棒性较差的缺点,高度依赖领导者的性能和决策,一旦领导者出现问题,整个编队便可能失控。

2.2.2 基于虚拟结构的编队控制

在基于虚拟结构的编队控制方法中,关键在于构建一个表征期望编队形状与运动模式的虚拟结构。此结构定义了编队的理想状态,随后通过精确推导,确定虚拟结构上各虚拟目标点的运动特性。进而,设计精巧的编队控制律,引导实际机器人或无人机紧密追踪这些虚拟目标点。这一过程依赖于对虚拟结构上各点运动轨迹的精准计算,确保实际智能体能够准确复现虚拟结构所定义的编队形态,从而实现高精度、高协同的编队控制效果。

文献[34]探讨了多自动驾驶汽车在未知动力学和状态约束条件下的分布式编队控制问题。该方法首先基于虚拟结构的理想路径设计编队控制框架,为应对未知动力学挑战,采用模糊系统近似输入输出数据。通过精心设计的分布式导引律,确保多自动驾驶汽车系统能够沿参数化路径移动,并维持预定的编队模式。再将求解最优引导信号的问题转化为

一个带约束的优化问题,并根据约束、目标函数设计相应的神经动力学方程进行求解,以获得既满足速度约束又使控制力最小的最优制导信号。

此外,为实现无碰撞的协同路径跟踪,文献[46]提出了一种基于指令优化、在线学习和自触发通信的安全认证学习控制方法。具体而言,其引入控制屏障函数,通过正向不变集确保系统的安全性,并利用指令优化生成满足安全、状态和输入约束的最优虚拟控制信号,最后采用神经动力学优化方法实时求解二次优化问题。此外,在路径变量协调中引入自触发机制以减少监听和触发次数。结果表明,基于所提出的安全认证协同路径跟随方法,可保证输入到状态的安全性,从而维持安全编队。

基于虚拟结构的编队控制方法以其对机器人动力学特性的低要求而著称,显著提升了系统的灵活性,并且有效规避了因单一系统受干扰或损坏而导致的整体失效风险。然而,该方法也伴随着一些挑战:它涉及复杂的计算过程,对通信带宽和计算能力提出了较高要求。此外,在面对动态环境或存在不确定性的场景时,虚拟结构的实时更新可能变得困难,进而影响控制的即时响应能力和鲁棒性,这是在实际应用中需要特别关注并克服的难点。

2.2.3 基于行为的编队控制

基于行为的编队控制方法是一种通过为各个智能体预设一系列期望行为来实现协同控制的策略,这些期望行为通常涵盖聚合保持、碰撞避免、障碍规避等多个方面。例如,一种基于近距离行为观测的多飞行器自适应分布式编队飞行策略,能够有效解决分布式编队中存在的灵活性不足的问题。同时,采用仿射变换的编队控制策略也能够助力实现既定的编队目标。文献[86]在多机器人系统的最优编队控制方面,提出了一种基于递归神经网络的优化求解方法。该方法利用形状理论描述期望编队,生成一组保持相对关系不变的可行编队,并通过优化选择与初始编队距离最小的最优编队方案。为此,研究者将编队问题转化为优化问题,并进一步考虑方向、比例及可行范围等约束条件。在机器人完全相同且位置可交换的情况下,问题可归结为组合优化问题,该问题通常难以直接求解。为克服这一挑战,文中采用惩罚函数法将其近似转化为凸优化问题。由于目标函数涉及欧几里得范数,导致优化问题具有非光滑性,研究者利用递归神经网络的并行计算能力,有效提升了求解效率。仿真和实验结果验证了该方法在最优编队控制中的有效性和高效性。文献[47-48]提出了一种基于神经动力学优化的安全认证后退地平线运

动规划与编队控制方法,该方法通过三级模块化控制架构实现了自主水面车辆在复杂海洋环境中的安全、高效合作,如图3所示.这一创新核心在于引入了一种基于动态控制障碍函数的安全认证轨迹生成器,该生成器分别利用双时间尺度神经动力学优化模型与协作式神经动力学优化模型,以解决带有约束的滚动优化问题,从而生成安全轨迹,方法流程如图4所示.结果表明,这些安全轨迹能够确保自主水面车辆在执行合作任务时,实现相邻车辆、固定障碍物和移动障碍物的围护形成,并有效避免碰撞.文献[149]深入研究了在静态和移动障碍物复杂环境下,多艘欠驱动水面船舶沿预定路径进行有限时间安全关键协调控制的问题.为解决这一难题,文中基于正向不变性原理,构造多水面航行器系统的无碰撞速度集合,并将控制问题建模为带有无碰撞速度集合与速度约束的二次优化问题,对应采用神经动力学

方程求解优化问题的最优解.结果表明,该方法利用神经动力学方法的高效优化能力,结合有限时间状态观测器和有限时间控制障碍函数,实时求解二次优化问题,从而统一控制与安全目标,确保多船系统在有限时间内实现无碰撞编队,并满足速度和输入约束.

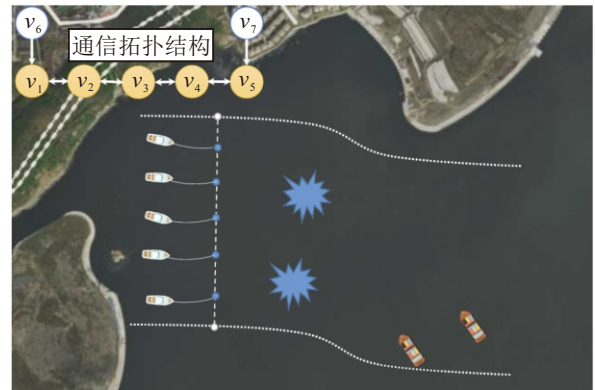


图3 自动水面无人车的避障与控制^[47]

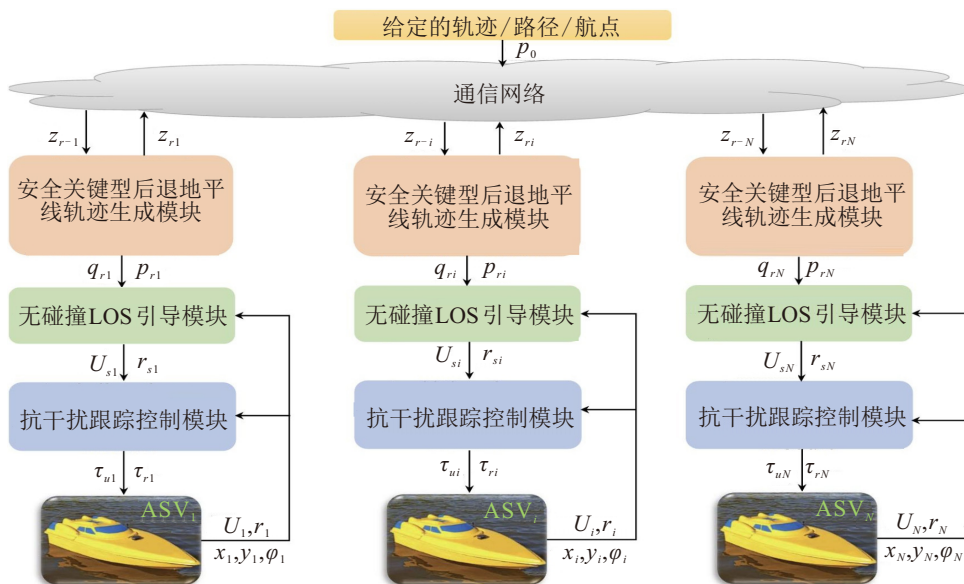


图4 滚动优化和编队控制方法流程^[48]

基于行为的编队控制方法通过直接调控智能体的行为响应,赋予了系统高度的灵活性和自适应性.然而,该方法在处理复杂或高度动态的环境时也展现出局限性,主要挑战在于如何精确设定并动态调整行为规则,以确保编队在这种环境下的稳定性和效率.

在诸多编队控制方法中,核心往往聚焦于通过最小化控制成本或优化控制行为来提升系统性能.从数学的角度看,这往往涉及衡量距离的函数,使得大多数的问题可以看作是二次规划问题.这一过程中的关键环节在于精心设计一个能够处理约束条件的二次规划问题求解器,它作为桥梁连接着理论优化与实际控制实施.基于该求解器,可以进一步推导

出最优控制律或最优引导信号,从而实现对多艘船舶的实时队列控制和整体编队的避撞策略.值得注意的是,神经动力学优化方法凭借其出色的求解速度,在这一框架中发挥了至关重要的作用,它不仅能够高效处理复杂的优化问题,还确保了控制策略的实时性和有效性,为编队控制领域的发展提供了强大动力.

2.3 决策与任务分配问题

在多任务并行的复杂场景中,无人系统需实现智能调度与资源优化配置,以确保整体效能的最大化.决策与任务分配的优化问题,涉及任务间的关联性考量、资源的有限性限制以及时间紧迫性等多个层面^[150-151].为解决这一难题,研究者们已开发出多

种算法,包括启发式算法、动态规划算法及强化学习算法等。这些算法通过模拟和优化决策流程,使得无人系统在多任务场景下实现高效调度与资源优化。然而,当面对大规模、高维度的决策空间时,现有方法可能会因计算复杂度过高而难以寻觅最优解。

依据算法框架的不同,决策与任务分配算法可被划分为集中式算法与分布式算法两大类。集中式算法通过集中的决策流程,确保集群中的个体能够采取协调一致的行动,从而高效协同地完成任任务。该框架在集群协同控制中得到了广泛应用,是组织结构与控制方法的典型代表。在此框架下,整个集群的决策与控制指令主要由一个中心节点或中央控制器处理^[152]。这种集中式设计赋予集群中个体更有序的协作工作能力,进而实现整个系统的协同与高效运行。而分布式算法则采用分散的决策方式,并控制集群内个体间的指令传播,每个个体均负责自身的决策与执行。这种框架设计显著增强了系统的灵活性与健壮性,使其更加适用于分布式环境和大型系统。

2.3.1 集中式任务分配算法

在无人系统执行任务的场景中,集中式框架利用算法明确每个无人机将执行的任务,旨在实现整体效益的最大化。匈牙利算法在多无人系统轨迹规划中的任务分配方面得到了广泛应用^[153-154],如大规模搜救行动^[155]、无人系统跟踪目标以及区域监控^[156]等场景。最大流最小切定理作为图论中的一个基本原理,被应用于多无人机协同轨迹规划,主要涉及任务分配、资源分配和路径规划优化等方面,特别是在考虑多无人机间通信链路分配问题时展现出显著优势^[157]。遗传算法能够有效优化任务分配问题^[158-159],尤其适用于复杂、高维的优化问题,确保任务以最有效的方式被分配和执行。

2.3.2 分布式任务分配算法

分布式任务分配算法能够在无中央控制单元的情况下,高效且公平地在无人系统之间分配任务。这些算法允许每个无人机通过本地通信与计算,依据本地信息做出决策,同时兼顾整个系统的优化目标,如最小化总完工时间或最大化效率。在无人系统搜索任务中,动态规划算法能够优化搜索路径和任务分配^[160-162]。启发式算法在无人系统任务分配中也得到广泛应用,例如,利用信息素模型进行协同搜索、监控或测绘任务^[40,163-164]。协同拍卖算法作为一种分布式决策过程算法,在多无人机系统中被广泛应用于任务分配与资源优化。该方法特别适用于需要快速响应和高水平协作的场景,如大规模侦察任务^[165],也可用于确保无人机通信的稳定性^[166]。在无人系统

分布式协同决策领域,强化学习算法可基于环境反馈优化无人机群的决策流程,确保任务高效安全地执行,例如编队路径规划^[167]、通信效率与协同作战性能提升^[168]、联合搜索^[169]等方面均展现出显著成效。然而,强化学习算法在无人系统协同决策中的应用也面临挑战,例如算法的训练效率、全局最优性保障以及环境动态变化的适应性问题。在复杂任务场景中,环境的不确定性和实时性要求进一步提高了强化学习的难度,这促使人们反思优化算法在无人系统协同决策中的关键作用。优化算法的深入研究与创新,为无人系统在高维动态环境中的高效部署提供了重要支持。

文献[38]研究了多车辆系统的任务分配问题,将其建模为组合优化问题并进一步转化为全局优化问题。研究内容聚焦于多车辆系统中的异质任务分配,考虑了车辆间的合作,提出一种基于协同神经动力学优化的求解方法,通过多个递归神经网络的并行搜索和粒子群优化的迭代初始化,能够实现全局最优解的获取。与经典拍卖算法和匈牙利算法相比,该方法在解决具有异质车辆和复杂合作约束的任务分配问题时展现出更高的灵活性和有效性。文献[55]研究了系统最优动态交通分配问题,通过多智能体系统的分布式神经动力学方法进行求解。研究内容集中在将传统的集中式系统最优动态交通分配问题重新构造为多智能体优化问题,以减少局部存储和计算复杂度。与传统集中式方法相比,该方法在处理大规模交通网络时表现出更高的效率和鲁棒性。此外,文献[39]研究了基于离散 Hopfield 网络的协同神经动力学优化方法在多车辆任务分配中的应用。将原始的二次组合优化任务分配问题重新表述为无约束二次二元优化问题,并引入惩罚函数处理负载能力和合作约束。采用多个离散 Hopfield 网络的集体搜索和粒子群的迭代重初始化,实现全局最优解的寻找。与连续时间投影神经网络和粒子群方法相比,该方法在处理大规模任务分配问题时表现出更快的收敛速度和更高的解质量,如图5所示。

2.4 控制优化

控制优化是提升无人系统性能和稳定性的关键。在无人系统的运行过程中,由于环境的不确定性、系统内部的非线性等因素,往往需要对控制策略进行实时调整和优化。为了实现这一目标,研究者们提出了多种控制优化方法,如自适应控制、鲁棒控制、智能控制等^[170-172]。这些方法通过实时监测和反馈调整,实现了无人系统在各种复杂环境下的稳定运行和高

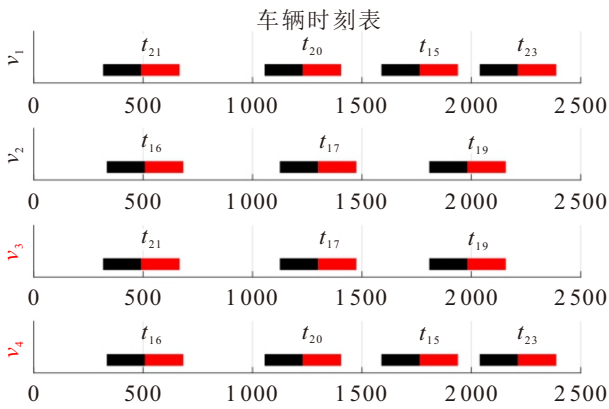


图5 协作式神经动力学生成的车辆任务时间^[39]

效作业. 然而, 现有控制方法在处理这些复杂控制问题时, 可能面临模型不准确、控制策略不灵活等局限性. 本节将详细介绍几类无人系统中常见的控制优化问题.

2.4.1 过驱动系统的控制优化

过驱动系统是指拥有比实现最小控制输入所需更多的控制器或执行器的系统^[173]. 在这类系统中, 控制输入的数量超出了系统的自由度, 因此能够通过多种不同的控制输入组合来达到相同的系统输出或状态. 过驱动系统在飞行器、机器人及航天器等领域尤为常见, 这些系统往往配备了多个执行器以进行精细控制, 例如多推力器配置、多马达驱动等.

过驱动系统面临的核心挑战在于如何高效且合理地分配这些冗余的控制输入, 以期达到性能优化、能耗降低或鲁棒性增强的目的. 控制分配问题实质上是在既定的约束条件和目标框架下, 将过剩的控制输入恰当地分配给各个执行器, 从而确保系统能够达到预期的性能标准. 为此, 研究者们发展了许多控制分配算法, 如基于菊花链控制分配的李亚普诺夫稳定性分析方法^[174]、滑模在线控制分配技术^[175]、量子行为粒子群优化算法^[176]以及基于规划的动态控制分配策略^[177-179]等.

尽管上述方法已展现出良好的控制效果, 但随着对更高性能、更强稳健性以及更低燃料消耗需求的持续增长, 现有的控制分配技术仍面临诸多挑战. 在实际应用中, 过驱动系统的控制分配不仅需要妥善解决控制输入的冗余分配问题, 还必须在诸如执行器物理限制、控制精度等多重约束条件下进行优化. 这就要求人们不断探索和开发更为高效、更为先进的控制设计方法. 文献^[180]为解决过驱动飞行器在复杂控制环境下的控制分配问题提出了一种创新性的方法, 该研究首先聚焦于设计一种自适应神经姿态控制器, 以有效应对系统不确定性、未知时变外部扰动以及非对称输入饱和等约束条件, 进而生成受

限幅度的控制命令. 随后, 为了高效且精确地将这些控制命令分配到各个执行器, 并严格满足执行器的位置和速率约束, 巧妙地将受约束控制分配问题转化为一个凸非线性规划问题. 同时为了求解这一优化难题, 根据具体的约束条件和目标函数, 设计了神经动力学方程以实现实时优化和控制命令的分配, 实现了对控制分配问题的实时、高效求解. 通过仿真验证, 该方法被证明能够在严格遵守所有约束条件的前提下, 确保过驱动飞行器实现高精度的姿态跟踪控制, 从而为解决过驱动飞行器的控制分配挑战提供了启发性的新思路和新途径. 图6为其计算受限控制分配流程.

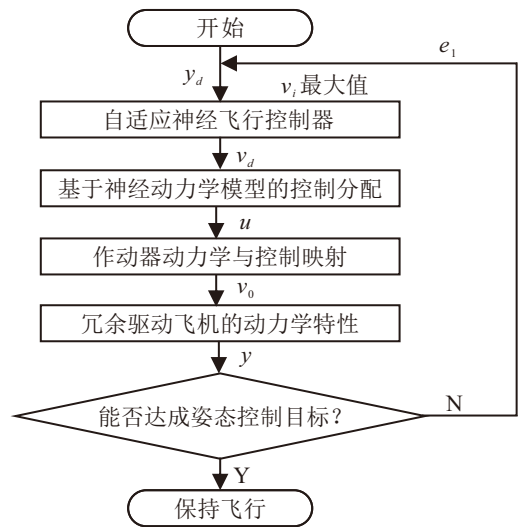


图6 受限控制分配流程^[180]

2.4.2 欠驱动系统的控制优化

欠驱动系统是指控制输入的维度少于系统自由度的系统^[181-182]. 由于其特性, 欠驱动系统广泛应用于多种场景, 包括自动驾驶、环境监测以及海岸线监测等具体任务. 在无人系统领域这类系统尤为常见, 例如自动水面飞行器^[35]、自动水下飞行器^[36]以及无人轮式飞行器^[183]. 由于设计目标(例如简化系统结构或降低成本)的限制, 或因执行器的故障等原因, 欠驱动系统的控制输入往往不足以完全控制所有自由度. 这种输入受限的特性使得欠驱动系统的控制优化问题更加复杂和具有挑战性, 因其要求在有限的控制能力下, 找到最优的控制策略来实现系统的期望行为^[184-188].

在欠驱动系统中, 系统的行为往往呈现出复杂的非线性特性, 并且各个自由度之间存在着紧密的耦合关系. 这意味着, 一个自由度的变化可能会影响到其他自由度, 从而增加控制设计的难度. 为了应对这一挑战, 必须深入理解这些非线性行为和耦合关系, 并巧妙地利用它们来设计出既复杂又精准的控

制策略.为此,研究人员提出许多有效的控制方案.如基于李雅普诺夫理论的欠驱动系统控制律^[189-191]、基于强化学习的控制优化方案^[192-193]等.基于李雅普诺夫理论的方法能够在一定程度上提供稳定的控制解决策略,但在实际应用中,它们往往难以处理物理约束,如执行器的饱和、摩擦、外部干扰等^[183].这些物理约束可能导致控制律的性能下降,甚至使系统变得不稳定.此外,强化学习的优势在于它能够处理复杂的非线性关系和不确定性,同时能够在考虑物理约束的情况下进行优化.然而,强化学习方法也存在一些挑战,如训练时间长、对初始条件敏感以及难以保证全局最优性等.

一些基于模型预测控制的方法可用于特定的欠驱动机电系统,并广泛应用于实际场景中,如欠驱动机器人系统、欠驱动无人车系统、自动水下飞行器、欠驱动航天器等,但是模型预测控制高度依赖于优化问题的精准制定与高效求解方法.在非线性模型预测控制系统中,代价函数和可行区域往往呈现出复杂的非凸特性.这意味着与凸问题相比,寻找全局最优解的过程更加艰难,因为非凸性可能导致存在多个局部最优解,从而增加求解的难度.解决这种全局优化问题极具挑战性,尤其是在实时控制场景中.实时问题要求在极短的时间内找到近似最优解,以满足系统对快速响应的需求.因此,如何在保证控制性能的同时,高效地解决非凸的全局优化问题,成为模型预测控制应用中的一大难题.

文献^[186]针对连续时间欠驱动机电系统提出了一种创新的模型预测控制方法,将控制问题建模为包含动态方程、终端状态和控制输入约束的全局优化问题,并利用协作式神经动力学优化方法进行求解,即通过多个投影神经网络的重置初始化,结合粒子群启发式算法得到该非凸优化问题的全局最优解.这种方法能够实时处理复杂约束,求出全局最优控制信号.结果显示,在轨迹跟踪和编队控制任务中,该方法表现优异,有效解决了欠驱动机电系统的控制难题.文献^[194]针对欠驱动车辆轨迹规划空间有限且易与障碍物碰撞的问题,提出了一种基于协作神经动力学的滚动优化方法.文中将该问题建模为一个序列全局优化问题,包含加权二次导航函数和障碍物规避约束,基于给定的车辆目标配置.通过推导的条件,保证了所建优化问题的可行性,以确保车辆在满足动力学、运动学和避障约束的同时,从起始配置安全到达目标配置,并根据具体的优化目标函数、约束条件结合设计协作神经动力学优化方程求解全局最优解.

2.4.3 安全关键场景下的控制优化

在无人系统的应用中,安全是一个至关重要的考虑因素.特别是在复杂环境中,如存在多个静态或移动障碍物的场景,如何实现安全、有效的控制是一个重大挑战.例如,在无人驾驶汽车的自动驾驶中,需要确保车辆在各种道路条件下都能安全行驶,避免与其他车辆或行人发生碰撞.安全关键场景下的控制优化要求算法能够在保证安全的同时,最大限度优化系统性能,如跟踪精度、响应速度等.

文献^[37]针对自主水下车辆在不确定性和约束条件下的控制问题,提出了一种基于命令优化和干扰估计的抗扰动约束控制方法,如图7所示.该方法首先设计了一个干扰观测器来估计由参数模型不确定性、建模误差和未知环境力组成的总干扰.随后,采用命令优化器在滚动时域内优化命令信号,确保满足状态和输入约束,该优化器被构建为一个二次约束二次规划问题.为解决实时优化问题,研究采用了一种基于单层循环神经网络的神经动力学优化方法,该方法能够在有限时间内收敛到最优解.通过仿真实验验证了所提出方法在处理不确定性、满足约束以及抗扰动方面的有效性,与基于干扰观测器的控制和模型预测控制方法相比,展示了更优越的性能.此外,控制屏障函数是通过集合的前向不变性来保证安全性的有力工具.为了保证安全性,一个常见的策略是通过一个优化问题将控制屏障函数与基于性能的控制律统一起来.如果安全与性能之间存在冲突,则会覆盖性能目标,并事先确保安全.

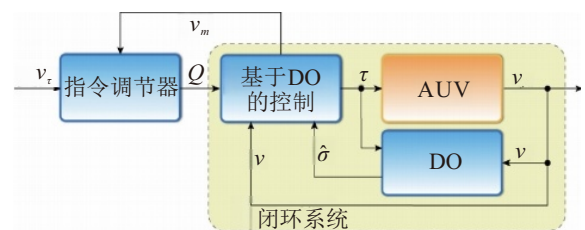
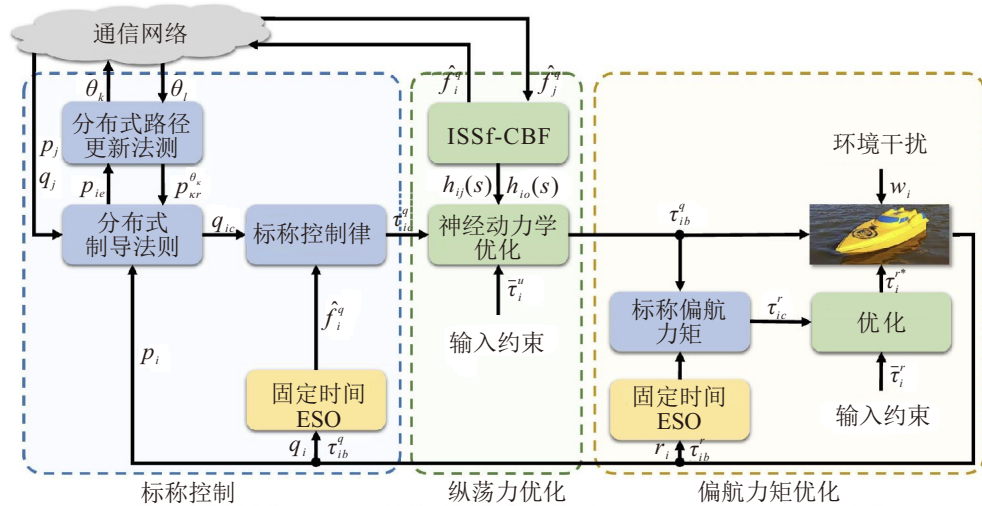


图7 抗干扰约束控制示意图^[37]

文献^[42,195-196]针对欠驱动自主水面车辆在复杂海洋环境中的安全机动控制问题,提出了一种基于神经动力学优化与控制屏障函数的新方法.通过固定时间扩展状态观测器估计模型不确定性和外部干扰,并设计了输入到状态安全作为安全约束,将控制输入映射到状态安全约束上.进而,构建了一个分布式二次优化问题,其目标函数为控制输入的范数,以确保避障和输入约束.采用基于循环神经网络的神经动力学优化方法实时求解该优化问题,计算出满足安全和输入约束的力和力矩,安全控制方法如图8所示.研究证明了闭环控制系统中误差信号

图8 安全控制方法^[42]

的一致最终有界性,并保证了多欠驱动自主水面车辆系统的输入到状态安全性。

文献 [45] 研究了自主水面船舶在非线性模型、环境干扰和物理约束下,通过多个目标进行安全认证的多目标巡航控制问题,并提出了一种基于神经动力学驱动的分布式优化方法.通过设计有限时间分布式观测器来估计目标群组的几何中心位置,并利用控制障碍函数将安全约束编码为状态约束.通过多个递归神经网络实时求解,从而实现多船围绕多个目标的安全巡航。

2.4.4 系统识别与优化

无人系统在实际运行中可能面临模型不确定性和外部扰动等问题,这些问题会导致系统性能下降甚至失稳.因此,通过系统识别技术来不断学习和适应环境变化,对于实现无人系统的精确控制至关重要.系统识别可以帮助无人系统在线估计模型参数和外部扰动,从而实时调整控制策略以应对变化。

近年来,数据驱动的非线性系统识别方法得到广泛关注.常见的黑箱方法包括块状方法^[197]、概率技术^[198]、库普曼算子分析^[199]、神经网络^[200]等.通过选择合适的基函数,这些方法能够有效提取非线性动态特性,尤其是稀疏贝叶斯学习和 LASSO 算法在处理稀疏参数、避免过拟合方面表现出色.然而,由于缺乏全局最优性,模型的准确性提升仍面临挑战.文献 [201] 提出了一种基于双尺度神经动力学学习的非线性系统建模方法,该方法基于优化视角,通过两个不同时间尺度的循环神经网络协同工作,将非线性系统识别问题转化为稀疏线性回归问题,并利用粒子群优化规则在神经动力学网络局部收敛时重新初始化其状态,从而实现全局最优解的搜寻.这种创新性的双尺度神经动力学学习方法能够在存在外

部干扰和测量噪声的情况下,更准确地识别离散时间非线性系统的动态特性,相较于传统方法如 LASSO 和稀疏贝叶斯学习,表现出更高的建模精度和稀疏性.文献 [202] 基于协作式神经动力学优化,研究了稀疏贝叶斯回归方法在系统识别中的应用,特别是针对非线性动力学系统的识别.通过比较不同稀疏回归算法在普通微分方程识别中的性能,发现协作式神经动力学优化稀疏贝叶斯回归在保持模型复杂性与重建误差之间良好平衡方面表现优异,同时通过改进协作式神经动力学优化稀疏贝叶斯回归算法的计算效率,使其在实际应用中更加有效。

综上所述,无人系统中的优化问题具有多样性、复杂性和实时性等特点.同时,无人系统的控制优化研究聚焦于解决多样的优化问题:针对过驱动系统,重点在于通过凸非线性规划分配冗余控制输入,实现性能和能耗优化;在安全关键场景下,构建二次规划框架整合安全和性能控制;在欠驱动系统和系统识别的相关问题中,需应对非凸优化问题,以有限控制能力达成复杂目标,这便要求算法拥有全局优化的能力。

3 总结与展望

3.1 总结

本文基于神经动力学优化的无人系统若干问题研究进展,探讨了无人系统中几类核心优化问题,包括轨迹规划与跟踪、编队控制、决策与任务分配以及控制优化.针对这些复杂且多样化的优化问题,传统的优化方法往往难以同时满足实时性、精确性和鲁棒性的要求.因此,神经动力学优化方法凭借其强大的非线性处理能力和卓越的收敛特性,逐渐成为解决无人系统优化问题的有力工具,深刻体现了神经动力学优化在无人系统优化问题中的广泛应用和显

著成效.

3.2 展望

虽然现有的神经动力学方法可以有效地解决许多约束优化问题, 并成功地应用于无人系统中的众多问题中, 但仍有许多局限性和有趣的研究方向有待进一步研究.

1) 基于神经动力学的不确定性优化. 无人系统在实际应用中常面临环境不确定性、传感器噪声及执行器故障等多种复杂因素, 如何利用神经动力学系统高效应对这些不确定性问题, 并进一步拓展神经动力学优化方法的适用性, 使其能够更好地适应复杂多变的真实场景, 是一项具有重要意义的研究方向, 这不仅能提升系统对不确定性条件的鲁棒性, 还为构建更具实际适应能力的优化框架提供了理论和技术支持.

2) 实时性优化与硬件加速. 针对无人系统对高实时性的要求, 优化神经动力学算法以提升计算效率、减少延迟显得尤为关键. 一方面, 从理论层面开发加速算法, 探索研究提升神经动力学在应对非凸优化问题时的能力, 特别是增强逃离局部最优点的性能; 另一方面, 从硬件层面探索算法加速的实现, 以满足实时性需求. 这种软硬结合的优化路径, 为无人系统在高动态场景下的应用提供了可靠的技术支持.

3) 安全与隐私保护. 在多集群无人系统中, 融入安全认证与隐私保护机制是提升系统可靠性与适用性的核心策略. 通过高效的加密算法与认证协议, 数据在传输和处理过程中能够防止篡改或泄露. 例如差分隐私等技术能够有效保护用户数据免受外部威胁, 增强系统可信度. 进一步地, 探索协作式神经动力学与隐私安全的结合, 能够为敏感场景中的无人系统奠定坚实的安全基础.

4) 跨领域融合与优化. 探索将神经动力学优化方法与其他领域技术(例如计算机视觉和自然语言处理)相结合, 以解决无人系统中的跨领域优化问题是未来研究的重要课题. 同时, 在复杂任务场景下, 开展多领域技术的整合研究, 对于无人系统综合能力的提升具有重要意义. 通过跨学科协作与多种优化策略的融合, 不仅可以有效提升无人系统在多样化应用场景中的适应性与鲁棒性, 还能够进一步推动其在更广泛领域的创新与应用发展.

参考文献 (References)

[1] Fahlstrom P G, Gleason T J, Sadraey M H. Introduction to uav systems[M]. Hoboken: John Wiley & Sons,

2022.

- [2] Er M J, Ma C, Liu T H, et al. Intelligent motion control of unmanned surface vehicles: A critical review[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 280: 114562.
- [3] 梁晓龙, 孙强, 尹忠海, 等. 大规模无人系统集群智能控制方法综述[J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(1): 11-16.
(Liang X L, Sun Q, Yin Z H, et al. Review on large-scale unmanned system swarm intelligence control method[J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(1): 11-16.)
- [4] 沈甜雨, 陶子锐, 王亚东, 等. 具身智能研究的关键问题: 自主感知、行动与进化[J]. *自动化学报*, 2025, 51(1): 1-29.
(Shen T Y, Tao Z R, Wang Y D, et al. Key problems of embodied intelligence research: Autonomous perception, action, and evolution[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(1): 1-29.)
- [5] Budiyo A, Riyanto B, Joeliyanto E. Intelligent Unmanned Systems: Theory and Applications[M]. Cham: Springer Berlin Heidelberg, 2009.
- [6] Boccardo P, Chiabrando F, Dutto F, et al. Uav deployment exercise for mapping purposes: Evaluation of emergency response applications[J]. *Sensors*, 2015, 15(7): 15717-15737.
- [7] Yuan S Y, Li Y, Bao F W, et al. Marine environmental monitoring with unmanned vehicle platforms: Present applications and future prospects[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 858: 159741.
- [8] Li Y, Liu M, Jiang D D. Application of unmanned aerial vehicles in logistics: A literature review[J]. *Sustainability*, 2022, 14(21): 14473.
- [9] Girard A R, Howell A S, Hedrick J K. Border patrol and surveillance missions using multiple unmanned air vehicles[C]. 2004 43rd IEEE Conference on Decision and Control. Nassau, 2004: 620-625.
- [10] Dalamagkidis K, Valavanis K P, Piegl L A. On unmanned aircraft systems issues, challenges and operational restrictions preventing integration into the national airspace system[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2008, 44(7/8): 503-519.
- [11] Jorge V A, Granada R, Maidana R G, et al. A survey on unmanned surface vehicles for disaster robotics: Main challenges and directions[J]. *Sensors*, 2019, 19(3): 702.
- [12] Yang Z Y, Yu X Y, Dedman S, et al. UAV remote sensing applications in marine monitoring: Knowledge visualization and review[J]. *Science of The Total Environment*, 2022, 838: 155939.
- [13] Kim J, Kim S, Ju C, et al. Unmanned aerial vehicles in agriculture: A review of perspective of platform, control, and applications[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 105100-105115.
- [14] 姚绍杰, 闫帅明, 张浩, 等. 无人机系统安全控制研究综述: 控制障碍函数[J]. *控制与决策*, 2024, 39(10): 3169-3180.

- (Yao S J, Yan S M, Zhang H, et al. Overview of UAV system safety control research: Control obstacle function[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(10): 3169-3180.)
- [15] 贾兆红, 王少贵, 刘闯. 多模式下的车辆和无人机联合配送模型与优化算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(7): 2125-2132.
(Jia Z H, Wang S G, Liu C. Multi-mode joint distribution model and optimization algorithm of vehicles and drones[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(7): 2125-2132.)
- [16] Zhou X, Zhu J C, Zhou H Y, et al. EGO-swarm: A fully autonomous and decentralized quadrotor swarm system in cluttered environments[C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Xi'an, 2021: 4101-4107.
- [17] Ahmed F, Mohanta J C, Keshari A, et al. Recent advances in unmanned aerial vehicles: A review[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2022, 47(7): 7963-7984.
- [18] Gasparetto A, Boscariol P, Lanzutti A, et al. Motion and Operation Planning of Robotic Systems: Background and Practical Approaches[M]. Berlin: Springer, 2015: 3-27.
- [19] Oh K K, Park M C, Ahn H S. A survey of multi-agent formation control[J]. *Automatica*, 2015, 53: 424-440.
- [20] Khamis A, Hussein A, Elmogy A. Multi-robot task allocation: A review of the state-of-the-art[J]. *Studies in Computational Intelligence*, 2015, 604: 31-51.
- [21] Xia Y S, Liu Q S, Wang J, et al. A survey of neurodynamic optimization[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2024.
- [22] Pyne I B. Linear programming on an electronic analogue computer[J]. *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers, Part I: Communication and Electronics*, 1956, 75(2): 139-143.
- [23] Chua L, Lin G N. Nonlinear programming without computation[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 1984, 31(2): 182-188.
- [24] Wilson G. Quadratic programming analogs[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 1986, 33(9): 907-911.
- [25] Hopfield J J, Tank D W. "Neural" computation of decisions in optimization problems[J]. *Biological Cybernetics*, 1985, 52(3): 141-152.
- [26] Hopfield J J, Tank D W. Computing with neural circuits: A model[J]. *Science*, 1986, 233(4764): 625-633.
- [27] Tank D, Hopfield J. Simple 'neural' optimization networks: An A/D converter, signal decision circuit, and a linear programming circuit[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 1986, 33(5): 533-541.
- [28] Wen U P, Lan K M, Shih H S. A review of Hopfield neural networks for solving mathematical programming problems[J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 198(3): 675-687.
- [29] Zhang Y N, Jiang D C, Wang J. A recurrent neural network for solving Sylvester equation with time-varying coefficients[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(5): 1053-1063.
- [30] Xia Y S, Leung H, Wang J. A projection neural network and its application to constrained optimization problems[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, 2002, 49(4): 447-458.
- [31] Guo Z S, Liu Q S, Wang J. A one-layer recurrent neural network for pseudoconvex optimization subject to linear equality constraints[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(12): 1892-1900.
- [32] Le X Y, Wang J. A neurodynamic optimization approach to robust pole assignment for synthesizing linear state feedback control systems[C]. The 52nd IEEE Conference on Decision and Control. Firenze, 2013: 6806-6811.
- [33] Peng Z H, Wang J, Wang D. Containment maneuvering of marine surface vehicles with multiple parameterized paths via spatial-temporal decoupling[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2016, 22(2): 1026-1036.
- [34] Peng Z H, Wang J, Wang D. Distributed maneuvering of autonomous surface vehicles based on neurodynamic optimization and fuzzy approximation[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, 26(3): 1083-1090.
- [35] Liu Q S, Wang J. A second-order multi-agent network for bound-constrained distributed optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2015, 60(12): 3310-3315.
- [36] Peng Z H, Wang J, Han Q L. Path-following control of autonomous underwater vehicles subject to velocity and input constraints via neurodynamic optimization[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 66(11): 8724-8732.
- [37] Peng Z H, Wang J S, Wang J. Constrained control of autonomous underwater vehicles based on command optimization and disturbance estimation[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(5): 3627-3635.
- [38] Wang J S, Wang J, Che H J. Task assignment for multivehicle systems based on collaborative neurodynamic optimization[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 31(4): 1145-1154.
- [39] Wang J S, Wang J, Han Q L. Multivehicle task assignment based on collaborative neurodynamic optimization with discrete hopfield networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, 32(12): 5274-5286.
- [40] Shao Y, Zhao Z F, Li R P, et al. Target detection for multi-uavs via digital pheromones and navigation algorithm in unknown environments[J]. *Frontiers of*

- Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(5): 796-808.
- [41] Lv G H, Peng Z H, Liu L, et al. Barrier-certified distributed model predictive control of under-actuated autonomous surface vehicles via neurodynamic optimization[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, 53(1): 563-575.
- [42] Gu N, Wang D, Peng Z H, et al. Safety-critical containment maneuvering of underactuated autonomous surface vehicles based on neurodynamic optimization with control barrier functions[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, 34(6): 2882-2895.
- [43] Liu H D, Gu N, Wang A Q, et al. Constrained trajectory planning for automatic berthing of maritime autonomous surface ships based on input-to-state safe zeroing high order control barrier functions[J]. *Ocean Engineering*, 2025, 317: 119843.
- [44] Li J Z, Peng Z H, Liu L, et al. Safety-critical line-of-sight path following guidance of an under-actuated maritime autonomous surface ship based on robust optimization[C]. 2023 42nd Chinese Control Conference. Tianjin, 2023: 2988-2993.
- [45] Jiang Y, Peng Z H, Wang J. Safety-certified multi-target circumnavigation with autonomous surface vehicles via neurodynamics-driven distributed optimization[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2024, 54(4): 2092-2103.
- [46] Cong S M, Wang D, Gu N, et al. Safety-certified self-triggered cooperative path following control via data-driven learning and neurodynamic optimization[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, 22: 2595-2606.
- [47] Lyu G H, Peng Z H, Wang D, et al. Safety-certified receding-horizon motion planning and containment control of autonomous surface vehicles via neurodynamic optimization[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024(99): 1-13.
- [48] Lyu G H, Peng Z H, Wang J. Safety-critical receding-horizon planning and formation control of autonomous surface vehicles via collaborative neurodynamic optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, 54(12): 7236-7247.
- [49] Liu Q S, Yang S F, Wang J. A collective neurodynamic approach to distributed constrained optimization[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(8): 1747-1758.
- [50] Yang S F, Guo Z Y, Wang J. Global synchronization of multiple recurrent neural networks with time delays via impulsive interactions[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2016, 28(7): 1657-1667.
- [51] Xu W Y, Yang S F. Projection-based dynamics for distributed optimization subject to general constraints[C]. 2018 37th Chinese Control Conference. Wuhan, 2018: 2474-2478.
- [52] Yang S F, Liu Q S, Wang J. A collaborative neurodynamic approach to multiple-objective distributed optimization[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(4): 981-992.
- [53] Li K X, Liu Q S, Yang S F, et al. Cooperative optimization of dual multiagent system for optimal resource allocation[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 50(11): 4676-4687.
- [54] Wang X X, Yang S F, Guo Z Y, et al. A second-order projected primal-dual dynamical system for distributed optimization and learning[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, 34(9): 6568-6577.
- [55] Shi X L, Xu X P, Cao J D. A collective neurodynamic approach for solving distributed system optimum dynamic traffic assignment problems[J]. *Neurocomputing*, 2022, 483: 411-422.
- [56] Xia Z C, Yu W W, Liu Y, et al. Distributed bilevel constrained optimization via multiagent system approaches[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025(99): 1-13.
- [57] Le X Y, Wang J. A two-time-scale neurodynamic approach to constrained minimax optimization[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(3): 620-629.
- [58] Le X Y, Chen S J, Yan Z, et al. A neurodynamic approach to distributed optimization with globally coupled constraints[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2018, 48(11): 3149-3158.
- [59] Le X Y, Yan Z, Xi J T. A collective neurodynamic system for distributed optimization with applications in model predictive control[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2017, 1(4): 305-314.
- [60] Le X Y, Chen S J, Li F, et al. Distributed neurodynamic optimization for energy internet management[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(8): 1624-1633.
- [61] Qin S T, Xue X P. A two-layer recurrent neural network for nonsmooth convex optimization problems[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2014, 26(6): 1149-1160.
- [62] Qin S T, Le X Y, Wang J. A neurodynamic optimization approach to bilevel quadratic programming[J]. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 2016, 28(11): 2580-2591.
- [63] Bian W, Ma L T, Qin S T, et al. Neural network for nonsmooth pseudoconvex optimization with general convex constraints[J]. *Neural Networks*, 2018, 101: 1-14.
- [64] Liu N, Qin S T. A novel neurodynamic approach to constrained complex-variable pseudoconvex

- optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(11): 3946-3956.
- [65] Jia W W, Qin S T, Xue X P. A generalized neural network for distributed nonsmooth optimization with inequality constraint[J]. *Neural Networks*, 2019, 119: 46-56.
- [66] Liu N, Qin S T. A neurodynamic approach to nonlinear optimization problems with affine equality and convex inequality constraints[J]. *Neural Networks*, 2019, 109: 147-158.
- [67] Xu C, Chai Y Y, Qin S T, et al. A neurodynamic approach to nonsmooth constrained pseudoconvex optimization problem[J]. *Neural Networks*, 2020, 124: 180-192.
- [68] Wen X N, Wang Y X, Qin S T. A nonautonomous-differential-inclusion neurodynamic approach for nonsmooth distributed optimization on multi-agent systems[J]. *Neural Computing and Applications*, 2021, 33(20): 13909-13920.
- [69] Wen X N, Luan L H, Qin S T. A continuous-time neurodynamic approach and its discretization for distributed convex optimization over multi-agent systems[J]. *Neural Networks*, 2021, 143: 52-65.
- [70] Liu N, Wang J, Qin S T. A one-layer recurrent neural network for nonsmooth pseudoconvex optimization with quasiconvex inequality and affine equality constraints[J]. *Neural Networks*, 2022, 147: 1-9.
- [71] Li H Z, Luan L H, Qin S T. A smoothing approximation-based adaptive neurodynamic approach for nonsmooth resource allocation problem[J]. *Neural Networks*, 2024, 179: 106625.
- [72] Liu N, Jia W W, Qin S T. A smooth gradient approximation neural network for general constrained nonsmooth nonconvex optimization problems[J]. *Neural Networks*, 2025, 184: 107121.
- [73] Zeng Z G, Huang D S, Wang Z F. Global stability of a general class of discrete-time recurrent neural networks[J]. *Neural Processing Letters*, 2005, 22: 33-47.
- [74] Zeng Z G, Wang J. Improved conditions for global exponential stability of recurrent neural networks with time-varying delays[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2006, 17(3): 623-635.
- [75] Zeng Z G, Wang J. Global exponential stability of recurrent neural networks with time-varying delays in the presence of strong external stimuli[J]. *Neural Networks*, 2006, 19(10): 1528-1537.
- [76] Zeng Z G, Wang J. Analysis and design of associative memories based on recurrent neural networks with linear saturation activation functions and time-varying delays[J]. *Neural Computation*, 2007, 19(8): 2149-2182.
- [77] Liao X X, Luo Q, Zeng Z G, et al. Global exponential stability in lagrange sense for recurrent neural networks with time delays[J]. *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, 2008, 9(4): 1535-1557.
- [78] Wu A L, Zeng Z G, Zhu X S, et al. Exponential synchronization of memristor-based recurrent neural networks with time delays[J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(17): 3043-3050.
- [79] Liu P, Zeng Z G, Wang J. Multistability of recurrent neural networks with nonmonotonic activation functions and mixed time delays[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 46(4): 512-523.
- [80] Liu P, Zeng Z G, Wang J. Global synchronization of coupled fractional-order recurrent neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 30(8): 2358-2368.
- [81] Liu P, Wang J, Zeng Z G. Event-triggered synchronization of multiple fractional-order recurrent neural networks with time-varying delays[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, 34(8): 4620-4630.
- [82] Hou Z G, Gupta M M, Nikiforuk P N, et al. A recurrent neural network for hierarchical control of interconnected dynamic systems[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2007, 18(2): 466-481.
- [83] Cheng L, Hou Z G, Tan M, et al. A recurrent neural network for non-smooth nonlinear programming problems[C]. 2007 International Joint Conference on Neural Networks. Orlando, 2007: 596-601.
- [84] Cheng L, Hou Z G, Homma N, et al. Solving Convex optimization problems using recurrent neural networks in finite time[C]. 2009 International Joint Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE, 2009: 538-543.
- [85] Cheng L, Hou Z G, Lin Y Z, et al. Recurrent neural network for non-smooth convex optimization problems with application to the identification of genetic regulatory networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(5): 714-726.
- [86] Wang Y P, Cheng L, Hou Z G, et al. Optimal formation of multirobot systems based on a recurrent neural network[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2016, 27(2): 322-333.
- [87] Zhang J Z, Jin L, Cheng L. RNN for perturbed manipulability optimization of manipulators based on a distributed scheme: A game-theoretic perspective[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 31(12): 5116-5126.
- [88] Xia Z C, Liu Y, Lu J Q, et al. Penalty method for constrained distributed quaternion-variable optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(11): 5631-5636.
- [89] Xia Z C, Liu Y, Qiu J L, et al. An RNN-based algorithm for decentralized-partial-consensus constrained optimization[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, 34(1): 534-542.

- [90] Xia Z C, Liu Y, Lu J Q, et al. A distributed optimization problem subject to partial-impact cost functions[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(11): 12612-12617.
- [91] Xia Z C, Liu Y, Kou K I, et al. Clifford-valued distributed optimization based on recurrent neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 34(10): 7248-7259.
- [92] Huang B H, Liu Y, Xia Z C, et al. A bi-event-triggered multi-agent system for distributed optimization[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2023, 10(2): 1074-1084.
- [93] Xia Z C, Liu Y, Wang J. A collaborative neurodynamic approach to distributed global optimization[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, 53(5): 3141-3151.
- [94] Xia Z C, Liu Y, Yu W W, et al. A collaborative neurodynamic optimization approach to distributed Nash-equilibrium seeking in multicluster games with nonconvex functions[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, 54(5): 3105-3119.
- [95] Liu Y, Xia Z C, Gui W H. Multiobjective distributed optimization via a predefined-time multiagent approach[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, 68(11): 6998-7005.
- [96] Huang B H, Liu Y, Glielmo L, et al. Fixed-time distributed robust optimization for economic dispatch with event-triggered intermittent control[J]. *Science China Technological Sciences*, 2023, 66(5): 1385-1396.
- [97] Li Y X, Xia Z C, Liu Y, et al. A collaborative neurodynamic approach with two-timescale projection neural networks designed via majorization-minimization for global optimization and distributed global optimization[J]. *Neural Networks*, 2024, 179: 106525.
- [98] Li Y X, Xia Z C, Liu Y, et al. A p-power neurodynamic approach to distributed nonconvex optimization[J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2024, 134: 107999.
- [99] Xia Z C, Liu Y, Wang J. An event-triggered collaborative neurodynamic approach to distributed global optimization[J]. *Neural Networks*, 2024, 169: 181-190.
- [100] Huang B H, Liu Y, Jiang Y L, et al. Two-timescale projection neural networks in collaborative neurodynamic approaches to global optimization and distributed optimization[J]. *Neural Networks*, 2024, 169: 83-91.
- [101] Huang B H, Liu Y, Kou K I, et al. Multi-timescale distributed approach to generalized-Nash-equilibrium seeking in noncooperative nonconvex games[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2024, 11(3): 791-793.
- [102] Xia Z C, Liu Y, Kou K I, et al. Momentum-based multi-agent approaches to distributed nonconvex optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2024(99): 1-8.
- [103] Xia Z C, Liu Y, Hu C, et al. Distributed nonconvex optimization subject to globally coupled constraints via collaborative neurodynamic optimization[J]. *Neural Networks*, 2025, 184: 107027.
- [104] Wang J, Elia N. Control approach to distributed optimization[C]. 2010 48th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing. Monticello, 2010: 557-561.
- [105] Liu J X, Liao X F. A projection neural network to nonsmooth constrained pseudoconvex optimization[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, 34(4): 2001-2015.
- [106] Xia Z C, Liu Y, Lu W L, et al. Matrix-valued distributed stochastic optimization with constraints[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2023, 24(9): 1239-1252.
- [107] Ma L T, Bian W. A novel multiagent neurodynamic approach to constrained distributed convex optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(3): 1322-1333.
- [108] Che H J, Wang J. A collaborative neurodynamic approach to global and combinatorial optimization[J]. *Neural Networks*, 2019, 114: 15-27.
- [109] Guan H M, Liu Y, Kou K I, et al. Collaborative neurodynamic optimization for solving nonlinear equations[J]. *Neural Networks*, 2023, 165: 483-490.
- [110] Xia Z C, Yu W W, Liu Y, et al. Penalty-function-type multi-agent approaches to distributed nonconvex optimal resource allocation[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2024, 11(5): 4169-4180.
- [111] Guan H M, Liu Y, Kou K I, et al. A neurodynamic optimization approach to distributed nonconvex optimization based on an HP augmented Lagrangian function[J]. *Neural Networks*, 2025, 181: 106791.
- [112] Hasircioglu I, Topcuoglu H R, Ermis M. 3-d path planning for the navigation of unmanned aerial vehicles by using evolutionary algorithms[C]. Proceedings of the 10th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2008: 1499-1506.
- [113] 刘松国. 六自由度串联机器人运动优化与轨迹跟踪控制研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2009.
(Liu S G. Research on motion optimization and trajectory tracking control of 6-DOF serial robot[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2009.)
- [114] Aggarwal S, Kumar N. Path planning techniques for unmanned aerial vehicles: A review, solutions, and challenges[J]. *Computer Communications*, 2020, 149: 270-299.
- [115] Geraerts R. Planning short paths with clearance using explicit corridors[C]. 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Anchorage, 2010: 1997-2004.

- [116] Yang K, Sukkarieh S. 3D smooth path planning for a UAV in cluttered natural environments[C]. 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Nice, 2008: 794-800.
- [117] Koenig S, Likhachev M. Improved fast replanning for robot navigation in unknown terrain[C]. Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Washington, 2002: 968-975.
- [118] Nash A, Koenig S, Tovey C. Lazy theta: Any-angle path planning and path length analysis in 3D[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2010, 24(1): 147-154.
- [119] Chen X, Li G Y, Chen X M. Path planning and cooperative control for multiple UAVs based on consistency theory and Voronoi diagram[C]. 2017 29th Chinese Control and Decision Conference. Chongqing, 2017: 881-886.
- [120] Hart P E, Nilsson N J, Raphael B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. *IEEE transactions on Systems Science and Cybernetics*, 1968, 4(2): 100-107.
- [121] Holland J H. *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*[M]. Cambridge: MIT Press, 1992.
- [122] Dijkstra E W. A note on two problems in connexion with graphs[M]. Rotterdam: Edsger Wybe Dijkstra, 2022: 287-290.
- [123] Hrabar S. 3D path planning and stereo-based obstacle avoidance for rotorcraft UAVs[C]. 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Nice, 2008: 807-814.
- [124] Geem Z W, Kim J H, Loganathan G V. A new heuristic optimization algorithm: Harmony search[J]. *Simulation*, 2001, 76(2): 60-68.
- [125] Karim S, Heinze C, Dunn S. Agent-based mission management for a UAV[C]. Proceedings of the 2004 Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing Conference. Melbourne, 2005: 481-486.
- [126] Liu C G, Zheng H R, Negenborn R R, et al. Trajectory tracking control for underactuated surface vessels based on nonlinear model predictive control[C]. *Computational Logistics*. Cham: Springer International Publishing, 2015: 166-180.
- [127] Wang J S, Wang J. Neurodynamics-based distributed receding horizon trajectory generation for autonomous surface vehicles[C]. *International Conference on Neural Information Processing*. Springer, 2018: 155-167.
- [128] Zhou X, Wang Z P, Ye H K, et al. EGO-planner: An ESDF-free gradient-based local planner for quadrotors[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 478-485.
- [129] Tian B L, Cui J, Lu H C, et al. Adaptive finite-time attitude tracking of quadrotors with experiments and comparisons[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(12): 9428-9438.
- [130] Tian B L, Li P P, Lu H C, et al. Distributed pursuit of an evader with collision and obstacle avoidance[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(12): 13512-13520.
- [131] Batkovic I, Ali M, Falcone P, et al. Safe trajectory tracking in uncertain environments[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, 68(7): 4204-4217.
- [132] Liu C, Wang D Y, Zhang Y X, et al. Model predictive control for path following and roll stabilization of marine vessels based on neurodynamic optimization[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 217: 107524.
- [133] Xia Z C, Liu Y, Wang J S, et al. Two-timescale recurrent neural networks for distributed minimax optimization[J]. *Neural Networks*, 2023, 165: 527-539.
- [134] Qi W B, Zhong J, Xu W Y, et al. A two-timescale neurodynamic approach to robust distributed model predictive control for nonlinear systems[J]. *Neurocomputing*, 2024, 609: 128489.
- [135] 王祥科, 李迅, 郑志强. 多智能体系统编队控制相关问题研究综述[J]. *控制与决策*, 2013, 28(11): 1601-1613.
(Wang X K, Li X, Zheng Z Q. Survey of developments on multi-agent formation control related problems[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(11): 1601-1613.)
- [136] 宗群, 王丹丹, 邵士凯, 等. 多无人机协同编队飞行控制研究现状及发展[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2017, 49(3): 1-14.
(Zong Q, Wang D D, Shao S K, et al. Research status and development of multi UAV coordinated formation flight control[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2017, 49(3): 1-14.)
- [137] Zhang D, Xu Z H, Srinivasan D, et al. Leader-follower consensus of multiagent systems with energy constraints: A Markovian system approach[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, 47(7): 1727-1736.
- [138] Du H B, Zhu W W, Wen G H, et al. Distributed formation control of multiple quadrotor aircraft based on nonsmooth consensus algorithms[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(1): 342-353.
- [139] Fu J J, Wen G H, Yu X H, et al. Distributed formation navigation of constrained second-order multiagent systems with collision avoidance and connectivity maintenance[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(4): 2149-2162.
- [140] Wen G H, Lam J, Fu J J, et al. Distributed MPC-based robust collision avoidance formation navigation of constrained multiple USVs[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 9: 1804-1816.
- [141] Zuo Z Q, Yang K, Wang H Y, et al. Distributed mpc for automated vehicle platoon: A path-coupled extended look-ahead approach[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024: 1-13.

- [142] Bu Y J, Yan Y, Yang Y N. Advancement challenges in uav swarm formation control: A comprehensive review[J]. *Drones*, 2024, 8(7): 320.
- [143] Hong S W, Shin S W, Ahn D S. Formation control based on artificial intelligence for multi-agent coordination[C]. 2001 IEEE International Symposium on Industrial Electronics Proceedings. Pusan, 2001: 429-434.
- [144] Liang X W, Wang H S, Liu Y H, et al. Formation control of nonholonomic mobile robots without position and velocity measurements[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 34(2): 434-446.
- [145] Moorthy S, Joo Y. Distributed leader-following formation control for multiple nonholonomic mobile robots *via* bioinspired neurodynamic approach[J]. *Neurocomputing*, 2022, 492: 308-321.
- [146] Peng Z H, Wang J, Wang D, et al. An overview of recent advances in coordinated control of multiple autonomous surface vehicles[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 17(2): 732-745.
- [147] Gupta L, Jain R, Vaszkun G. Survey of important issues in UAV communication networks[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 18(2): 1123-1152.
- [148] Do H T, Hua H T, Nguyen M T, et al. Formation control algorithms for multiple-uavs: A comprehensive survey[J]. *EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems*, 2021, 8(27): e3.
- [149] Wu W T, Zhang Y B, Zhang W D, et al. Output-feedback finite-time safety-critical coordinated control of path-guided marine surface vehicles based on neurodynamic optimization[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, 53(3): 1788-1800.
- [150] 李海峰, 杨宏安, 盛梓茂, 等. 基于 MAPPO 的多无人机协同分布式动态任务分配[J]. *控制与决策*, 2025, 40(5): 1429-1437.
(Li H F, Yang H A, Sheng Z M, et al. Multi-UAV collaborative distributed dynamic task allocation based on MAPPO[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(5): 1429-1437.)
- [151] Cheng H, Tian B L, Zhang X W, et al. A distributed algorithm for multirobot task allocation via weighted buffered voronoi partition[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(12): 16098-16107.
- [152] Khan A A, Khan M M, Khan K M, et al. A blockchain-based decentralized machine learning framework for collaborative intrusion detection within UAVs[J]. *Computer Networks*, 2021, 196: 108217.
- [153] Goldberger J, Tassa T. A hierarchical clustering algorithm based on the Hungarian method[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(11): 1632-1638.
- [154] Samiei A, Sun L. Distributed recursive Hungarian-based approaches to fast task allocation for unmanned aircraft systems[C]. *AIAA Scitech 2020 Forum*. Orlando: AIAA, 2020: 0658.
- [155] Samiei A, Ismail S, Sun L. Cluster-based hungarian approach to task allocation for unmanned aerial vehicles[C]. 2019 IEEE National Aerospace and Electronics Conference. Piscataway: IEEE, 2019: 148-154.
- [156] Mirzaeinia A, Bradley S, Hassanalian M. Drone-station matching in smart cities through Hungarian algorithm: Power minimization and management[C]. *AIAA Propulsion and Energy 2019 Forum*. Indianapolis: AIAA, 2019: 4151.
- [157] Rahmati A, Hosseinalipour S, Yapıcı Y, et al. Dynamic interference management for UAV-assisted wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(4): 2637-2653.
- [158] Ramirez A C, Bello O G, Moreno M D, et al. Solving complex multi-uav mission planning problems using multi-objective genetic algorithms[J]. *Soft Computing*, 2017, 21: 4883-4900.
- [159] Liu H T, Ge J Y, Wang Y, et al. Multi-uav optimal mission assignment and path planning for disaster rescue using adaptive genetic algorithm and improved artificial bee colony method[J]. *Actuators*, 2021, 11: 4.
- [160] Zhang Z X, Wu Q H, Zhang B, et al. Uav flight strategy algorithm based on dynamic programming[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2018, 29(6): 1293-1299.
- [161] Ali Qamar R, Sarfraz M, Rahman A, et al. Multi-criterion multi-UAV task allocation under dynamic conditions[J]. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*, 2023, 35(9): 101734.
- [162] 周萌, 李建宇, 王昶, 等. 多机器人协同围捕方法综述[J]. *自动化学报*, 2024, 50(12): 2325-2358.
(Zhou M, Li J Y, Wang C, et al. Multi-robot cooperative hunting: A survey[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2024, 50(12): 2325-2358.)
- [163] Paradzik M, Ince G. Multi-agent search strategy based on digital pheromones for uavs[C]. 2016 24th Signal Processing and Communication Application Conference. Piscataway: IEEE, 2016: 233-236.
- [164] Cheng X, Jiang R, Sang H R, et al. Trace pheromone-based energy-efficient UAV dynamic coverage using deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2024, 10(3): 1063-1074.
- [165] Peng Q, Wu H S, Xue R S. Review of dynamic task allocation methods for uav swarms oriented to ground targets[J]. *Complex System Modeling and Simulation*, 2021, 1(3): 163-175.
- [166] Chen Z H, Li J, Liu C, et al. Task assignment of UAV swarms based on auction algorithm in poor communication environments[J]. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 2023, 27(6): 1142-1150.
- [167] Wang C, Wang J, Zhang X D, et al. Autonomous navigation of UAV in large-scale unknown complex

- environment with deep reinforcement learning[C]. 2017 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing. Montreal, 2017: 858-862.
- [168] Lu X Z, Xiao L, Dai C H, et al. UAV-aided cellular communications with deep reinforcement learning against jamming[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(4): 48-53.
- [169] Yin S X, Yu F R. Resource allocation and trajectory design in UAV-aided cellular networks based on multiagent reinforcement learning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(4): 2933-2943.
- [170] Ye Z H, Zhang D, Wu Z G, et al. A3C-based intelligent event-triggering control of networked nonlinear unmanned marine vehicles subject to hybrid attacks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(8): 12921-12934.
- [171] Chen P C, Zhang D, Yu L, et al. Dynamic event-triggered output feedback control for load frequency control in power systems with multiple cyber attacks[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, 52(10): 6246-6258.
- [172] Xu L W, Tian B L, Wang C, et al. Fixed-time disturbance observer-based MPC robust trajectory tracking control of quadrotor[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2024(99): 1-11.
- [173] Fang X, Ruan Z Y, Zhao S Y, et al. Conditional disturbance-compensation control for an overactuated manned submersible vehicle[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 2024, 20(3): 4828-4838.
- [174] Buffington J M, Enns D F. Lyapunov stability analysis of daisy chain control allocation[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1996, 19(6): 1226-1230.
- [175] Alwi H, Edwards C. Fault tolerant control using sliding modes with on-line control allocation[J]. *Automatica*, 2008, 44(7): 1859-1866.
- [176] Zhu D Q, Liu Q, Hu Z. Fault-tolerant control algorithm of the manned submarine with multi-thruster based on quantum-behaved particle swarm optimisation[J]. *International Journal of Control*, 2011, 84(11): 1817-1829.
- [177] Johansen T A, Fossen T I. Control allocation – A survey[J]. *Automatica*, 2013, 49(5): 1087-1103.
- [178] Härkegård O. Dynamic control allocation using constrained quadratic programming[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2004, 27(6): 1028-1034.
- [179] Servidia P A, Pena R S. Spacecraft thruster control allocation problems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, 50(2): 245-249.
- [180] Chen M. Constrained control allocation for overactuated aircraft using a neurodynamic model[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 46(12): 1630-1641.
- [181] Li T S, Zhao R, Chen C P, et al. Finite-time formation control of under-actuated ships using nonlinear sliding mode control[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2018, 48(11): 3243-3253.
- [182] Jiang X Y, Li S, Luo B, et al. Source exploration for an under-actuated system: A control-theoretic paradigm[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2019, 28(3): 1100-1107.
- [183] Jiang Z P. Controlling underactuated mechanical systems: A review and open problems[J]. *Advances in the Theory of Control, Signals and Systems with Physical Modeling*, 2010: 77-88.
- [184] Li H P, Yan W S, Shi Y. A receding horizon stabilization approach to constrained nonholonomic systems in power form[J]. *Systems & Control Letters*, 2017, 99: 47-56.
- [185] Wang P, Ding B C. Distributed rhc for tracking and formation of nonholonomic multi-vehicle systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2014, 59(6): 1439-1453.
- [186] Wang J S, Wang J, Han Q L. Neurodynamics-based model predictive control of continuous-time under-actuated mechatronic systems[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2021, 26(1): 311-322.
- [187] Zhang Z J, Yang H, Jiang B. Fault tolerant attitude control of under-actuated spacecraft: Theory and experiment[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2023, 36(5): 465-474.
- [188] 范金华, 马建军, 郑志强, 等. 基于控制分配的过驱动系统稳定性设计方法综述[J]. *系统仿真学报*, 2010, 22(S1): 7-11.
(Fan J H, Ma J J, Zheng Z Q, et al. An overview of stability design methods for overactuated systems based on control allocation[J]. *Journal of System Simulation*, 2010, 22(S1): 7-11.)
- [189] Jiang Z P, Nijmeijer H. A recursive technique for tracking control of nonholonomic systems in chained form[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1999, 44(2): 265-279.
- [190] Tsiotras P, Luo J H. Control of underactuated spacecraft with bounded inputs[J]. *Automatica*, 2000, 36(8): 1153-1169.
- [191] Han Y, Biggs J D, Cui N G. Adaptive fault-tolerant control of spacecraft attitude dynamics with actuator failures[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2015, 38(10): 2033-2042.
- [192] Lambert N O, Schindler C B, Drew D S, et al. Nonholonomic yaw control of an underactuated flying robot with model-based reinforcement learning[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 455-461.
- [193] Thuruthel T G, Falotico E, Renda F, et al. Model-based reinforcement learning for closed-loop dynamic control of soft robotic manipulators[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 35(1): 124-134.
- [194] Wang J S, Wang J, Han Q L. Receding-horizon trajectory planning for under-actuated autonomous vehicles based on collaborative neurodynamic

- optimization[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2022, 9(11): 1909-1923.
- [195] Jiao S J, Liu L, Peng Z H, et al. Collision-free dynamic coverage of autonomous surface vehicles with anisotropic sensing[J]. *Ocean Engineering*, 2025, 319: 120163.
- [196] Wu W T, Wu D, Zhang Y B, et al. Safety-critical trajectory tracking for mobile robots with guaranteed performance[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2024, 11(9): 2033-2035.
- [197] Li J L, Li X T, Zhang H T, et al. Data-driven discovery of block-oriented nonlinear models using sparse null-subspace methods[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(5): 3794-3804.
- [198] Zhang X, Chan K W, Li H R, et al. Deep-learning-based probabilistic forecasting of electric vehicle charging load with a novel queuing model[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(6): 3157-3170.
- [199] Das S, Mustavee S, Agarwal S, et al. Koopman-theoretic modeling of quasiperiodically driven systems: Example of signalized traffic corridor[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2023, 53(7): 4466-4476.
- [200] Li Y M, Liu Y J, Tong S C. Observer-based neuro-adaptive optimized control of strict-feedback nonlinear systems with state constraints[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 33(7): 3131-3145.
- [201] Huang X, Zhang H T, Chen G R, et al. A duplex neurodynamic learning approach to modeling nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2024, 54(10): 6141-6148.
- [202] Okunev A, Burnaev E. Nonlinear system identification via sparse Bayesian regression based on collaborative neurodynamic optimization[J]. *Journal of Inverse and Ill-posed Problems*, 2024, 32(6): 1161-1174.

作者简介

刘洋 (1982-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为网络系统与无人系统的控制与优化, E-mail: liuyang@zjnu.edu.cn;

吴昊天 (2001-), 男, 博士生, 主要研究方向为分布式优化与无人系统, E-mail: haotianwu@zjnu.edu.cn;

王林晟 (2001-), 男, 硕士生, 主要研究方向为分布式优化与无人系统, E-mail: linshengwang@zjnu.edu.cn;

葛泉波 (1980-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为自主智能无人系统、智能感知与学习控制、动力系统智能化, E-mail: quanboge@163.com;

朱信忠 (1975-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为人工智能与智能制造交叉融合, E-mail: zxz@zjnu.edu.cn.

科研团队简介

刘洋教授所在团队长期聚焦于网络系统与无人系统的控制与优化研究, 注重理论服务实际, 倡导将前沿性理论研究成果与国家重大需求紧密相连. 近年在 *SIAM J. Automatica*、*IEEE 汇刊*、《中国科学》发表论文 80 余篇, 出版专著 3 部, 获得了国内外专家学者的关注和正面评价.

刘洋教授入选 IET Fellow, 主持国家自然科学基金 4 项, 省部级教学科研项目 10 余项, 其中浙江省杰出青年基金 (延续资助) 各 1 项, 浙江省“尖兵”研发攻关项目课题 1 项. 目前担任《*Neural Processing Letters*》《控制与决策》等期刊编委.

团队培养学生荣获浙江省优秀硕士学位论文 3 篇, 中国自动化学会优秀硕士论文 2 篇, ICCM 优秀毕业论文 2 项.