

引用格式: 万良田, 王家帅, 孙璐, 等. 面向复杂环境的集群无人机任务调度方法研究综述[J]. 信息对抗技术, 2024, 3(4):17-33. [WAN Liangtian, WANG Jiashuai, SUN Lu, et al. A review of task scheduling methods for UAV swarm in complex environments[J]. Information Countermeasure Technology, 2024, 3(4):17-33. (in Chinese)]

面向复杂环境的集群无人机任务调度方法研究综述

万良田¹, 王家帅¹, 孙璐^{2*}, 李奎贤³, 林云³

(1. 大连理工大学软件学院, 辽宁大连, 116620; 2. 大连海事大学信息科学技术学院, 辽宁大连, 116026;
3. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江哈尔滨, 150001)

摘要 近年来, 无人机由于其成本低、速度快和灵活性强等优点, 在军事和民用领域得到了广泛应用。集群无人机是由一组同构或异构无人机组成, 通过个体自主决策和信息交互, 实现感知互动、信息传递和协同工作。相较于单一无人机, 集群无人机可利用其集群优势、自主优势及智能化优势完成复杂任务。然而, 随着任务环境、需求和集群规模的不断变化, 集群无人机任务调度问题成为备受关注的热点问题。总结近几年的代表性研究, 列举了复杂环境下集群无人机任务调度面临的挑战: 动态任务需求、复杂环境条件、不确定通信条件及资源受限。随后, 按照调度算法的作用机理划分了当前主流的调度方法, 即优化算法、演化算法、强化学习算法以及群体智能算法, 并对上述方法的原理、研究现状进行了归纳总结。最后, 对集群无人机任务调度的未来研究方向进行了展望。

关键词 集群无人机; 任务调度; 群体智能; 强化学习; 演化算法

中图分类号 V 37 **文章编号** 2097-163X(2024)04-0017-17

文献标志码 A **DOI** 10.12399/j.issn.2097-163x.2024.04.002

A review of task scheduling methods for UAV swarm in complex environments

WAN Liangtian¹, WANG Jiashuai¹, SUN Lu^{2*}, LI Kuixian³, LIN Yun³

(1. School of Software, Dalian University of Technology, Dalian 116620, China;
2. School of Information Science and Technology, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China;
3. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract In recent years, unmanned aerial vehicles (UAVs) have been widely used in military and civilian fields due to their advantages such as low cost, high speed, and flexibility. UAV swarm is composed of a group of homogeneous or heterogeneous UAVs, which achieve perception interaction, information transmission, and collaborative work through individual autonomous decision-making and information exchange. Compared to a single UAV, UAV swarm can utilize the collective capabilities, autonomous advantages and intelligent superiority to tackle complex tasks. However, with the continuous changes in task environment, requirements and cluster size, the issue of task scheduling for UAV swarm has become a hot topic of great concern. To this end, representative studies from recent years have been summarized, listing the challenges faced by UAV swarm task scheduling in complex environ-

ments, including dynamic task demands, complex environmental conditions, uncertain communication conditions and resource constraints. Subsequently, according to the working mechanism of scheduling algorithms, the current mainstream scheduling methods were divided into optimization algorithms, evolutionary algorithms, reinforcement learning algorithms, and swarm intelligence algorithms. Moreover, the principles and current research status of these methods were summarized and concluded. Finally, the future research directions of task scheduling for UAV swarm in the field of UAV swarm task scheduling.

Keywords UAV swarm; task scheduling; swarm intelligence; reinforcement learning; evolutionary algorithms

0 引言

近年来,无人机技术的快速发展引领了许多领域的革命性变化^[1],无人机的应用涵盖了军事和民用领域。然而,随着无人机数量的不断增加,如何有效地调度这些无人机,高效地执行各种任务,成为了一个日益紧迫的问题。

无人机专业研究人员^[2]认为:“未来不会是无人机单打独斗,而会是一种集群体系作战,是‘大型+中小型+微型’的一种集群体系协作调度模式。”相较于单一无人机,集群无人机的主要优势在于其不仅能够协同工作、执行复杂任务,而且能够通过智能决策和自组织性来应对动态的任务环境,这种能力在各种领域中都具有巨大的潜在应用价值。然而,集群无人机任务调度并不是一项轻而易举的任务,面临着复杂的问题,如任务分配、路径规划、通信和协同决策等,同时需要考虑多个目标函数和约束条件。在无人机技术发展的同时,研究人员也正在积极地探索新的方法和算法,以充分发挥集群无人机的潜力。

本文旨在提供关于集群无人机任务调度的全面概述,探讨任务调度的机理、不同应用领域的实际案例、现有的任务调度算法以及未来研究方向。通过深入了解这个领域,可以更好理解集群无人机技术的发展趋势及如何为社会和经济带来深远的影响。

1 集群无人机任务调度机理和应用

1.1 集群无人机任务调度机理

在进行集群无人机任务调度时,采用高度随机性的策略可能引发大规模的无人机资源浪费。相反,依次派遣策略可能显著削弱集群无人机任务执行效率。因此,迫切需要研究高效的集群无

人机调度算法,以使集群无人机能够在执行指定任务时实现更高效、更智能、更经济的协同工作。这其中涉及的任务调度机理包括以下几个方面。

1.1.1 目标函数和约束

任务调度需要定义适当的目标函数,以衡量任务执行的效率和质量。同时,目标函数还必须考虑各种约束条件,如飞行高度、飞行速度、能源限制、冲突回避等。往往需要明确定义多个目标函数,如最小化总执行时间、最大化任务成功率、最小化能源消耗和最大化任务覆盖。需要注意的是,这些目标函数之间通常可能存在权衡和矛盾,要合理确定每个目标函数的权重,以指导任务调度和路径规划的决策,辅助提升系统效益。

1.1.2 任务分配

将任务分配给集群无人机,并规划无人机的飞行路径,以便高效地执行任务。进行任务分配时,需要确定每个任务的优先级,以确保高优先级任务首先得到满足;要考虑任务的性质,例如紧急性、时间窗口和任务类型,以适应不同类型的任务;要考虑无人机的可用性、能力和当前状态与任务匹配情况等,并通过考虑上述约束以达到整个集群无人机系统的效益最大化。

1.1.3 协同决策

协同决策要求无人机之间能够进行高效的通信和信息交换。这包括数据传输、任务状态报告、环境感知和其他关键信息的共享。需要决定每个无人机的具体角色和任务,并兼顾考虑安全性和冲突回避,以防止无人机之间的碰撞或不安全行为,确保任务的协同执行。当紧急情况发生时,需要利用当前协同策略确保集群无人机能够适应不断变化的环境和任务要求。

1.1.4 自组织性

鼓励无人机在任务调度和执行过程中表现

出自组织性,这意味着集群无人机能够根据任务和环境的动态调整自己的行为,无需中央控制。自组织性机理鼓励无人机自发共享信息,以提高集群内的协同决策和任务协调,通过分布式机理消除了对中央控制的依赖,使无人机能够在分布式环境中协同工作,降低单点故障风险,进而提高集群无人机的鲁棒性。

1.1.5 调度算法

选择适当的决策算法,如遗传算法(genetic algorithm, GA)、强化(机器)学习算法、群体智能(swarm intelligence, SI)算法等,以支持无人机的任务分配决策和协同工作。利用机器学习算法,让无人机能够从历史数据中学习,优化任务分配和路径规划策略,以适应不断变化的任务和任务环境。应用深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL),使无人机能够自主学习和改进决策策略,实现最大化任务效率和任务成功率。采用群体智能算法,以模拟集群无人机之间的协同行为,优化任务分配和路径规划。通过上述算法,构建自适应系统,使无人机能够动态调整策略和决策,以适应任务需求和环境变化。

综上,集群无人机任务调度机理涵盖了目标函数和约束、任务分配、协同决策、自组织性、调度算法等方面,合理的任务调度能够确保集群无人机高效、智能、协同地执行各种任务。上述机理中,智能调度算法的设计和实现对于各种应用领域中的集群无人机至关重要。

1.2 集群无人机应用

近年来,集群无人机的应用越来越广泛,涵盖了农业与环境监测、通信中继、军事应用以及许多其他领域,并在日常生活、工业应用和军事领域中发挥着越来越重要的作用。发展趋势表明集群无人机在解决复杂任务和满足不同行业需求方面具有广泛的潜力。

在农业监测方面,集群无人机可以用于农作物监测,监测农作物生长情况、监测病虫害等^[3];还可以提供精确的植保、施肥和灌溉,减少资源浪费并提高农作物产量^[4-5];或者用于采集土壤样本,进行土壤质量分析,以便制定更有效的土壤管理计划^[6]。

在环境监测方面,集群无人机可用于监测大气中的空气质量、气象条件和空气污染物^[4];可以在河流、湖泊和海洋中进行水质监测,检测水质

污染和海洋生态系统的健康^[7];同时,在监测火灾、洪水、地震等自然灾害的扩散和破坏程度方面发挥着重要作用^[8-9]。

在通信中继方面,集群无人机可以在自然灾害、紧急情况或断电情况下提供临时通信服务,支持救援和联络^[10-11];并利用无人机的灵活部署特性,在偏远地区提供通信覆盖,帮助连接偏远社区和支持远程通信需求^[12]。

除了上述民用场景外,集群无人机在军事领域也有着广泛的应用场景,例如可用于侦察敌方阵地、搜集情报、监测敌军活动,为军事决策提供关键信息^[13];可用于追踪和标识目标,包括敌方部队、交通运输和装备^[14];可用于通信干扰,干扰敌军通信网络,破坏其通信能力,同时,还可以用于无人机防御,拦截和摧毁敌方无人机^[15]。2020年,纳卡冲突中阿塞拜疆频繁利用集群无人机空袭亚美尼亚地面武装力量,导致亚方的大量装甲车辆和火炮遭到袭击,损失惨重^[16]。无人机集群在实际战争中通常作为独立的控制对象,执行快速侦察、打击和保障的任务,相比于功能强大的单架无人机,无人机集群可以由数十、数百甚至数千架功能相对简单但互补的低成本无人机组成,通过进一步的调度控制,形成动态自愈网络完成复杂的任务^[17]。有效的集群无人机调度策略有助于提升空中对抗能力、提高空中作战效率、极大地提高飞行员的生还概率。

值得注意的是,在执行任务时,受限于能量或硬件的约束,无人机能够处理的任务数量是有限的,而且当无人机所处的调度环境变得异常复杂时,即使先前的无人机调度方案已经建立,也可能因为环境的动态变化或目标状态的改变而受到干扰,从而降低集群无人机任务执行的效率。因此,本文将详细介绍复杂环境下集群无人机任务调度面临的一系列限制和挑战,以便更深入地理解复杂环境下集群无人机调度问题的复杂性。

2 集群无人机任务调度面临的挑战和限制

集群无人机在各领域得到了广泛的应用,其原因在于集群无人机能够利用协同工作和智能特性完成更加复杂的任务。然而,任务的性质和环境条件可能在执行过程中发生变化,这带来了一系列挑战,包括动态任务需求、复杂环境条件、

不确定通信条件以及资源受限等挑战。在面对这些挑战时,无人机集群需要借助先进的算法和技术,以实现高效的任务协同工作。成功克服这些挑战将推动无人机技术不断发展,以满足不同领域的需求,更好地实现复杂任务的有效执行。

2.1 动态任务需求

任务可以具有突发性,例如紧急医疗救援需求或者军事领域中突然出现的敌方目标,如何对突发性任务进行准确处理,对于提高动态环境中集群无人机的任务处理效率至关重要。ZHANG等^[18]考虑了集群无人机任务环境的快速变化,引入市场拍卖机制并采用了一种基于粒子质量聚类的混合结构设计的离散粒子群算法。ALANEZZ等^[19]在解决集群无人机动态搜索跟踪任务时,提出了一种新的多父代运动编码的遗传算法调度集群无人机定位动态目标,然后运用贝叶斯理论将运动目标跟踪问题转化为一个优化问题。以上研究均从算法层面上出发,通过寻找复杂环境下高效集群无人机任务调度方法,来适应复杂环境中的动态任务,为今后动态目标的处理方面拓宽了思路。

任务可以具有优先级,例如军事任务往往比民用任务具有更高的优先级。任务优先级首先给调度方案的数学表征层面带来了困难,其次考虑优先级会导致可用调度方案的数量急剧下降,给算法的求解性能也提出了更高的要求。如何在满足任务优先级约束的情况下高效准确地处理任务是集群无人机面临的一项难题。SUN等^[20]充分考虑了集群无人机在处理边缘计算卸载任务时面临的限制,提出一种新的编码方法来衡量不同任务的计算量大小,从而分配给每种任务不同的优先级,为每一组任务分配当下最优的计算资源卸载策略。ZHAO等^[21]提出一种移动遗传算法,解决了在异构无人机集群中的任务优先级的问题,最终得到了符合实际应用意义的可行解,并且验证了此可行解的有效性。LIU等^[22]提出了一种改进的快速非支配排序算法 III(non-dominated sorting genetic algorithm III, NSGA-III),在后代种群的生成过程中添加了自适应遗传算子,通过该算子来更改任务的执行顺序从而达到优化任务规划方案的目的。由以上研究可以看出,任务优先顺序的限制广泛存在,并且已经成为了集群无人机任务调度过程中的重要一环。

任务可以具有时空动态性,例如监测任务可能需要在不同地点和时间执行,而不同任务之间可能存在时间上的冲突,这需要高度灵活的任务调度和协同工作,来满足多样化的任务需求。SEENU等^[23]考虑多无人机协作的动态任务高度实时性处理,提出一种改进的粒子群算法来适应任务的动态特性。

2.2 复杂环境条件

集群无人机可能在各种环境条件下执行任务,包括地形限制、气象条件等,而上述条件会导致执行任务环境中存在限飞区或禁飞区。

禁飞区通常要求任务调度系统避开上述区域,以确保飞行的合法性和安全性。因此,需要识别禁飞区并制定智能算法,确保任务调度时无人机能够避开禁飞区域。如何调度无人机完成对禁飞区的规避,是完成集群无人机目标搜索任务的重要前提。GUASTELLA等^[24]通过莫尔斯分解方法结合奇点理论来对区域进行划分,划分后的区域自动把禁飞区隔离开来,以此来实现对禁飞区的规避。LEE等^[25]考虑了多个禁飞区的限制,通过微分几何的理论来计算避开障碍物的最小航向角,并进一步将该理论推广到多边形障碍物,为无人机避障提供了一种新颖的解决方案。XI等^[26]研究了如何将认知性融入强化学习算法中,通过对无人机在不同的阶段进行训练再结合新的框架,以在线调整的方式来调整训练策略达到控制无人机运动的目的,完成对密集禁飞区的规避。HUANG等^[27]提出了搭载快速随机搜索树(rapid-exploration random tree, RRT)的方法调度无人机飞行方式,完成对调度方式的非线性动态处理以及禁飞区规避。尽管各种禁飞区规避方法在实践中取得显著成效,但多数方法为离线方法,需要预先计算或进行预处理,同时计算数据量较大。因此,如何实时有效规避复杂环境中的禁飞区仍然是一个具有挑战性的问题。

限飞区通常要求任务调度系统能够遵守限制条件,因此,需要集群无人机系统实时监测环境条件,包括高度、速度和时间,以确保不违反限飞区的规定。MONWAR等^[28]在制定任务调度规划时考虑了无人机飞行时的一些限制,比如空中走廊、地区边界等一些限制无人机飞行的区域。

2.3 不确定通信条件

集群无人机间的协同交互与实时通信是能

够顺利完成任务的必要条件。然而,在复杂的任务执行过程中,不确定通信条件也会成为一项关键挑战。这些挑战包括信号干扰、通信网络不稳定性以及通信拒止。在面对这些通信挑战时,无人机集群需要借助创新的技术和智能系统,以确保通信的可靠性,从而顺利执行任务。APOSTOLOPOULOS等^[29]考虑一种用户通信环境在计算方面给无人机辅助计算带来的困难。

通信受限引起原因较多,例如,网络拥堵、信号传输延迟或数据包丢失等因素。CHAI等^[30]讨论了实时通信的场景中因为通信受限导致的无人机之间数据无法正常交互的问题。

通信干扰指无人机与地面控制站或其他飞行器之间的通信受到无意或故意的电磁干扰。信号干扰可能导致通信丧失,无人机失去与控制站的联系,从而危及任务的成功执行,KIM等^[31]讨论了无人机视距通信与非视距通信中不同信道因为环境中存在的干扰节点而产生不同的信道衰落问题。

通信拒止比上述2种情况更加复杂,拒止情况下无人机彼此之间完全无法通信,引起原因包括恶意阻止、电磁故障、频谱带宽竞争等。通信拒止可能导致无人机失去与地面控制的联系,任务可能无法继续执行,通信中断可能导致数据包丢失,影响任务的实时数据传输等。XU等^[32]分析了在调度无人机时因为GPS的不稳定导致无人机会遇到通信拒止环境的问题,在拒止环境下无人机之间的通信受到限制,并且无法准确获取任务目标位置,给调度任务带来困难。

2.4 资源受限

无人机集群通常受到资源限制,包括有限的能源、载荷和存储能力,以及飞行时间的限制。任务调度必须优化资源的使用,以最大程度地提高任务效率,同时满足资源约束。

能源受限指无人机在执行任务期间可用的续航能力有限,续航通常会影响到无人机执行任务的时间和范围,因此,需要有效的能源管理以确保任务的成功完成,ZENG等^[33]考虑通过最大化无人机能量效率来降低无人机能量限制对无人机轨迹优化的限制。MENG等^[34]考虑了解决无人机机载能量对无人机三维航迹优化与地面设备通信传输调度优化问题的限制。

载荷受限指无人机可携带和存储的数据、传

感器或设备的容量受到限制。有限的载荷和存储能力可能会限制数据的采集、传输和存储,影响任务的数据需求。WU等^[35]考虑了多无人机无线供能系统中无人机所能供给的最大能量受限条件下的能效最大化的问题。ZHANG等^[36]考虑了因为不同小型无人机能力受限给多无人机侦查任务规划带来的问题,并提出一种双层的问题求解框架来解决该问题。

3 复杂环境下集群无人机调度算法

为有效应对上述复杂环境下集群无人机任务调度面临的挑战,学者们提出了多种任务调度算法。根据工作原理和应用领域,本文将着重介绍4种主要的集群无人机任务调度算法,即优化算法、演化算法(evolutionary algorithms, EA)、强化学习算法和群体智能算法。

3.1 优化算法

优化算法主要以处理静态任务调度问题为主,尤其是当任务和资源的性质已知且问题具有明确定义的约束和目标函数。可以用于集群无人机的任务分配、路径规划和资源管理。主要包括以下几种方法。

3.1.1 线性规划(linear programming, LP)

主要用于处理任务调度问题中的线性目标函数和约束条件。在静态任务调度中表现出色,可以有效地分配任务给无人机,并优化资源利用。线性规划通常假设任务和资源之间的关系是线性的,因此需要问题建模为线性关系。DINH等^[37]在考虑了无人机间安全距离的前提下,提出用线性规划方法来调度集群无人机。

3.1.2 整数规划(integer programming, IP)

用于处理静态任务分配问题,其中任务或资源必须以整数形式分配。整数规划考虑了整数变量,是线性规划的扩展,因此可以应对更多的问题。ALMOHAMAD等^[38]考虑了回程可靠性、关联标准、子小区中继容量和每个子小区的可用链路数量约束,使用整数规划方法来调度无人机编队,最大化总回程链路流量。庞海龙等^[39]考虑一种基于整数规划的多型异构无人机有人协同任务调度模型,可以形式化显示多无人机任务分配中的众多约束条件,能够适用于有人协同的多型多架无人机一般任务调度问题,从而较有效地解决了无人机体系建设中多机协同任务调

度问题。李华伟^[40]基于整数规划的多无人机协同的任务调度模型,考虑多无人机最短飞行时间、多无人机总飞行时间、目标价值收益、目标覆盖程度等指标,用于求解多无人机的任务调度问题。

3.1.3 混合整数线性规划(mixed-integer linear programming, MILP)

这类算法综合了线性规划和整数规划,适用于任务调度问题中包含连续和离散变量的情况,能够处理更广泛的任务调度问题,包括各种资源限制和约束。DARRAH等^[41]考虑了空战后幸存无人机建模、动态任务等复杂调度约束条件,并通过MILP来解决无人机任务调度问题。RADMANESH等^[42]考虑不同无人机飞行编队条件下的无人机调度问题,通过动态MILP方法来调度无人机避障,最小化时间与能量代价。HONG等^[43]考虑通过混合整数线性规划来确定代理和无人机节点之间的最佳配对以及无人机节点的最佳调度顺序问题。

3.1.4 动态规划(dynamic programming, DP)

通常用于解决离散状态空间和决策过程的动态任务调度问题,可以处理随时间变化的任务需求和资源状态,提供最优解的保证。FEI等^[44]考虑采用改进的DP算法对任务进行聚类,将动态到达系统的紧急任务分配到建立的聚类中,实现任务与无人机的快速匹配,解决紧急任务的多无人机调度问题。MACHOVEC等^[45]考虑引入一种用于无人机网络的动态聚类技术,在动态流量下进行分布式集群任务调度以提供网络服务。DIN等^[46]考虑非传统控制意义下的无人机智能调度架构,使用无模型的DP方法来最大化无人机滑翔范围。

3.2 EA

EA通过模拟自然选择和进化的过程来寻找任务调度的最优解,通常在需要全局优化、搜索空间复杂且多模态的问题中表现出色。适用于静态任务调度,特别是在任务之间存在复杂约束和多个优化目标的情况下,具有良好表现。按照EA求解问题的目标需求,可以将其分为单目标EA与多目标EA(multi-objective evolutionary algorithms, MOEA)。

单目标演化算法其优化目标只有一个,通过不断的迭代演化的方式优化这一指标直到指标收敛稳定。单目标演化算法中表现出色的有

GA、差分演化(differential evolution, DE)等。YANG等^[47]考虑了本地载荷受限条件下的集群无人机调度问题,使用DE优化边缘计算节点的数据卸载效率。YE等^[48]考虑GA在解决异构集群无人机调度问题时搜索能力与种群多样性不均衡的问题,通过改进GA来均衡两者的关系,取得了比PSO和ACO更好的优化性能。

MOEA中优化目标多是相互制约的目标,目标之间的关系是非线性的。多目标之间在不可以消除的冲突,导致多目标优化问题(multi-objective optimization problem, MOP)不会存在唯一的解决方案,而是一组表示了多个目标之间的最优权衡的解。最优权衡的解构成的集合叫作帕累托集合(Pareto set, PS),其在目标解空间上的形状被称为帕累托前沿(Pareto front, PF)。截至目前,MOEA方法已经被广泛地应用(如图1中近年来MOEA主题文献数量统计,数据来源为IEEE、EI及中国知网)。

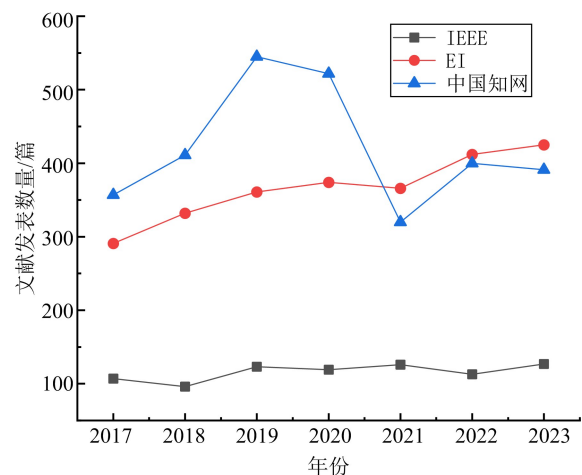


图1 近年来MOEA主题文献发表数量统计

Fig. 1 The statistics of the number of literatures on MOEA topic published in recent years

MOEA中表现比较出色的有快速非支配排序算法II(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)、NSGA-III、基于分解的多目标演化算法(multi-objective evolutionary algorithms based on decomposition, MOEA/D)等。CONG等^[49]考虑了无人机的最大飞行距离、最小安全距离和最小任务时间等约束条件,以探测收益、能量消耗和飞行距离等多个目标作为优化函数来得到无人机的高效调度方案。LU等^[50]考虑使用MOEA/D方法,以优化无人机总能耗、

数量以及覆盖效率作为优化目标,得到最优的无人机任务调度方案。

MOEA 在求解多目标问题的时候总会面临不同的约束条件,这类问题被称为受约束的多目标优化问题(constrained multi-objective optimization problem, CMOP)。例如复杂环境下集群无人机任务调度问题包含多个相互冲突的目标和多种复杂的约束,类似的还有机器人手爪优化问题、联合经济排放调度问题、城市公交调度问题、节能优化问题等^[51-54],这类问题在求解时,需要考虑一种甚至多种约束。CMOP 的搜索空间会随着约束的变化而变化,因此搜索空间中会产生不可行区域,导致位于该搜索区域中的解失效。因此,求解 CMOP 这一类问题的方向是得到一组收敛性和多样性较好而且位于可行区域内的可行解来逼近 PF。SABINO 等^[55]考虑了无人机群覆盖率、无人机群通信速率的约束,结合地面节点位置,采用 NSGA-II 算法寻找出最佳的无人机调度与节点分配方案。CONG 等^[56]考虑无人机在执行任务时的各种约束条件,以优化目标函数为指导,提出一种改进的 NSGA-II 算法,该算法在考虑各种约束的前提下调度集群无人机执行协作探测任务。

以上算法在求解无约束多目标优化问题时表现出了较好的性能。然而由于缺乏约束处理机制(constraint handling technique, CHT)技术,MOEA 直接应用于 CMOP 效果不佳。因此,目前多数的研究均致力于设计 CHT 和具体的机制,以此来解决各种 MOEA 受限的现状^[57]。同时为了研究不同受限多目标演化算法(constrained multi-objective evolutionary algorithms,

CMOEA)的性能,近年来也设计了许多基准测试套件来测试或者研究 CMOEA^[58]。同样也有很多科学家在研究对 MOEA 的优化上,通过改进 MOEA 种群生成方式等来提高种群求解 CMOP 的能力。

DTLZ 是一项用来评价多目标优化算法性能的测试函数,其在函数的设计中也考虑了复杂环境的复杂特性。图 2 展示了部分 MOEA 算法在 DTLZ 测试函数上的结果对比。可以看出,在图 2 中,MOEA 在 DTLZ 上均取得了较好的效果。但是当模拟动态环境时(限制增多、需要优化的目标增多),算法的性能也受到了一些影响,通过图中结果可以看出基于 Dijkstra 分解多目标演化算法(multi-objective evolutionary algorithms based on decomposition Dijkstra, MOEADD)能够得到相对较好的效果。

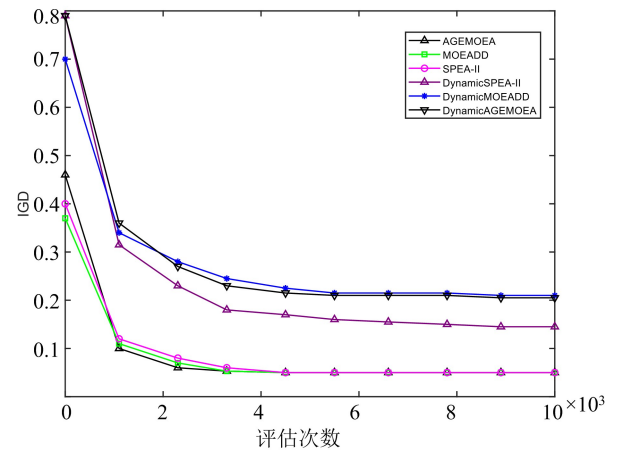


图 2 部分 MOEA 在 DTLZ 测试函数上的效果
Fig. 2 The performance of some MOEAs on DTLZ test functions

表 1 列出了近年来 EA 在集群无人机调度中的应用情况。

表 1 基于 EA 的集群无人机任务调度

Tab. 1 Task scheduling for UAV swarm based on EA

资料来源	算法	年份	面临的挑战			
			动态任务需求	复杂环境条件	不确定通信条件	资源受限
文献[59]	随机引导的 MOEA	2019	×	√	×	×
文献[60]	免疫遗传算法	2020	×	√	√	√
文献[61]	量子行为 MOEA	2020	√	√	×	√
文献[62]	多层 CHT 的 EA	2021	×	×	√	×
文献[63]	分层 NSGA-II	2021	√	×	√	√
文献[64]	组间编码的 MOEA	2022	√	√	×	√
文献[65]	模糊差分演化算法	2022	×	√	×	√
文献[66]	改进差分演化算法	2023	×	√	√	√

注:论文数据均来自中国知网以及谷歌学术。

EA 目前被广泛地用来解决集群无人机任务调度问题,但是经典的演化算法在解决复杂动态环境下的多目标问题时算法的求解性能会受到限制,传统的基于分解与统一指标的演化算法求解效率不高。而且通过表 1 可以看出,目前的研究中对各种限制的考虑都有涉及,但是同时考虑所有限制的研究几乎没有。于是研究在多限制条件下的集群无人机的调度问题具有重要意义。通过合理地调度集群无人机资源来降低无人机单机能耗、任务目标处理时间,提高集群无人机任务的效率,还可以为其他领域中的集群无人机调度提供解决思路与方案。因此,通过对演化算法的改进与优化,使演化算法具有智能特性,即研究基于智能演化的集群无人机资源调度问题具有重要的意义。

3.3 强化学习算法

强化学习算法使用机器学习和智能代理来根据实时反馈和环境变化动态学习任务分配策略。这类算法特别适用于动态任务调度,以应对任务和资源状态随时间变化的情况。强化学习包含智能体、环境、激励 3 个概念。使用强化学习算法时,智能体必须通过与动态环境的不断交互来学习^[67-69],学习的最终目标是优化智能体的动作,使智能体的动作能得到环境相应的正反馈(也就是正向的激励)。激励也会反作用于环境从而影响环境,使寻找最佳动作的过程变得复杂^[70]。强化学习可以划分为以下几类。

3.3.1 值函数方法

这类算法的核心目标是学习和优化状态值函数或状态-动作值函数,以评估不同状态或状态-动作对的价值,以指导智能体的决策,代表性算法包括 Q 学习(Q-learning, QL)、深度 Q 网络(deep Q-networks, DQN)、双重深度 Q 网络(Double DQN)等。

QL^[71-72]是最常用的基于 RL 的算法之一,纯粹通过试验和试错来更新知识,并且允许智能体利用经验并行学习所有策略的值。QL 中关键是 Q 表的更新,Q 表的更新遵循贝尔曼公式^[73]。LEE 等^[74]考虑在最大化能量效率的情况下,使用 QL 来生成多无人机基站位置和功率调度。LIM 等^[75]考虑在无人机通信链路和计算功率受限的条件下,使用 QL 来优化整个系统的吞吐量。

DQN 中用深度 Q 网络来代替 Q 表的作用,

更适合处理多状态、多动作的强化学习问题。深度学习^[76]是机器学习^[77]的一个分支,深度学习能够帮助研究者自动提取出较高水平的抽象特征,并且提供给模型学习,极大地节省了人力。应用于深度学习的 Q 神经网络被称为深度 Q 网络。集群无人机中应用最多的 QL 变体就是深度 QL,例如 ZHAO 等^[78]和 ASRARI 等^[79]在最新的研究工作中就使用了该技术,并获得了不错的效果。

SARSA (state-action-reward-state-action) 学习^[80]与 QL 十分相似,两者的区别在于,SARSA 采取一种基于策略的学习方式——根据当前策略而不是自由策略执行的操作来学习 Q 表值^[81]。依据当前策略来更新下一步的 Q 表值意味着 SARSA 产生的操作对下一个操作有约束的效果。同理于 QL,SARSA 也存在深度 SARSA^[82]。与之前相比,该版本的深度学习模型具有更灵活的特征提取能力,适应性更好,特征提取能力更强。

3.3.2 策略优化方法

直接学习最优策略,而非通过值函数来指导决策,更适用于连续动作空间的问题。代表算法包括策略梯度方法(policy gradient methods, PGM)、近端策略优化、信任区域策略优化等。KONG 等^[83]在视距范围内无人机空战场景中考虑了状态观测的轻微对抗扰动,引入了高鲁棒性的策略梯度方法来提高无人机空战策略生成效率。ZHAO 等^[84]使用近端策略优化方法来优化无人机协作系统的自适应性与鲁棒性。HU 等^[85]采用一种改进的近端策略优化方法,提高多旋翼无人机在跟踪动态目标时的自主调度与自动避障能力。HO 等^[86]使用信任区域策略优化方法优化不稳定信道下集群无人机调度方案,从而在保证无人机与地面终端正常通信的同时,最小化产生的空气动力学能耗与通信能耗。

3.3.3 模型基学习

使用环境模型来规划策略,通过需要准确的模型和模拟环境来预测状态转换和奖励。代表算法包括模型预测控制方法、基于动态规划的方法。WEHBEH 等^[87]针对载荷受限条件下的分布式无人机调度系统,提出去中心化的模型预测控制方法来优化无人机调度偏差和有效载荷的姿态扰动的成本。

3.3.4 模型无关方法

直接基于实际经验进行学习,不依赖于环境

模型,适用于未知或高度动态的环境。代表算法包括蒙特卡洛方法、时间差分学习算法、蒙特卡罗树搜索等。QIAN 等^[88]考虑边缘用户以随机路点模型运动下的无人机作为边缘计算服务节点场景,使用蒙特卡洛随机树来实现无人机的优化调度。LI 等^[89]考虑不确定性目标入侵探测与跟踪场景,采用时间差分学习方法来调度不确定性入侵条件下的无人机调度,优化无人机能耗与目标探测跟踪效率。

使用各种强化学习算法来完成集群无人机任务调度的研究见表 2 所列。可以看出,近年来使用各类强化学习算法来解决集群无人机调度

问题的研究有很多,尤其是使用强化学习来解决动态环境下任务需求已经成为主流趋势。通过表格中的数据也可以发现,近些年结合了深度学习的强化学习备受欢迎,而且结合了深度学习的强化学习在复杂环境、不确定通信以及资源受限条件下的应用也更加广泛,这说明结合了深度学习之后,强化学习算法的普适性在提高。没有深度学习支持的强化学习算法对于动态环境(需要注意的是这里的动态环境针对于马尔可夫变化的动态环境)具有很强的适应能力,面对强随机的或更加复杂的环境时,其效果就会受到影响,调度质量就会下降。

表 2 基于(深度)强化学习算法的集群无人机任务调度

Tab. 2 Task scheduling for UAV swarm based on (deep) reinforcement learning algorithms

资料来源	算法	年份	面临的挑战			
			动态任务需求	复杂环境条件	不确定通信条件	资源受限
文献[91]	Double DQN	2019	✓	×	✓	✓
文献[92]	膨胀策略深度 RL	2019	✓	×	×	×
文献[93]	深度确定性策略梯度	2020	✓	✓	×	×
文献[94]	分布深度 RL	2021	✓	✓	×	×
文献[95]	时间差分学习算法	2021	×	×	✓	×
文献[96]	近端策略优化	2022	✓	✓	✓	✓
文献[97]	深度策略梯度	2023	✓	×	×	×

注:论文数据均来自中国知网以及谷歌学术。

图 3 展示了使用深度强化学习来优化集群无人机任务调度队列与能耗的实验结果,并结合李雅普诺夫优化方法提升结果的稳定性。可以看出,该算法可以使任务队列长度维持较为平稳的状态,并得到稳定的平均能量消耗。也可以看出,强化学习在调度方案优化方面具有优势,但是该算法体量大、训练时间长、奖励机制与动作机制生成复杂,使得强化学习在较小体积的无人机上应用不多。综上所述,强化学习方法能够用来完成一些集群无人机调度优化任务,并且能够取得较好的方案,但是针对小体积无人机,体量大的强化学习网络不便于集成,因此需要结合网络轻量化技术,压缩强化学习网络的体积,使其能够适配到集群无人机任务调度系统中去。

3.4 群体智能算法

群体智能(SI)算法通过模拟生物群体中个体之间的相互协作和相互影响,以解决各种优化和决策问题。这些算法借鉴了自然界中社会性生物的行为和集体智慧的原理。SI 的概念最初由

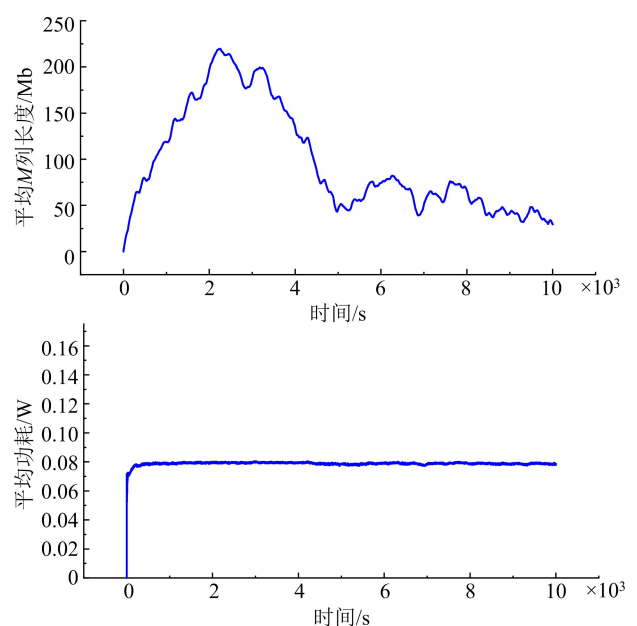


图 3 使用深度强化学习优化集群无人机任务调度队列与平均能耗

Fig. 3 Optimizing task scheduling and average energy consumption for UAV swarm using deep reinforcement learning

BENI 等提出,应用于细胞机器人系统,并认为 SI 应根据环境自主学习和采取行动,整个群体通过相互作用、相互合作实现了所有成员的共同目标^[98-99]。

SI 的优势之一在于群体中个体可以是异构的,这意味着每个个体可以以不同的方式获取信息和知识。这与同构群体不同,同构群体中的所有个体必须以相同的方式提取信息。迄今为止,已经涌现出许多受 SI 启发的优化算法,其中包括经典的粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 和蚁群优化 (ant colony optimization, ACO)。近年来,还出现了许多改进和变种算法,如人工蜂群算法等。这些 SI 算法利用启发性信息搜索来优化问题,计算量小且速度快^[100-104]。

通过研究 SI 算法在集群无人机任务调度中的潜力,模拟群体协作行为和高效的计算,为无人机在复杂环境中执行任务提供了强大的支持。PEREZ-CARABAZA 等^[105]采用 ACO 解决集群无人机任务分配问题,充分依赖其高速计算的特性,使多架无人机能够在未知环境中以最短时间找到目标。SI 算法也被用于多架无人机的搜索攻击任务调度,ZHEN 等^[106]在解决这类问题时,

首先通过调度无人机搜索确定目标位置,然后计算攻击目标的距离,依照距离对无人机群进行调度,并且考虑了恒定的飞行速度,以便在高速的情况下绘制飞行曲线。

然而在面临多约束或者复杂问题时 SI 算法的效果变差,为了补齐 SI 算法的这个短板,学者们也做了一些研究。LI 等^[107]将 SI 用于无人机群调度,并在多个地形中进行现场模拟实验来验证算法的有效性,这也是为数不多的无人机在农业上的应用,并在现场模拟进行测试的研究之一。VIJAYAKUMARI 等^[108]利用问题分解技术,通过将复杂的问题离散成了多个简单的子问题来简化计算,以离散的方式对多架无人机进行最优调度。2020 年,ZHEN 等^[109]提出了分布式 ACO 算法,能够在考虑了广泛范围的约束条件的情况下执行任务,在问题约束中考虑了较宽范围约束。

此外,表 3 给出了基于 SI 算法的集群无人机任务调度代表性研究,并结合前文中复杂环境下该问题面临的挑战进行了总结。可以看到,近年来使用 SI 算法来解决集群无人机任务调度的问题研究比较多,且考虑了一种或多种复杂场景下集群无人机任务调度问题面临的挑战。

表 3 基于 SI 算法的集群无人机任务调度

Tab. 3 Task scheduling for UAV swarm based on SI algorithms

资料来源	算法	年份	面临的挑战			
			动态任务需求	复杂环境条件	不确定通信条件	资源受限
文献[110]	TLOA	2018	√	×	√	×
文献[111]	动态 ACO	2018	√	√	×	√
文献[112]	改进 ACO	2019	×	×	×	×
文献[113]	狮群算法	2020	×	×	×	×
文献[114]	分布式搜索	2020	√	√	√	√
文献[115]	社会学习 PSO	2021	√	×	×	√
文献[116]	多种群竞争算法	2022	×	×	×	√
文献[117]	改进鲸鱼算法	2023	√	√	×	√

注:论文数据均来自中国知网以及谷歌学术。

图 4 中展示了部分 SI 算法在 CEC2020 测试函数上的结果对比。CEC2020 是为了测试 SI 算法性能所提出来的,不仅测试函数的求解性能,也模拟了复杂环境的复杂性。当任务量较少时(前两条曲线),ACO 和 PSO 在测试函数可以在

很短的时间内得到较优的函数值,但是当任务规模增大时(后两条曲线),算法的求解效果有了明显的下降,具体来说,ACO 的求解效果下降了约 80%,而 PSO 算法一直未达到预期效果。由此可以看出,在完成大规模集群无人机的任务调度需

求时,使用 SI 算法效果会大大下降。综上所述,SI 算法的特点是速度快,算法体轻量,可以处理小规模集群无人机任务调度问题,当面临大规模的集群无人机任务调度问题时效果便会下降。针对这个问题结合当前其他优秀算法的理论,充分考虑 SI 算法自身的优点,提出混合的 SI 算法是一种高效的办法。

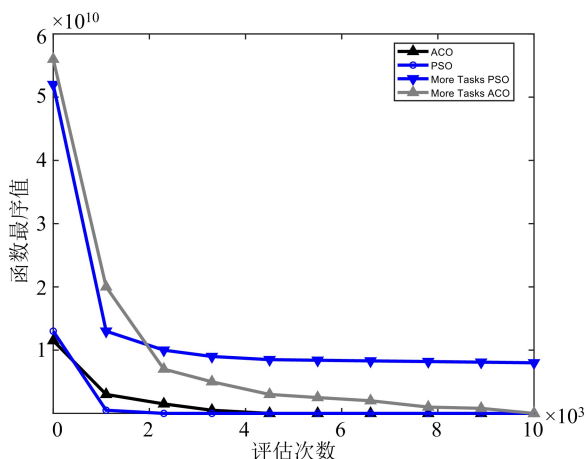


图 4 部分群体智能算法在 CEC2020 测试函数上的结果对比
Fig. 4 Comparison of results for several swarm intelligence algorithms on CEC2020 test functions

4 未来展望

目前,集群无人机任务调度领域处于一个充满挑战和机遇的处境。随着无人机技术的不断进步和应用的扩展,许多工作场景已经将无人机视为常用工具,进行集群无人机任务调度的情况十分常见。因此,进行集群无人机任务调度时,如何提升系统的自主性、智能化、安全性、反干扰性、通信和协同性,对提升系统效益至关重要。

4.1 自主性和智能化

未来集群无人机任务调度将变得更加自主,能够自主规划任务路径、优化资源利用并做出复杂的任务决策。这将要求集群无人机具有更强大的人工智能和自主性能力。针对这个需求,可以配备更先进的感知和认知系统,包括计算机视觉、机器学习和深度学习技术,辅助无人机实时识别目标、检测障碍物和适应复杂环境,提升系统感知能力,方便无人机能够从经验中学习,不断改进性能,并适应新的任务和环境,从而提高自主性和灵活性,提高自我学习和适应性。

4.2 通信与协同性

集群无人机任务调度将倾向于分布式协同,

通过去中心化决策,实现集群之间的更紧密合作,提高任务执行效率。为了促进不同制造商的集群无人机之间的互操作性,通信标准将得到强化,以确保各种无人机能够协同工作。同时,未来可能会出现更为先进的通信技术,包括支持高清图像传输、实时视频流和大规模数据交换等可以提高通信效率的技术,从而实现集群无人机的分布式协同调度。

4.3 安全性和反干扰

未来集群无人机任务调度将具备更强的威胁感知和避免能力,可以检测到敌对干扰和攻击,并采取措施来保护自身。需要将加强数据安全和隐私保护,确保敏感信息不被非法获取或篡改。同时,未来通信系统将更具反干扰性,以应对电磁干扰和网络攻击,确保集群无人机之间的可靠通信。

综上所述,这些趋势将推动面向复杂环境的集群无人机任务调度朝着更加自主、智能、安全、反干扰、高效的方向发展,为集群无人机多领域应用提供更坚实的理论基础。

5 结束语

本文深入探讨了面向复杂环境的集群无人机任务调度所面临的众多挑战,包括动态任务需求、复杂环境条件、不确定通信条件和资源限制等。这些挑战在如今的集群无人机应用中日益显著,因此对调度算法的研究和创新至关重要。为了应对这些挑战,本文对当前主流的调度方法进行了分类和介绍,包括优化算法、演化算法、强化学习算法和群体智能算法。每种算法类型都具有独特的优点和应用领域,为集群无人机的任务调度提供了多样性和灵活性。尽管相关研究已经取得了进展,但集群无人机任务调度领域仍然充满了挑战和机遇。未来的发展将侧重于提高自主性、智能化、安全性、反干扰性、通信和协同性,以适应不断变化的任务需求和环境条件。

综上所述,集群无人机任务调度不仅是一项技术挑战,也是推动科学研究和实际应用的重要领域。期待该研究方向未来更多的创新和发展,以确保集群无人机在各种任务中发挥出色,为社会和行业带来更大的价值。

参考文献

- [1] AUSTIN R. Unmanned aircraft systems: UAVs

- design, development and deployment[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2011.
- [2] 杨升,刘焯尊,冷舒眉. 详解未来无人机如何作战[N]. 环球时报, 2021-09-28(8).
YANG Sheng, LIU Xuanzun, LENG Shumei. Elaborate on how future drones will operate[N]. Global Times, 2021-09-28(8). (in Chinese)
- [3] HUANG H S, YANG A Q, TANG Y, et al. Deep color calibration for UAV imagery in crop monitoring using semantic style transfer with local to global attention[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 104: 102590.
- [4] INOUE Y. Satellite-and drone-based remote sensing of crops and soils for smart farming;a review[J]. Soil Science and Plant Nutrition, 2020, 66(6): 798-810.
- [5] PANDAY U S, PRATIHAST A K, ARYAL J, et al. A review on drone-based data solutions for cereal crops [J]. Drones, 2020, 4(3): 41.
- [6] BASIRI A, MARIANI V, SILANO G, et al. A survey on the application of path-planning algorithms for multi-rotor UAVs in precision agriculture [J]. The Journal of Navigation, 2022,75(2), 364-383.
- [7] AWAIS M, LI W, CHEEMA M J M, et al. UAV-based remote sensing in plant stress imagine using high-resolution thermal sensor for digital agriculture practices; a meta-review[J]. International Journal of Environmental Science and Technology, 2022, 20: 1135-1152.
- [8] MOUMGIAKMAS S S, SAMATAS G G, PAPAPOSTAS G A. Computer vision for fire detection on UAVs;from software to hardware[J]. Future Internet, 2021, 13(8): 200.
- [9] ZHU M, ZHANG X H, LUO H, et al. Optimization Dubins path of multiple UAVs for post-earthquake rapid-assessment[J]. Applied Sciences, 2020, 10(4): 1388.
- [10] LIU D N, JIANG Q, ZHU H B, et al. Distributing UAVs as wireless repeaters in disaster relief via group role assignment[J]. International Journal of Cooperative Information Systems, 2020, 29: 2040002.
- [11] JIANG Q, ZHU H B, LIAO M, et al. Solving the signal relay problem of UAV in disaster relief via group role assignment[C]//Proceedings of the 14th CCF Conference on Computer Supported Cooperative Work and Social Computing. [S. l.]: Springer, 2019: 18-29.
- [12] MATRACIA M, KISHK M A, ALOUINI M S. Coverage analysis for UAV-assisted cellular networks in rural areas[J]. IEEE Open Journal of Vehicular Technology, 2021, 2: 194-206.
- [13] ZHU X N. Analysis of military application of UAV swarm technology[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Unmanned Systems. [S. l.]: IEEE, 2020: 1200-1204.
- [14] ZHOU L Y, LENG S P, LIU Q, et al. Intelligent UAV swarm cooperation for multiple targets tracking [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(1): 743-754.
- [15] SHEN C, CHANG T H, GONG J, et al. Multi-UAV interference coordination via joint trajectory and power control[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68: 843-858.
- [16] 王彤. 纳卡冲突中无人机运用情况及思考[EB/OL]. (2020-10-19)[2023-09-10]. https://www.sohu.com/a/425765016_120520226.
WANG Tong. The application and reflection of drones in the Naka conflict[EB/OL]. (2020-10-19)[2023-09-10]. https://www.sohu.com/a/425765016_120520226. (in Chinese)
- [17] KOLLING A, WALKER P, CHAKRABORTY N, et al. Human interaction with robot swarms;a survey [J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2016, 46(1):9-26.
- [18] ZHANG J D, CHEN Y Y, YANG Q M. Dynamic task allocation of multiple UAVs based on improved A-QCDPSO[J]. Electronics, 2022, 11(7): 1028.
- [19] ALANEZI M A, BOUCHEKARA H R E H, APALARA T A-A, et al. Dynamic target search using multi-UAVs based on motion-encoded genetic algorithm with multiple parents[J]. IEEE Access, 2022, 10: 77922-77939.
- [20] SUN L, WAN L T, WANG X P. Learning-based resource allocation strategy for industrial IoT in UAV-enabled MEC systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(7): 5031-5040.
- [21] ZHAO Y Y, ZHOU D Y, PIAO H Y, et al. Cooperative multiple task assignment problem with target precedence constraints using a waitable path coordination and modified genetic algorithm[J]. IEEE Access, 2021,9: 39392-39410.
- [22] LIU J J, WANG W P, LI X B, et al. Solving a multi-objective mission planning problem for UAV swarms with an improved NSGA-III algorithm [J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2018, 11: 1067-1081.
- [23] SEENU N, KUPPAN C R M, RAMYA M M, et al. Review on state-of-the-art dynamic task allocation strategies for multiple-robot systems [J]. Industrial

- Robot: the International Journal of Robotics Research and Application, 2020, 47(6): 929-942.
- [24] GUASTELLA D C, CANTELLI L, GIAMMELLO G, et al. Complete coverage path planning for aerial vehicle flocks deployed in outdoor environments[J]. Computers & Electrical Engineering, 2019, 75: 189-201.
- [25] LEE H-I, SHIN H-S, TSOURDOS A. UAV collision avoidance considering no-fly-zones[J]. IFAC Papers Online, 2020, 53 (2): 14748-14753.
- [26] XI C Y, LIU X F. Unmanned aerial vehicle trajectory planning via staged reinforcement learning[C]//Proceedings of 2020 International Conference on Unmanned Aircraft Systems. [S. l.]: IEEE, 2020: 246-255.
- [27] HUANG H L, SAVKIN A V, NI W. Energy-efficient 3D navigation of a solar-powered UAV for secure communication in the presence of eavesdroppers and no-fly zones[J]. Energies, 2020, 13(6):1445.
- [28] MONWAR M, SEMIARI O, SAAD W. Optimized path planning for inspection by unmanned aerial vehicles swarm with energy constraints[C]//Proceedings of 2018 IEEE Global Communications Conference. [S. l.]: IEEE, 2018: 1-6.
- [29] APOSTOLOPOULOS P A, FRAGKOS G, TSIROPOULOU E E, et al. Data offloading in UAV-assisted multi-access edge computing systems under resource uncertainty[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2023, 22(1): 175-190.
- [30] CHAI S Y, YANG Z, HUANG J C, et al. Cooperative UAV search strategy based on DMPC-AACO algorithm in restricted communication scenarios[J]. Defence Technology, 2024(1):295-311.
- [31] KIM M, LEE J. Impact of an interfering node on unmanned aerial vehicle communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68 (12): 12150-12163.
- [32] XU Y H, WEI Y R, WANG D, et al. Multi-UAV path planning in GPS and communication denial environment[J]. Sensors, 2023, 23(6): 2997.
- [33] ZENG Y, ZHANG R. Energy-efficient UAV communication with trajectory optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16 (6): 3747-3760.
- [34] MENG A Q, GAO X Z, ZHAO Y, et al. Three-dimensional trajectory optimization for energy-constrained UAV-enabled IoT system in probabilistic LoS channel[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9 (2): 1109-1121.
- [35] WU P F, XIAO F, HUANG H P, et al. Adaptive and extensible energy supply mechanism for UAVs-aided wireless-powered Internet of things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(9): 9201-9213.
- [36] ZHANG R W, DOU L H, WANG Q, et al. Ability-restricted indoor reconnaissance task planning for multiple UAVs[J]. Electronics, 2022, 11(24): 4227.
- [37] DINH H T, TORRES M H C, HOLVOET T. Dancing UAVs: using linear programming to model movement behavior with safety requirements[C]//Proceedings of 2017 International Conference on Unmanned Aircraft Systems. [S. l.]: IEEE, 2017: 326-335.
- [38] ALMOHAMAD A, HASNA M O, KHATTAB T, et al. On network flow maximization via multihop backhauling and UAVs: an integer programming approach[C]//Proceedings of the 89th IEEE Vehicular Technology Conference. [S. l.]: IEEE, 2019: 1-6.
- [39] 庞海龙,刘健,王文豪.一种异构多无人机多目标任务分配方法[C]//中国指挥与控制学会.第四届中国指挥控制大会论文集.北京:电子工业出版社,2016:4.
PANG Hailong, LIU Jian, WANG Wenhao. A heterogeneous multi-UAV multi targets task allocation method[C]//Chinese Institute of Command and Control. Proceedings of the 4th China Command and Control Conference. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2016: 4. (in Chinese)
- [40] 李华伟.多无人机协同任务规划研究与实现[D].西安:西安电子科技大学,2016.
LI Huawei. Research and realization for multi-UAV cooperative mission planning[D]. Xi'an: Xidian University, 2016. (in Chinese)
- [41] DARRAH M A, NILAND W M, STOLARIK B M. Multiple UAV dynamic task allocation using mixed integer linear programming in a SEAD mission[C]//Proceedings of AIAA Infotech @ Aerospace. [S. l.]: s. n., 2005: 7164.
- [42] RADMANESH M, KUMAR M. Flight formation of UAVs in presence of moving obstacles using fast-dynamic mixed integer linear programming[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 50: 149-160.
- [43] HONG Y, JUNG S, KIM S, et al. Multi-UAV routing with priority using mixed integer linear programming[C]//Proceedings of the 20th International Conference on Control, Automation and Systems. [S. l.]: IEEE, 2020: 699-702.
- [44] FEI B, LIU D Q, BAO W D, et al. RISE: rolling-inspired scheduling for emergency tasks by heterogeneous UAVs[J]. Drones, 2022, 6(10): 310.
- [45] MACHOVEC D, SIEGEL H J, CROWDER J A,

- et al. Surveillance mission scheduling with unmanned aerial vehicles in dynamic heterogeneous environments [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2023, 79: 13864-13888.
- [46] DIN A F U, AKHTAR S, MAQSOOD A, et al. Modified model free dynamic programming: an augmented approach for unmanned aerial vehicle [J]. *Applied Intelligence*, 2022, 53: 3048-3068.
- [47] YANG L, YAO H P, WANG J J, et al. Multi-UAV-enabled load-balance mobile-edge computing for IoT networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(8): 6898-6908.
- [48] YE F, CHEN J, TIAN Y, et al. Cooperative multiple task assignment of heterogeneous UAVs using a modified genetic algorithm with multi-type-gene chromosome encoding strategy[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 100: 615-627.
- [49] CONG R, QI J T, WU C, et al. Multi-UAVs Cooperative detection based on improved NSGA-II algorithm[C]//*Proceedings of the 39th Chinese Control Conference*. [S. l.]: IEEE, 2020: 1524-1529.
- [50] LU S S, ZHANG X, ZHOU Y, et al. MOEA/D based UAV swarm deployment for wireless coverage [C]//*Proceedings of the 13th International Conference on Advanced Computational Intelligence*. [S. l.]: IEEE, 2021: 100-106.
- [51] SARAVANAN R, RAMABALAN S, EBENEZER N G R, et al. Evolutionary multi criteria design optimization of robot grippers[J]. *Applied Soft Computing*, 2009, 9(1): 159-172.
- [52] BASU M. Economic environmental dispatch using multi-objective differential evolution[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(2): 2845-2853.
- [53] CUI Y F, GENG Z Q, ZHU Q X, et al. Review: multi-objective optimization methods and application in energy saving[J]. *Energy*, 2017, 125: 681-704.
- [54] ZUO X Q, CHEN C, TAN W, et al. Vehicle scheduling of an urban bus line via an improved multiobjective genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(2): 1030-1041.
- [55] SABINO S, HORTA N, GRILO A. Centralized unmanned aerial vehicle mesh network placement scheme: a multi-objective evolutionary algorithm approach[J]. *Sensors*, 2018, 18(12): 4387.
- [56] CONG R, QI J T, WU C, et al. Multi-UAVs cooperative detection based on improved NSGA-II algorithm [C]//*Proceedings of the 39th Chinese Control Conference*. [S. l. : s. n.], 2020:1524-1529.
- [57] GARCÍA J L L, MONROY R, HERNÁNDEZ V A S, et al. COARSE-EMOA: an indicator-based evolutionary algorithm for solving equality constrained multi-objective optimization problems[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2021, 67: 100983.
- [58] MA Z W, WANG Y. Evolutionary constrained multi-objective optimization: test suite construction and performance comparisons[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2019, 23(6): 972-986.
- [59] RAMIREZ A C, DEL SER J, CAMACHO D. Weighted strategies to guide a multi-objective evolutionary algorithm for multi-UAV mission planning[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, 44: 480-495.
- [60] ZHOU Z W, LUO D L, SHAO J, et al. Immune genetic algorithm based multi-UAV cooperative target search with event-triggered mechanism[J]. *Physical Communication*, 2020, 41: 101103.
- [61] WANG J F, JIA G W, LIN J C, et al. Cooperative task allocation for heterogeneous multi-UAV using multi-objective optimization algorithm[J]. *Journal of Central South University*, 2020, 27(2): 432-448.
- [62] SHEN Y, ZHU Y L, KANG H W, et al. UAV path planning based on multi-stage constraint optimization [J]. *Drones*, 2021, 5(4): 144.
- [63] KIAM J J, BESADA-PORTAS E, SCHULTE A. Hierarchical mission planning with a GA-optimizer for unmanned high altitude pseudo-satellites[J]. *Sensors*, 2021, 21(5): 1630.
- [64] ZHANG H, DOU L H, XIN B, et al. Reconnaissance and confirmation task planning of multiple fixed-wing UAVs with specific payloads: a comparison study[J]. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 2022, 26(4): 570-580.
- [65] CHAI X Z, ZHENG Z S, XIAO J M, et al. Multi-strategy fusion differential evolution algorithm for UAV path planning in complex environment[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 121: 107287.
- [66] ZHANG M H, HAN Y H, CHEN S Y, et al. A multi-strategy improved differential evolution algorithm for UAV 3D trajectory planning in complex mountainous environments[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 125: 106672.
- [67] KAEHLING L P, LITTMAN M L, MOORE A W. Reinforcement learning: a survey[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1996, 4: 237-285.
- [68] SUTTON R S, BARTO A G. Reinforcement learning: an introduction[M]. Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology Press, 1998.

- [69] WIERING M A, VAN OTTERLO M. Reinforcement learning[J]. *Adaptation, Learning, and Optimization*, 2012, 12(3): 729.
- [70] VAN HASSELT H, WIERING M A. Reinforcement learning in continuous action spaces[C]//*Proceedings of 2007 IEEE International Symposium on Approximate Dynamic Programming and Reinforcement Learning*. [S.l.]: IEEE, 2007: 272-279.
- [71] WATKINS C J C H, DAYAN P. Q-learning[J]. *Machine Learning*, 1992, 8:279-292.
- [72] GLÄSCHER J, DAW N, DAYAN P, et al. States versus rewards: dissociable neural prediction error signals underlying model-based and model-free reinforcement learning[J]. *Neuron*, 2010, 66(4): 585-595.
- [73] LAPAN M. Deep reinforcement learning hands-on: apply modern RL methods, with deep Q-networks, value iteration, policy gradients, TRPO, AlphaGo Zero and more[M]. Birmingham: Packt Publishing, 2018.
- [74] LEE S, YU H, LEE H. Multiagent Q-learning-based multi-UAV wireless networks for maximizing energy efficiency: deployment and power control strategy design[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(9): 6434-6442.
- [75] LIM S, YU H, LEE H. Optimal tethered-UAV deployment in A2G communication networks: multi-agent Q-learning approach [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(19): 18539-18549.
- [76] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. *Nature*, 2015, 521: 436-444.
- [77] MAHESH B. Machine learning algorithms: a review [J]. *International Journal of Science and Research*, 2020, 9(1), 381-386.
- [78] ZHAO Y J, ZHENG Z, ZHANG X Y, et al. Q learning algorithm based UAV path learning and obstacle avoidance approach[C]//*Proceedings of the 36th Chinese Control Conference*. [S.l.]: IEEE, 2017: 3397-3402.
- [79] ASRARI A, LOTFIFARD S, PAYAM M S. Pareto dominance-based multiobjective optimization method for distribution network reconfiguration [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, 7(3): 1401-1410.
- [80] MUSIAL J, STEBEL K, CZECHOT J, et al. Application of self-improving Q-learning controller for a class of dynamical processes: implementation aspects [J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 152:111250.
- [81] SUTTON R S, PRECUP D, SINGH S P. Intra-option learning about temporally abstract actions[C]//*Proceedings of the 15th International Conference on Machine Learning*. [S.l. :s.n.], 1998:556-564.
- [82] ZHAO D B, WANG H T, SHAO K, et al. Deep reinforcement learning with experience replay based on SARSA[C]//*Proceedings of 2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence*. [S.l.]: IEEE, 2016: 1-6.
- [83] KONG W R, ZHOU D Y, YANG Z, et al. UAV autonomous aerial combat maneuver strategy generation with observation error based on state-adversarial deep deterministic policy gradient and inverse reinforcement learning [J]. *Electronics*, 2020, 9(7): 1121.
- [84] ZHAO W W, CHU H R, MIAO X K, et al. Research on the multiagent joint proximal policy optimization algorithm controlling cooperative fixed-wing UAV obstacle avoidance[J]. *Sensors*, 2020, 20(16): 4546.
- [85] HU D X, DONG W H, XIE W J, et al. Proximal policy optimization for multi-rotor UAV autonomous guidance, tracking and obstacle avoidance[J]. *International Journal of Aeronautical and Space Sciences*, 2022, 23(2): 339-353.
- [86] HO T M, NGUYEN K-K, CHERIET M. UAV control for wireless service provisioning in critical demand areas: a deep reinforcement learning approach [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(7): 7138-7152.
- [87] WEHBEH J, RAHMAN S, SHARF I. Distributed model predictive control for UAVs collaborative payload transport [C]//*Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. [S.l.]: IEEE, 2020: 11666-11672.
- [88] QIAN Y W, SHENG K X, MA C, et al. Path planning for the dynamic UAV-aided wireless systems using monte carlo tree search[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(6): 6716-6721.
- [89] LI B, GAN Z G, CHEN D Q, et al. UAV maneuvering target tracking in uncertain environments based on deep reinforcement learning and meta-learning [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(22):3789.
- [90] ZHAO X Y, ZONG Q, TIAN B L, et al. Fast task allocation for heterogeneous unmanned aerial vehicles through reinforcement learning[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2019, 92: 588-594.
- [91] 胡佳. 未知环境下旋翼无人机实时感知与规避方法研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2019.
- HU Jia. Research on real-time sense and avoid for multi-rotor UAVs in unknown environment[D]. Changsha: National University of Defense Technolo-

- gy, 2019. (in Chinese)
- [92] YANG J, YOU X H, WU G X, et al. Application of reinforcement learning in UAV cluster task scheduling [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 95: 140-148.
- [93] YOU S X, DIAO M, GAO L P, et al. Target tracking strategy using deep deterministic policy gradient [J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 95: 106490.
- [94] 唐峯竹, 唐欣, 李春海, 等. 基于深度强化学习的多无人机任务动态分配[J]. *广西师范大学学报(自然科学版)*, 2021, 39(6): 63-71.
TANG Fengzhu, TANG Xin, LI Chunhai, et al. Dynamic task allocation method for UAVs based on deep reinforcement learning[J]. *Journal of Guangxi Normal University(Natural Science Edition)*, 2021, 39(6): 63-71. (in Chinese)
- [95] GOPALAKRISHNAN S K, AL-RUBAYE S, INALHAN G. Adaptive UAV swarm mission planning by temporal difference learning[C]//*Proceedings of the 40th IEEE/AIAA Digital Avionics Systems Conference*. [S. l.]: IEEE, 2021: 1-10.
- [96] YANG K B, DONG W H, CAI M, et al. UCAV air combat maneuver decisions based on a proximal policy optimization algorithm with situation reward shaping [J]. *Electronics*, 2022, 11(16): 2602.
- [97] QIAN F, SU K, LIANG X. Task assignment for UAV swarm saturation attack: a deep reinforcement learning approach[J]. *Electronics*, 2023, 12(6): 1292.
- [98] BENI G, WANG J. *Swarm intelligence in cellular robotic systems*[M]. Berlin: Springer, 1993.
- [99] ZHANG S Z, LEE C K M, CHAN H K, et al. Swarm intelligence applied in green logistics: a literature review[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2015, 37: 154-169.
- [100] DORIGO M, DI CARO G. Ant colony optimization: a new meta-heuristic[C]//*Proceedings of 1999 Congress on Evolutionary Computation*. [S. l.]: IEEE, 1999: 1470-1477.
- [101] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization [R]. Kayseri: Erciyes University, 2005.
- [102] PASSINO K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 2002, 22(3): 52-67.
- [103] ARORA S, SINGH S. Butterfly algorithm with levy flights for global optimization [C]//*Proceedings of 2015 International Conference on Signal Processing, Computing and Control*. [S. l.]: IEEE, 2015: 220-224.
- [104] GUBBI J, BUYYA R, MARUSIC S, et al. Internet of Things (IoT): a vision, architectural elements, and future directions[J]. *Future Generation Computer Systems; the International Journal of Esience*, 2013, 29(7): 1645-1660.
- [105] PEREZ-CARABAZA S, BESADA-PORTAS E, LOPEZ-OROZCO J A, et al. Ant colony optimization for multi-UAV minimum time search in uncertain domains [J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 62: 789-806.
- [106] ZHEN Z Y, XING D J, GAO C. Cooperative search-attack mission planning for multi-UAV based on intelligent self-organized algorithm[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 76: 402-411.
- [107] LI X H, ZHAO Y, ZHANG J, et al. A hybrid PSO algorithm based flight path optimization for multiple agricultural UAVs[C]//*Proceedings of the 28th International Conference on Tools with Artificial Intelligence*. [S. l.]: IEEE, 2016: 691-697.
- [108] VIJAYAKUMARI D M, KIM S, SUK J, et al. Receding-horizon trajectory planning for multiple UAVs using particle swarm optimization [C]//*Proceedings of 2019 AIAA Scitech Forum*. Reston, USA: AIAA, 2019: 1165.
- [109] ZHEN Z Y, CHEN Y, WEN L D, et al. An intelligent cooperative mission planning scheme of UAV swarm in uncertain dynamic environment[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 100: 105826.
- [110] 武巍, 邹杰, 刘波. 改进教-学算法在无人机航路规划中的应用[C]//*中国指挥与控制学会. 第六届中国指挥控制大会论文集*. 北京: 电子工业出版社, 2018: 301-306.
WU Wei, ZOU Jie, LIU Bo. Application of improved teaching and learning optimization algorithm in route planning of unmanned aerial vehicle [C]//*Chinese Institute of Command and Control. Proceedings of the 6th China Command and Control Conference*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2018: 301-306. (in Chinese)
- [111] WU H S, LI H, XIAO R B, et al. Modeling and simulation of dynamic ant colony's labor division for task allocation of UAV swarm[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2018, 491: 127-141.
- [112] LIU R, LIANG J, ALKHAMBASHI M. Research on breakthrough and innovation of UAV mission planning method based on cloud computing-based reinforcement learning algorithm[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2019, 37(3): 3285-3292.

- [113] DONG S W, JIANG M Y, YUAN D F. Joint task planning of UAV groups using improved multi-objective lion swarm optimization[C]//Proceedings of the 39th Chinese Control Conference. [S. l.]: IEEE, 2020: 1408-1413.
- [114] 李银. 基于分布式搜捕算法的多无人机协同编队队形控制研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
LI Yin. Research on UAVs cooperative formation control based on distributed search and capture algorithm[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020. (in Chinese)
- [115] KIM J, OH H, YU B, et al. Optimal task assignment for UAV swarm operations in hostile environments[J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2021, 22: 456-467.
- [116] MA T X, WANG Y H, LI X T. Convex combination multiple populations competitive swarm optimization for moving target search using UAVs [J]. Information Sciences, 2023, 641: 119104.
- [117] WAN R, WANG X H, MA Z Y. UAV route planning based on improved whale optimization algorithm and dynamic artificial potential field method[C]//Proceedings of the 6th International Symposium on Autonomous Systems. [S. l.]: IEEE, 2023: 1-8.

作者简介



万良田

男,1989年生,博士,副教授,博士研究生导师,研究方向为无源探测与频谱管控

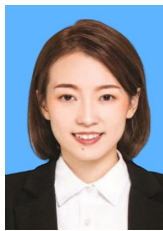
E-mail: wanliangtian@dlut.edu.cn



王家帅

男,1998年生,博士研究生,研究方向为集群无人机任务调度、频谱资源管控

E-mail: wangjs@mail.dlut.edu.cn



孙璐

女,1990年生,博士,副教授,研究方向为无线通信与资源分配

E-mail: sunlu@dlnu.edu.cn



李奎贤

男,1998年生,博士研究生,研究方向为复杂电磁环境下的频谱调度与资源分配

E-mail: kuixianli@hrbeu.edu.cn



林云

男,1980年生,教授,博士研究生导师,研究方向为智能无线电技术、人工智能与机器学习、大数据分析挖掘、软件和认知无线电、信息安全与对抗、智能信息处理

E-mail: linyun@hrbeu.edu.cn

责任编辑 钱静