

基于新一代通信技术的无人机系统 群体智能方法综述

潘弘洋¹, 刘 昭¹, 杨 波², 孙 庚¹, 刘衍珩^{1,2}

(1. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 长春 130012; 2. 长春财经学院 信息工程学院, 长春 130122)

摘要:以群体智能在无人机领域的应用场景为脉络,对群体智能方法在无人机领域的应用进行综述。首先,回顾近年来无人机的应用状况,介绍了群体智能算法原理及无人机应用示例。其次,将群体智能在无人机的应用场景分为基于群体智能的无人机无线通信、基于群体智能的无人机自组网、基于群体智能的无人机轨迹规划和基于群体智能的无人机智能决策4个部分,并分别介绍了各自相关研究工作的进展。最后,对无人机群体智能的发展趋势进行简要探讨。

关键词: 计算机应用; 无人机; 群体智能; 轨迹规划

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2023)03-0629-14

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb20220610

Overview of swarm intelligence methods for unmanned aerial vehicle systems based on new-generation information technology

PAN Hong-yang¹, LIU Zhao¹, YANG Bo², SUN Geng¹, LIU Yan-heng^{1,2}

(1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China; 2. College of Information and Engineering, Changchun University of Finance and Economics, Changchun 130122, China)

Abstract: Based on the application scenarios of swarm intelligence in the field of UAVs, the application of swarm intelligence methods in the field of UAVs was reviewed. First, the recent application status of UAVs was reviewed, and the principles of swarm intelligence algorithms and examples of UAV applications were introduced. Second, the application scenarios of swarm intelligence in UAVs were divided into four parts: swarm intelligence-based UAV wireless communication, swarm intelligence-based UAV ad hoc network, swarm intelligence-based UAV trajectory planning, and swarm intelligence-based UAV intelligent decision-making. The progress of relevant research work for each part is introduced separately. Finally, a brief discussion is conducted on the development trend of swarm intelligence for UAVs.

收稿日期: 2022-05-19.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(62172186); 吉林省科技发展重点项目(20210201072GX).

作者简介: 潘弘洋(1995-), 男, 博士研究生. 研究方向: 移动网络安全通信, 智能优化算法.

E-mail: panhongyang18@foxmail.com

通信作者: 孙庚(1988-), 男, 副教授, 博士生导师. 研究方向: 无人机安全通信, 智能优化算法.

E-mail: sungeng@jlu.edu.cn

Key words: computer application; unmanned aerial vehicle; swarm intelligence; trajectory planning

0 引言

2021年6月6日,IMT-2030(6G)推进组发布了6G白皮书,指出“6G将在5G基础上实现万物互联到万物智联的跃迁”,并提出了“万物智联、数字孪生”的美好愿景。然而,如何从“广覆盖、大连接”的互联跃迁到“沉浸化、智慧化、全域化”的智联是一个严峻挑战。由于6G技术将实现“空-天-地-海”一体化无缝覆盖,这就需要拓展更高频段的频谱,并高效利用低、中、高全频谱资源^[1],需要诸如智能反射面^[2]、太赫兹频段的应用^[3]、反向散射技术^[4]、无蜂窝大规模多输入、多输出(Multiple input multiple output, MIMO)^[5]等技术促进6G的发展^[6]。因此,有必要增加一定的基础设施,并对原基础设施做出一定改变。虽然通信相关的基础设施经过增加或改良后可以满足日常民用的基本需求,但是特殊场景的数据和能量传输往往比较集中,仅使用地面设备会显得捉襟见肘,而且会有损无线设备的使用寿命,例如:重大假期商场促销活动的无线资源分配、灾后救援的无线资源调度和山区传感器实时监测等场景需要使用空中设备以增强无线传输效果^[7]。

无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)由于其通信质量好、机动性强、成本低廉等优点被广泛应用到5G/6G技术和物联网中,例如,无人机可以作为基站和地面或空中无线设备通信^[8],同时可以作为中继节点实现信号的中继和放大^[9],从而延伸无线网络的覆盖范围;此外,无人机还可以作为移动电源为地面或空中无线设备提供能量支持^[10]。随着无人机使用场景井喷式增加,多无人机协作通信引起学者的广泛关注^[11]。然而,由于无人机本身机载能量有限,而且无人机悬停或飞行都将造成一定的能量损耗。因此,有必要合理调度及分配相应的资源,以提高无人机通信能量利用效率。

为了促进群体间的协同,许多研究工作探索了无人机群之间的团队合作。Lei等^[12]提出了一种新颖的基于数字孪生(Digital twin, DT)的无人机群体智能协作框架,在该框架中建立了数字孪生模型以高保真地反映无人机群并监控其整个生命周期。Chen等^[13]分析了无人机网络的损伤恢

复问题,提出了一个基于群体智能的抗损伤机制。文献[14]从海基平台发射的防御性无人机群的概念出发,对系统进行仿真和分析,开发了一个基于代理的模型,并提出将防御成功率作为有效性的度量,进而避免单个仿真结果评估不准确。文献[15]探讨了无人机蜂群反无人机蜂群作战中的人机交互问题,并围绕加强机体设计、减少环境影响和使用人工智能技术3个方面提高无人机蜂群反无人机蜂群作战效率。文献[16]从集群任务规划的基本概念、集群指挥控制模式、集群任务规划的内容和关键技术等方面出发,基于预期-影响-反应分布式架构,提出了一种新的无人机群指挥控制模式。文献[17]提出了一种面向任务的框架,实现无人机群的适应力评估,以该框架为指导,并联合复杂网络,为联合侦察任务开发了新的无人机群模型。文献[18]考虑了来自无人机传感器的运动约束、防碰撞机制、临时通信和环境感知信息,开发了一个带有图形用户界面的模拟器,可以对无人机群进行可视化分析。

然而,随着无人机群作业任务逐渐复杂和无人机集群规模逐渐扩大,集群控制的难度将成倍增加,架构设计也变得更为困难。因此,有学者提出将无人机集群进行分层控制或分布式控制,以提高集群作业的整体效率。例如:文献[19]考虑了基于局部交互的分层策略,研究如何控制蜂群无人机的问题。该方法中,无人机蜂群首先作为一个整体使用Voronoi图和Dijkstra算法规划自己的初始路径;然后,无人机蜂群结合低级行为产生群体行为。文献[20]基于团体态势感知(Situation awareness, SA)和分布式SA(Distributed SA, DSA)理论,按照无人机集群类型,分别设计了同构和异构无人机集群态势感知模型。由于无人机群对外部环境的高动态性和自身内部拓扑结构,Zhu等^[21]针对无人机群,利用博弈论和分布式学习算法提出了合作中继的策略,以提高无人机群通信中的能源效率。

群体智能方法是指用于解决非线性连续和/或离散优化问题的一类方法^[22,23],此类方法存储一个种群的个体(即解),并数次迭代(即世代)更新这些个体,直到满足某个停止标准。其更新技术分两种:①受达尔文进化论启发而形成的方法,

如遗传算法(Genetic algorithm, GA)^[24]、进化规划(Evolutionary programming, EP)^[25]和差分进化(Differential evolution, DE)^[26]等;②观察某些生物(如人类、动物、昆虫等)的行为(如狼群的捕食、鸟类的迁徙、蚁群的运动、萤火虫的聚集等)而形成的方法,如粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)^[10]、蚁群优化(Ant colony optimization, ACO)^[27]、灰狼优化(Grey wolf optimizer, GWO)^[28]、萤火虫算法(Firefly algorithm, FA)^[29]和花授粉算法(Flower pollination algorithm, FPA)^[30]等。通过学习种群中不同个体的经验,使群体更高效地完成工作。尽管个体没有完整评估可用信息集,但群体有效地将产生的信息流整合起来以形成高质量的最终决策,这些种群通过无监督学习借助个体间的复杂交互处理群体动作的集体智慧,被称为群体智能^[31,32]。它是人工智能的重要组成部分,通常用于处理使用数学或传统方法无效的复杂优化问题。这种无效或复杂可能是由于问题本身解维度较大,产生了“组合爆炸现象”,或者是问题本身的不确定性、不连续性和不可微分性等^[33]。此外,此类方法通常不需要任何有关搜索空间特征的先验条件,且不必考虑问题约束,使得此类方法在处理具有问题特征的复杂问题时具有一定优越性^[34];并且与需要一阶和二阶信息的精确方法相比,此类方法通常具有较小的复杂性。

在许多大规模实际工程中,尤其是在无人机网络优化等涉及不确定性的问题中,在合理的时间内获得一个接近最优的解可以接受。与传统优化方法^[35]相比,群体智能方法可以保证在合理时间内得到一个高质量接近最优的解决方案。此外,单无人机控制策略可以看作多次尝试寻优的过程,而无人机集群的控制策略和自然界中许多生物种群通过个体间的沟通协作,形成有组织的集群捕食或运动场景十分相似^[33],因此许多学者尝试用群体智能方法解决无人机相关优化问题。

基于此,本文针对新一代通信技术,综述了无人机系统群体智能方法的研究现状。首先,介绍了群体智能算法原理及应用示例。其次,将群体智能在无人机的应用场景具体分为基于群体智能的无人机无线通信、基于群体智能的无人机自组网、基于群体智能的无人机轨迹规划和基于群体智能的无人机智能决策4个部分,并分别介绍了

各自相关研究工作的进展。最后,对无人机群体智能的发展趋势进行了简要探讨。

1 群体智能算法原理及应用示例

群体智能算法是基于随机搜索算法迭代形成的,利用种群间共享启发式信息以进行后续迭代的搜索,图1为群体智能算法的一般框架^[33]。在算法初始化之前,先确定算法的相关参数。然后,初始化种群以形成初代个体。接着,设置算法的终止条件,一般而言,终止条件为达到最大迭代次数或是误差小于某个阈值。目标函数代表算法搜索的方向,它可以是单一指标,也可以是多个指标的组合。种群依据目标函数更新,不同算法的更新过程一般不同,但都维持一定的种群规模,以免发生“组合爆炸现象”。对于特定的群体智能算法,每个过程的顺序可能不同,有些过程可能在一次迭代中执行多次。

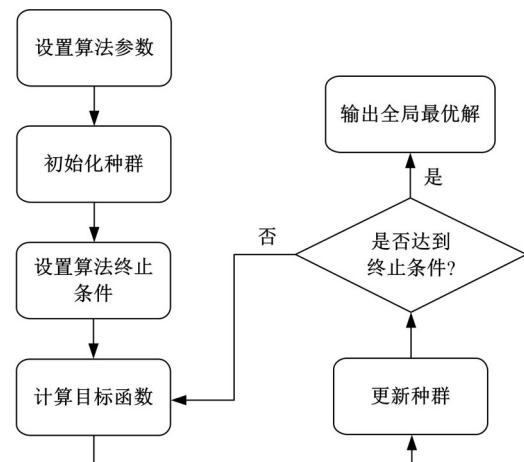


图1 群体智能算法的一般框架

Fig. 1 General framework of the swarm intelligence algorithms

在无人机相关领域中,群体智能算法往往被用来优化无人机的相关参数,如无人机的位置、发射功率、无人机是否开始发送数据的二进制变量等。图2展示了当解为无人机集群的位置坐标时,对应的群体智能算法的搜索过程,其目标函数可以根据所构建的问题确定。随着目标函数值不断向全局最优方向推进,无人机可以找到优于初始解的历史最优解。

2 基于群体智能的无人机无线通信

无人机无线通信是基础,所有无人机的优化操作都需要包含通信功能,否则单独调度无人机

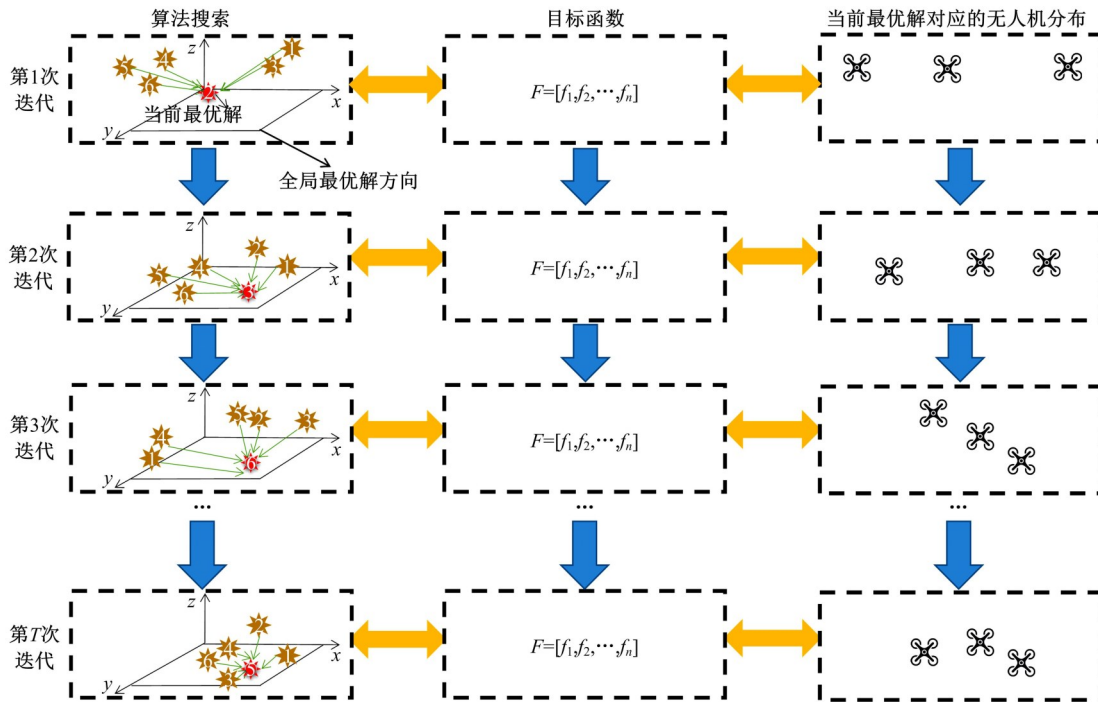


图2 群体智能算法解无人机优化问题的例子

Fig. 2 An example of the swarm intelligence algorithm for solving UAV optimization problem

没有意义。而无线通信可以分为无线数据传输和无线电力传输两部分。

2.1 无线数据传输

由于无人机自身的多功能、高移动、易部署和低成本等优势,它可以作为移动中继或者基站来满足通信要求。

如图3所示,无人机既可以向地面基站发送/收集数据,同时也可以向海上平台或卫星发送/收集数据,因此针对无人机通信信道的研究吸引了很多学者。文献[36]通过测量和统计分析,对无人机信道特性进行了全面概述,总结了空对地信道和空对空信道的经验模型,并将其分为确定模型、随机模型和几何随机模型。此外,无线通信的协议对无人机通信具有重大影响,文献[37]总结了无人机通信的标准,讨论了当前用于构建无人机网络的相关技术;同时介绍了通信系统每一层中候选解决方案的特征和依赖关系。

然而,无人机通信也面临许多挑战,这促使许多学者使用群体智能算法或进化算法解决这些问题。Dai等^[38]基于群体智能算法构建了无人机自主集群控制方案,以帮助无人机在飞行过程中保持拓扑结构,使它们以低能耗确保服务质量;同时,基于群体智能算法构建了一种分布式多层集群控制方案,使跟随者节点能够自主跟随领导者

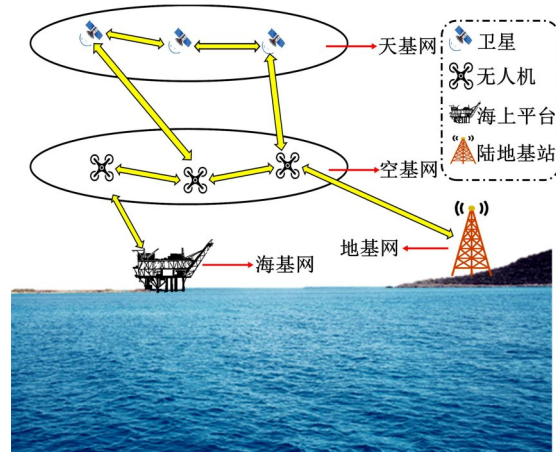


图3 无线数据传输

Fig. 3 Wireless data transfer

节点,解决了多个无人机避免碰撞的问题。文献[39]提出了一种群体智能算法,该算法使用没有远程通信的分散式无人机群对非平凡的感兴趣区域执行详尽且持久的搜索,该算法允许环境包含任意安排的禁飞区、不统一的优先级和响应目标捕获或外部命令的动态优先级变化。文献[40]考虑了一个宏基站和几个依赖宏基站的无人机基站,考虑到普通用户和超可靠以及低延迟的特殊用户,首先,采用分解方法找到用户与基站的关联和带宽分配;然后,使用粒子群优化算法更新无人机基站的位置。文献[41]研究了一种支持无人机

的通信场景,由一组无人机构成虚拟天线阵列,并使用协作波束成形与不同的远程基站进行通信,通过调整无人机的位置、速度和激励电流,使用改进的多目标蚁狮优化算法来联合优化能耗和传输性能。文献[42]构建了一个联合优化问题以优化无人机虚拟天线阵列的信噪比和能效,提出了一个带有杂草优化机制的粒子群优化算法解决这个问题,仿真结果表明了该算法的有效性。文献[43]考虑了含有无人机和车联网的智能交通系统,在该场景下车辆可以使用3种通信模式,即车对基站、车对车和车对无人机;为了适当地选择最佳通信模式以实现最佳可靠性,在无人机辅助车载网络中提出了一种基于进化博弈的模式选择方法,得到了一种进化稳定的策略,与自私和随机选择方案相比,该算法收敛速度快且可控,传输可靠性更高。文献[44]使用集成学习算法预测不同高度的地面基站到无人机的接收信号强度,提出了一种新的集成方法,并用樽海鞘算法进行权重优化。文献[45]研究了一种无人机辅助物联网毫米波非正交多址系统以最大化下行链路总速率,首先,将原始问题转化为总路径损耗最小化问题,通过标准凸优化技术实现无人机的位置最佳放置;然后,提出了基于分解的多目标进化算法用于天线阵列的成形波束方向图合成;最后,受分数规划启发,提出了一种基于分数规划的次优算法优化发射功率。文献[46]建立了一种创新的异构传感器网络移动平台,并结合自适应方法优化通信架构,以适应沿海和海洋环境监测中的新潜在应用;同时,提出了一种基于进化算法的混合技术,通过选择最优的多跳路由方案优化无线传感器网络中的通信能量消耗,并适当地混合不同的路由标准,以最大化系统性能和网络寿命。文献[47]考虑了一种新颖的无人机支持的移动边缘计算网络架构,制定了一个能耗和任务延迟最小化的多目标优化问题,并提出了一种改进差分进化算法来提高无人机能效。

2.2 无线电力传输

随着无线传感器网络的快速发展,大规模传感器网络的应用变得越来越广泛^[48],如图4所示,在森林监测环境中,需要大量部署在森林区域内的传感器来实时监测森林火灾或是动物环境等情况。为了最大限度地延长网络使用寿命,需要为各个传感器提供能量支持^[49]。由于传感器节点

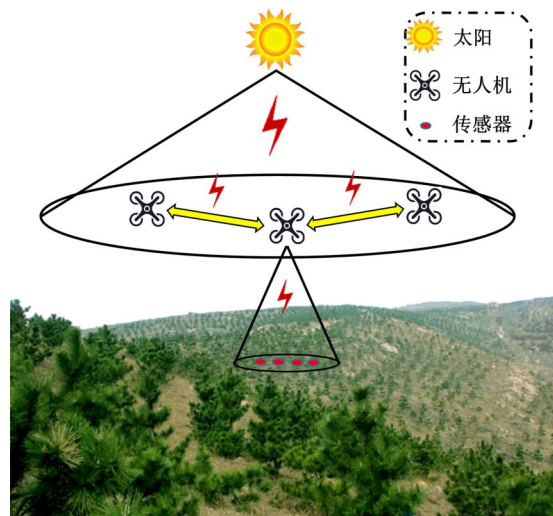


图4 无线电力传输

Fig. 4 Wireless power transfer

数量大且分布在森林中,为其频繁更换电池是不现实的,因此有许多研究工作考虑使用无人机作为移动电源为其供电^[10,29]。此外,因为无人机自身的机载能量有限且需要承担飞行任务,所以一方面需要考虑减小飞行能耗以提高能量效率^[50];另一方面需要考虑为无人机提供新的能量来源,如太阳能^[51]等。

然而,对于无人机的部署和网络中资源调度问题还存在诸多挑战,这也促使许多学者使用进化算法解决该问题。文献[10]针对充电无人机辅助的无线可充电传感网络,构建了一个混合优化问题,由于该问题解空间复杂且维度不固定,因此将该问题分解为2个子优化问题,并分别提出了两种改进的粒子群优化算法进行求解。文献[29]考虑了三维空间下的多充电无人机辅助的无线可充电传感网络,采用充电无人机和无线能量传输技术对节点进行能量补充,并提出了一种改进的萤火虫算法对覆盖节点数、最小充电效率和充电无人机的移动能耗进行了联合优化,有效提升了无线充电效率并降低了充电无人机的能耗。文献[52]通过联合优化无人机的三维布局、波束模式和充电时间,最大限度地提高所有节点收集的能量,由于构建问题的非凸性而将原始问题分解为4个子问题,以便依次优化变量,并提出了基于分解的多目标进化算法来控制天线阵元的相位,以实现多波束的高转向性能。

3 基于群体智能的无人机自组网

为了提高无人机无线通信的效率,许多研究

采用无人机自组网的形式。相比使用单个大型无人机,使用多无人机结构优势明显^[53]:从成本上看,使用多个小型无人机的开销远远小于使用单个大型无人机的开销;从网络扩展性上看,使用单个大型无人机只能增加其覆盖范围且当覆盖范围增加到一定程度时会受到瓶颈限制,而使用多无人机结构可以很容易扩展其覆盖范围;此外,使用多无人机结构鲁棒性较好,当一架无人机遭受攻击时,其他无人机依然可以完成任务。无人机自组网是一种特殊的多无人机结构,它利用无人机的高移动性,由无人机担当网络节点,其组成的动态自组织网络具有顽健性、临时性和自治性^[54],拓扑结构如图 5 所示。无人机自组网是基于移动自组网^[55]和车载自组网^[56]提出的,最典型的是无人机编队中的协同作业,使网络中的无人机能够采集态势信息并将其传递到主控机,同时还能传输控制指令,以提供安全可靠且抗击打能力强的网络通信,极大提高了无人机的应用价值。

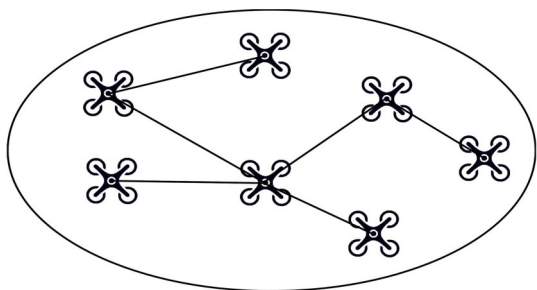


图 5 无人机自组网拓扑结构

Fig. 5 UAV ad hoc network topology

在过去的十年里,移动自组网通常用于提供多跳紧急通信。然而,无人机通信可能会受到诸如复杂的路由协议、损害链路质量的频繁拓扑变化等端到端数据传输问题的影响。

针对于复杂的路由协议,文献^[57]提出了一种改进的萤火虫算法,可用于解决飞行自组织网络中的路由问题。Arafat等^[58]针对自然灾害发生后的紧急通信,首先提出了基于群体智能的用于紧急通信的无人机网络定位和聚类方案,以及基于定位的改进粒子群优化算法,该算法使用边界框方法,利用有限边界中的粒子搜索空间;其次,提出了一种基于粒子群优化的节能群体智能聚类算法;实验验证该策略消耗了更少的能量,并可以延长网络寿命。文献^[59]提出了一种改进的萤火虫优化,该方法能够有效根据无人机的能量、位置和运动关系选择簇头,从而提高集群通信性能的

稳定性。Chen等^[60]研究了在紧急情况下的无人机自组网战略部署,提出了一种自主学习方法,该方法可以根据最终用户的请求和地形自动、自适应地调整无人机阵列大小和拓扑结构,通过群体智能方法将无人机阵列划分为子阵列,并创建隔离的异构网络。文献^[61]提出了一个基于鸟群编队的无人机控制模型,实验结果表明,该模型可用于实现无人机之间理想的自组织和分工,从而达到搜索无人机的目的。文献^[62]利用一个信息理论协同进化框架,解决了受计算和通信资源限制的多个异构无人机的协作搜索问题。Singh等^[63]提出了一个无人机之间的信任模型,并使用遗传算法优化各种参数权重以评估直接信任值,该模型能够有效增强无人机之间的合作协同,对无人机自组网具有更好的适应性和准确性。Khan等^[64]尝试借助有效的聚类方案,解决人机自组网中由于有限的电池资源和移动性导致的路由不稳定问题,所提出的混合萤火虫优化和山群混合机制使用能量感知簇形成和完成簇头选举,实现了高效通信;同时,证明了该算法在构建时间、能耗、集群寿命和交付成功概率上有一定的优势。

4 基于群体智能的无人机轨迹规划

由于无人机有限的机载能量,需要对无人机的轨迹进行合理的设计调度^[65],以节省无人机的能量,从而分配更多的能量给通信或组网需求。而在实际应用场景中,无人机的飞行和部署往往容易受到地形障碍或是雷达等限制^[66],因此许多学者开始研究无人机避障问题。

4.1 无障碍限制轨迹规划

目前,关于无人机无障碍限制的轨迹规划研究吸引了许多学者,部分学者考虑采用深度强化学习规划无人机的轨迹,这对算法实现的硬件设施提出了高要求。然而,使用群体智能算法对于计算性能的要求要远远低于使用深度强化学习。因此,部分学者考虑采用群体智能算法解决相关问题。

文献^[67]采用四旋翼无人机对入侵目标进行跟踪,提出了一种地面动态入侵目标的轨迹预测方法,对入侵目标的运动轨迹进行预测;结合果蝇优化算法(Fruit fly optimization algorithm, FOA)与蝙蝠算法(Bat algorithm, BA)提高算法的局部搜索能力,克服了传统人工巡查方式效率低、成本

高、存在盲区等缺点。文献[68]提出了一种新的基于蚁群优化的无人机路径规划方法,目标位置被认为是蚂蚁要寻找的食物来源,将飞行路径长度、威胁代价和偏航角最大限制的加权和作为该评价函数,仿真结果表明了该方法的有效性。文献[69]考虑了动态模型和状态约束,提出了粒子群优化与高斯伪谱融合方法,这种方法能够分层优化以得到时间最短的无人机飞行轨迹。文献[70]针对多无人机目标跟踪的实时路径优化问题,提出了结合模拟退火算法的粒子群优化算法,并利用量子粒子的特性来更新种群,增强了全局可搜索性。文献[71]创新性地将自适应差分算法(Adaptive differential evolution, ADE)与博弈理论相结合,提出了融合纳什均衡的ADE方法,该方法可以有效地自动调整每个无人机代理的预测轨迹,并有效求解分布式模型预测控制问题,从而实现多智能体协同目标跟踪在无人机系统中的应用。文献[72]希望通过规划无人机的轨迹减小多无人机辅助的移动边缘系统的整体能耗,提出了一种基于可变长度遗传算法的进化轨迹规划算法,实验验证了算法的有效性。

4.2 有障碍限制轨迹规划

由于实际场景中往往受到障碍物的制约,所以考虑有障碍的无人机飞行场景是必然趋势。由于群体智能算法在解决问题时不必考虑约束的干扰,因此在有障碍限制的场景中,使用群体智能算法是一个可行的办法。

文献[73]采用蚁群优化算法建立了有效的无人机避障约束下路径规划方案,实验和理论分析表明,当障碍物数量从1个逐渐增加到3个时,该算法均能实现最优无人机路径规划。文献[74]将飞行时间和无人机运动学模型纳入进化,研究了一种在障碍物和多约束条件下求解轨迹规划的方法,该方法结合了粒子群算法和无人机运动学模型,对无人机的运动轨迹进行优化。根据分配的力矩计算角速度、角度和位置,在障碍物环境下进行了蒙特卡罗模拟。文献[75]基于空中机动作战任务背景,面对多目标、多基地、多无人机协同作战任务,基于生命周期群优化(Life-cycle swarm optimization, LSO)算法和快速探索随机树(Rapidly exploring random tree, RRT)算法提出了一种新的无人机轨迹优化方法,并与粒子群优化算法和鲸鱼优化算法(Whale optimization algorithm,

WOA)进行了比较。文献[76]研究了无人机路径规划方法的应用,以避免在城市环境中与静态和动态障碍物发生碰撞。为此,采用基于A*算法辅助的差分进化算法进行全局路径规划,并使用两个城市数据集进行了一系列实验。文献[77]基于进化算法框架,结合了对经典遗传算法特征进行修改后的育种遗传算法,设计了在三维崎岖地形环境中无人机自主导航的离线/在线路径规划器。其中,离线路径规划器用于已知环境,而在线优化器用于未知环境,两种规划器都在不同的场景下进行了测试,证明它们在引导无人机到达最终目的地方面是有效的,可以快速、有效地提供接近最佳的弯曲路径。文献[78]根据显示场景的地形、雷达和导弹的属性,依据所选任务,按不同优先级构建算法,提出了一种基于进化算法的多无人机路径规划器框架,该规划器通过重新计算部分原始路径的方式离线和在线工作,以避免无人机飞行时的意外风险。

5 基于群体智能的无人机智能决策

无论是无人机无线通信、无人机自组网还是无人机轨迹规划,都需要中心化计算平台或分布式计算平台进行决策控制,从而促使一些学者开始研究无人机智能决策方向。智能决策在无人机的现实应用中起到了至关重要的作用,主要包括无人机群体战斗和任务评估、复杂任务调度以及群体管理和决策执行。在无人机作战对抗任务中,敌我双方无人机都需要完成包以德循环(Observation, orientation, decision and action loop, OODA loop),如果一方能够更快地完成包以德循环,就有机会去打断对方的包以德循环,从而占据战场主动权。例如,文献[79]针对OODA无人机攻防对战场景,构建了无人机协同作战组合优化模型,通过改进多基因型遗传算法解决了无人机协同作战任务规划的异构性和资源受限问题。

此外,无人机做出的任何决策都可能对最终结果产生重大影响,其结果带来的收益/损失是难以估量的。而往往战斗无人机面临的环境是未知的,这对无人机智能决策提出了更高要求。无人机在完成过程中,可以不断捕捉环境信息,与环境和其他无人机产生交互,从而及时更新无人机群的策略。与自然界的群居动物类似,无人机群也是一个复杂的系统,可以产生紧急行为。由

于任务环境的复杂性和对抗性,无人机群通常采用分布式结构,因为分布式结构通常有更好的鲁棒性和抗毁性。每个无人机首先根据自己获得的态势信息做出决策,然后通过决策信息的协商在群之间形成一致的决策,即冲突解决。然而,在面对大规模无人机集群决策时,单单用分布式的办法仍然会遭遇到计算性能瓶颈。同时,多无人机一般有多个约束条件,这促使很多学者使用进化算法解决类似的问题。

文献[80]提出了一种无人机群体智能协同任务规划方案,采用混合人工势场和蚁群优化(Hybrid artificial potential field and ant colony optimization, HAPF-ACO)方法搜索和攻击不确定动态环境下对时间敏感的运动目标,针对任务规划等问题,展示了该方案在任务执行效率和避碰性能方面的优越性。文献[81]致力于用一组异构的小型无人机同时测量多个兴趣点,研究了一种基于遗传算法的自适应任务规划器。仿真结果表明,该方案不仅提供了对未知感兴趣目标的额外监视,而且还减少了总体任务时间。文献[82]提出了一种多无人机的分布式智能自组织任务规划算法,其中,分布式蚁群优化算法用以设计搜索模块,以提高该算法在动态目标搜索和攻击问题中的灵活性。文献[83]建立了“红蓝多无人机协同对抗策略”,针对红蓝无人机突防拦截问题,设计了无人机突防成本和最优策略优化模型,并引入了一种群体智能优化方法求解该模型。文献[84]针对空战机动决策时出现的“维数爆炸”问题,提出了一种基于近似动态规划的群体智能空战机动决策方法;根据无人机空气动力学模型和空战态势优势指标函数,利用近似动态规划的思想,提出了人工势场引导下的改进蚁狮优化算法快速逼近最优控制量,有效减小了搜索空间,从而让无人机更快做出决策。文献[85]为解决大规模无人机集群协同控制问题,提出了一个基于群体智能思想的无人机成员的基本飞行规则,实现无人机集群正常飞行和队形重构;同时,证明了该无人机集群在该规则下的稳定性和决策的实时性。文献[86]针对无人机实时的动态航迹规划问题,提出了一种基于自适应应答机制选择的动态多目标进化算法,该算法能够从应答机制池中自适应地选择合适的应答机制以响应复杂的环境变化。文献[87]将无人机用于无线边缘计算领域,考虑一个高能

效的无人机移动边缘计算系统,通过联合优化无人机的运动轨迹、任务卸载策略和计算资源分配来最小化系统的能耗;结合包括差分进化算法的多种算法,提出了一种双层优化方法,从而获得更好的任务卸载决策。文献[88]将博弈论模型和直觉模糊集结合,对无人机的机动可选方案进行直觉模糊多属性评估,并提出了满足直觉模糊全序关系下的纳什均衡条件,建立了求解不确定环境下纳什均衡的规划模型;同时,采用改进的差分进化算法对模型求解,使无人机能在不确定环境下做出正确决策。文献[89]实现了无人机自主飞行的决策系统,为了缩短学习时间、提高实时响应,遗传算法被实现来减小开发复杂度。文献[90]分析了无人机群间的协作的模糊决策理论的进展,讨论了任务之前和任务期间已知的无人机可靠性、燃料和运动学,以及测量空间的气象状态、地形、空中交通、威胁和相关不确定性,提出了一种无人机有效合作的控制算法和一种基于遗传程序的自动进化模糊决策树数据挖掘方法,分别提高无人机团队成功测量大体积大气折射率的可能性和用于自动创建用于实时无人机路径分配的模糊决策树。文献[91]考虑了无人机群的任务分配场景,提出了一种适用于无人机群的在线分散任务分配算法,该方法分为2个阶段,每个阶段采用基于一对一通信的遗传算法和协商策略,实现了分散任务分配,可以应用于传感范围和通信受限的动态环境。

虽然基于群体智能的无人机智能决策已经取得了很大进展,但是对于诸如无人机体积、天气条件和温度湿度等实时环境考虑较少,更多的假设是将无人机视为一个质点且忽略室外环境,这在真实场景中显然是不符合需求的^[92]。当下,越来越多的设计需要尽量缩短传输时延,面对诸如视频传输、海量图片传输的数据传输需求,如何使用群体智能算法构建传输时延的优化的目标函数仍是一个挑战。虽然随着GPU性能的提升,计算能力得到了一定优化,然而由于小型无人机比使用单个大型无人机所需的成本少且小型无人机对负载的要求更高,所能携带的元件必须是轻量级的^[93]。通过嵌入式设备,群体智能算法可以作为嵌入式软件部署在无人机上,从而使无人机拥有简单的计算能力。然而,现有的轻量级设备由于其成本昂贵、续航能力有限,还难以满足大规模使

用的需求。此外,基于能耗的目标函数是无人机领域的一个热门话题。由于无人机动作的复杂性,处理涉及能量优化的复杂问题的不确定性和动态性质,已经有一些工作采用群体智能算法解决无人机能耗问题^[10]。然而,有限的机载能量仍然是一个难以解决的问题。为此,许多工作考虑的场景均假设无人机机载能量是无限的,这显然与真实的场景是不一致的。以上问题也为未来无人机群体智能优化提供了可借鉴的方向。

6 未来发展趋势

6.1 无人机多约束群体智能优化

通过考虑真实的因素,使用群体智能算法的理论优化可以应用于特定场景下的无人机网络。由于群体智能算法对约束的要求较低,很容易将无人机群之间的防撞问题和无人机避障问题模型化。虽然群体智能算法不能保证获得全局最优解,但是可以在有限的时间内得到一个可行解。然而,面对大规模无人机集群,无人机由于其体积有限,传输和计算仍会遇到瓶颈,在处理多约束问题可能会遇到困难,这就对元件制造提出了更高的要求,不仅要体积小、成本低、易使用,还要对计算能力做出进一步提升。

6.2 无人机多目标优化

在无人机网络中往往存在多个需要同时考虑的优化指标,例如,无人机通信网络一般需要同时考虑吞吐量和无人机能耗,而现有的工作一般是将多个目标通过线性加权或者作差法将其转化为单个目标求解^[42]。然而,优化多个目标可以采用多目标优化方法,以正确跟踪帕累托前沿并满足不同的绩效指标。针对多目标问题的优化策略开发出合适的群体智能算法仍然是一个具有挑战性的问题,值得进一步研究。

6.3 建立无人机群体智能优化问题数据集

无人机领域的一个问题是绝大多数工作中提出的群体智能算法,没有与以前的工作进行比较,因此,需要建立一个无人机领域优化的数据集,其中应该包含不同场景下的无人机网络,以便学者在提出算法时直观地与以前的工作做对比,以此对所提出算法进行公平的评估。

6.4 6G 通信下的无人机群体智能优化

随着6G技术的飞速发展,虚拟模型可以通过三维点云和遥感等技术感知了解实体的状态和

环境,从而进行预测、估计、分析和决策^[94]。通过无人机集群虚拟模型的建立,可以让无人机执行指挥官的复杂命令。基于对自身、伙伴和传输的外部信息的感知进行模糊推理,以获得当前情况下的最佳策略和行动,并自主地执行任务。此外,“空-天-地-海”一体化网络是6G技术应用的新技术优势。未来,基于6G技术的无人机集群必然充分发挥无人机的灵活和高机动性,实现无人机的智能部署。此外,群体智能算法体量较轻,可以嵌入可编程阵列逻辑(Field programmable gate array, FPGA)部署在无人机上,该技术的发展导致未来无人机集群的控制将更加智能。除了本文提及的轨迹规划和资源调度等,嵌入式技术的发展可以让无人机实时感知自身所处的状态和环境,从而实现更智能的人-机交互和机-机交互,如无人机通过航空摄影技术所获得的环境图像等数据可以实时地反馈给地面或集群中的其他无人机,避免了资源浪费,从而实现了高效率的无人机协作^[95]。

7 结束语

无人机由于其通信质量好、机动性强、成本低廉等优点已经被广泛应用到5G/6G技术和物联网中,但是由于其群体作业任务逐渐复杂和集群规模逐渐扩大,集群控制的难度将成倍增加,架构设计也将变得更为困难。因此必须设计高效的调度控制策略,以提高整体的协作效率。本文针对新一代通信技术,首先,对群体智能方法的原理进行了介绍,并给出了无人机群体智能优化的例子;其次,针对无人机的应用场景进行了深入讨论和分析,将群体智能算法在无人机应用场景分为基于群体智能的无人机无线通信、基于群体智能的无人机自组网、基于群体智能的无人机轨迹规划和基于群体智能的无人机智能决策4个部分,并分别介绍了群体智能方法在这4个部分的应用情况;最后,简要指出了无人机群体智能的未来趋势。目前,基于新一代通信的无人机群体智能技术发展迅速,主要目标在于提高通信的实时性和通信效率,未来对于无人机群体智能的优化仍需要与更多的场景结合,以构建更多的优化模型。同时,无人机群体智能技术也可以反向驱动通信技术的发展,为社会民生提供更多便利。

参考文献:

- [1] IMT-2030(6G)推进组正式发布《6G 总体愿景与潜在关键技术》白皮书[J]. 互联网天地, 2021(6):8-9.
None Imt-2030 (6G) promotion group officially released the white paper "6G overall vision and potential key technologies"[J]. Internet World, 2021(6): 8-9.
- [2] Huang C, Zappone A, Alexandropoulos G, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(99): 4157-4170.
- [3] 谢莎, 李浩然, 李玲香, 等. 面向 6G 网络的太赫兹通信技术研究综述[J]. 移动通信, 2020, 44(6): 36-43.
Xie Sha, Li Hao-ran, Li Ling-xiang, et al. A Survey of Terahertz communication technologies for 6G networks[J]. Mobile Communication, 2020, 44(6): 36-43.
- [4] Huynh N, Hoang D, Lu X, et al. Ambient backscatter communications: a contemporary survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(4): 2889-2922.
- [5] Chen Z, Björnson E. Channel hardening and favorable propagation in cell-free massive MIMO With stochastic geometry[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(11): 5205-5219.
- [6] Akyildiz I, Kak A, Nie S. 6G and beyond: the future of wireless communications systems[J]. IEEE Access, 2020, 8: 133995-134030.
- [7] Tan D, Long D, Duong T, et al. Joint optimisation of real-time deployment and resource allocation for UAV-aided disaster emergency communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(11): 3411-3424.
- [8] Zhang S, Zhang H, Di B, et al. Joint trajectory and power optimization for UAV relay networks[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 22(1): 161-164.
- [9] Li J, Kang H, Sun G, et al. Physical layer secure communications based on collaborative beamforming for UAV networks: a multi-objective optimization approach[C]//IEEE Conference on Computer Communications, Vancouver, Canada, 2021: 1-10.
- [10] Liu Y, Pan H, Sun G, et al. Joint scheduling and trajectory optimization of charging UAV in wireless rechargeable sensor networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 9(14): 11796-11813.
- [11] Zhao C, Liu J, Sheng M, et al. Multi-UAV trajectory planning for energy-efficient content coverage: a decentralized learning-based approach[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(10): 3193-3207.
- [12] Lei L, Shen G, Zhang L, et al. Toward intelligent cooperation of UAV swarms: when machine learning meets digital twin[J]. IEEE Network, 2020, 35(1): 386-392.
- [13] Chen M, Wang H, Chang C Y, et al. SIDR: a swarm intelligence-based damage-resilient mechanism for UAV swarm networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 77089-77105.
- [14] Zhang X, Luo P, Hu X. Defense success rate evaluation for UAV swarm defense system[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Systems, Metaheuristics & Swarm Intelligence, New York, United States, 2018:127-132.
- [15] Ou H, Wu D, Wang S, et al. The research on the efficiency of UAV swarm anti-UAV swarm operations [C]//International Conference on Man-Machine-Environment System Engineering, Beijing, China, 2021: 341-346.
- [16] Zhou X, Wang W, Wang T, et al. A research framework on mission planning of the UAV swarm[C]//2017 12th System of Systems Engineering Conference, Waikoloa, United States, 2017: 1-6.
- [17] Cheng C, Bai G, Zhang Y A, et al. Resilience evaluation for UAV swarm performing joint reconnaissance mission[J]. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, 2019, 29(5): No. 053132.
- [18] Silva D, Oliveira F, Macedo M, et al. On the analysis of a swarm intelligence based coordination model for multiple unmanned aerial vehicles[C]//2012 Brazilian Robotics Symposium and Latin American Robotics Symposium, Fortaleza, Brazil, 2012: 208-213.
- [19] Dong S Y, Zhu X P, Long G Q. Cooperative planning method for swarm UAVs based on hierarchical strategy[C]//2012 3rd International Conference on System Science, Engineering Design and Manufacturing Informatization, Chengdu, China, 2012: 304-307.
- [20] 高杨, 李东生, 程泽新. 无人机分布式集群态势感知模型研究[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(6): 1271-1278.
Gao Yang, Li Dong-sheng, Cheng Ze-xin. UAV distributed swarm situation awareness model[J]. Journal of Electronics, 2018, 40(6): 1271-1278.
- [21] Zhu L, Yao C, Wang L. Optimal energy efficiency

- distributed relay decision in UAV swarms[J]. *Wireless Personal Communications*, 2018, 102(4): 2997–3008.
- [22] Zhou Y, Rao B, Wang W. UAV swarm intelligence: recent advances and future trends[J]. *IEEE Access*, 2020, 8:183856–183878.
- [23] 陈健瑞, 王景璟, 侯向往, 等. 挺进深蓝: 从单体仿生到群体智能[J]. *电子学报*, 2021, 49(12): 2458–2467.
- Chen Jian-rui, Wang Jing-jing, Hou Xiang-wang, et al. Advance into ocean: from bionic monomer to swarm intelligence[J]. *Journal of Electronics*, 2021, 49(12): 2458–2467.
- [24] Rudolph G. Convergence analysis of canonical genetic algorithms[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, 5(1): 96–101.
- [25] Regis R. Evolutionary programming for high-dimensional constrained expensive black-box optimization using radial basis functions[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2013, 18(3): 326–347.
- [26] Das S, Suganthan P. Differential evolution: a survey of the state-of-the-art[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2010, 15(1): 4–31.
- [27] Li B, Qi X G, Yu B G, et al. Trajectory planning for UAV based on improved ACO algorithm[J]. *IEEE Access*, 2019, 8: 2995–3006.
- [28] Zhang W, Zhang S, Wu F, et al. Path planning of UAV based on improved adaptive grey wolf optimization algorithm[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 89400–89411.
- [29] Liang S, Fang Z, Sun G, et al. Charging UAV deployment for improving charging performance of wireless rechargeable sensor networks via joint optimization approach[J]. *Computer Networks*, 2021, 201: No. 108573.
- [30] Chen E, Chen J, Mohamed A, et al. Swarm intelligence application to UAV aided IoT data acquisition deployment optimization[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 175660–175668.
- [31] Akay B, Karaboga D. A modified artificial bee colony algorithm for real-parameter optimization[J]. *Information Sciences*, 2012, 192(1): 120–142.
- [32] 牛轶峰, 陈钰廷, 陈润丰, 等. 从国家自然科学基金资助角度分析群体智能发展现状与趋势[J]. *中国人工智能学会通讯*, 2020, 10(12): 26–30.
- Niu Yi-feng, Chen Yi-ting, Chen Run-feng, et al. Analyze the current situation and trend of swarm intelligence development from the perspective of NSFC funding[J]. *Communication of Chinese Artificial Intelligence Society*, 2020, 10(12): 26–30.
- [33] Tang J, Liu G, Pan Q. A review on representative swarm intelligence algorithms for solving optimization problems: applications and trends[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 8(10): 1627–1643.
- [34] Blum C, Roli A. Metaheuristics in combinatorial optimization: overview and conceptual comparison[J]. *ACM Computing Surveys*, 2003, 35(3): 268–308.
- [35] del Valle Y, Venayagamoorthy G K, Mohagheghi S, et al. Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, 12(2): 171–195.
- [36] Khuwaja A A, Chen Y, Zhao N, et al. A survey of channel modeling for UAV communications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(4): 2804–2821.
- [37] Shi L, Marcano N J H, Jacobsen R H. A review on communication protocols for autonomous unmanned aerial vehicles for inspection application[J]. *Microprocessors and Microsystems*, 2021, 86: No. 104340.
- [38] Dai F, Chen M, Wei X, et al. Swarm intelligence-inspired autonomous flocking control in UAV networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 61786–61796.
- [39] Howden D. Continuous swarm surveillance via distributed priority maps[C]//*Australian Conference on Artificial Life*, Melbourne, Australia, 2009: 221–231.
- [40] Kalantari E, Bor-Yaliniz I, Yongacoglu A, et al. User association and bandwidth allocation for terrestrial and aerial base stations with backhaul considerations [C]//*2017 IEEE 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications*, Montreal, Canada, 2017: 1–6.
- [41] Sun G, Li J, Liu Y, et al. Time and energy minimization communications based on collaborative beamforming for UAV networks: a multi-objective optimization method[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(11): 3555–3572.
- [42] Zheng T, Liu Y, Sun G, et al. Joint optimization of SNR and motion energy consumption for UAV-enabled collaborative beamforming[J]. *Wireless Networks*, 2022, 28(5): 2001–2016.
- [43] Wang G, Zhou S, Niu Z. Mode selection in UAV-aided vehicular network: an evolutionary game approach[C]//*2018 10th International Conference on*

- Wireless Communications and Signal Processing, Hangzhou, China, 2018: 1-6.
- [44] Goudos S, Athanasiadou G. Application of an ensemble method to UAV power modeling for cellular communications[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2019, 18(11): 2340-2344.
- [45] Tang J, Feng W, Zhang Q, et al. Joint 3D trajectory and power optimization for multiple antenna aided NOMA in UAV networks[C]//2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing, Nanjing, China, 2020: 369-375.
- [46] Antonio P, Caputo D, Gandelli A, et al. Architecture and methods for UAV-based heterogeneous sensor network applications[C]//Remote Sensing of the Ocean, Sea Ice, Coastal Waters, and Large Water Regions, Edinburgh, United Kingdom, 2012: 69-78.
- [47] Cheng Y, Liao Y, Zhai X. Energy-efficient resource allocation for UAV-empowered mobile edge computing system[C]//2020 IEEE/ACM 13th International Conference on Utility and Cloud Computing, Leicester, United Kingdom, 2020: 408-413.
- [48] He S, Chen J, Jiang F, et al. Energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2012, 12(10): 1931-1942.
- [49] Guo S, Wang C, Yang Y. Joint mobile data gathering and energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2014, 13(12): 2836-2852.
- [50] Zeng Y, Xu J, Zhang R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [51] Fu Y, Mei H, Wang K, et al. Joint optimization of 3D trajectory and scheduling for solar-powered UAV systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(4): 3972-3977.
- [52] Feng W, Zhao N, Ao S, et al. Joint 3D trajectory design and time allocation for UAV-enabled wireless power transfer networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(9): 9265-9278.
- [53] Bekmezci I, Sahingoz O K, Temel S. Flying ad-hoc networks (FANETs): a survey[J]. *Ad Hoc Networks*, 2013, 11(3): 1254-1270.
- [54] 董超, 陶婷, 冯斯梦, 等. 面向无人机自组网和车联网的媒体接入控制协议研究综述[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44: 1-13.
- Dong Chao, Tao Ting, Feng Si-meng, et al. Overview on medium access control protocol in flying ad-hoc NETWORKS and vehicular ad-hoc NETWORKS[J]. *Journal of Electronics*, 2022, 44: 1-13.
- [55] Conti M, Giordano S. Mobile ad hoc networking: milestones, challenges, and new research directions [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2014, 52(1): 85-96.
- [56] Gao H, Liu C, Li Y, et al. V2VR: reliable hybrid-network-oriented V2V data transmission and routing considering RSUs and connectivity probability[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 22(6): 3533-3546.
- [57] Yadav A, Verma S. An improved firefly algorithm for routing in flying ad hoc networks[J]. *International Journal of Communication Networks and Distributed Systems*, 2021, 27(3): 282-298.
- [58] Arafat M, Moh S. Localization and clustering based on swarm intelligence in UAV networks for emergency communications[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(5): 8958-8976.
- [59] Wang M. A mobility aware clustering scheme based on swarm intelligence in FANETs[C]//2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China, Chongqing, China, 2020: 747-752.
- [60] Chen B, Rho S. Autonomous tactical deployment of the UAV array using self-organizing swarm intelligence[J]. *IEEE Consumer Electronics Magazine*, 2020, 9(2): 52-56.
- [61] Khare V, Wang F, Wu S, et al. Ad-hoc network of unmanned aerial vehicle swarms for search & destroy tasks[C]//2008 4th International IEEE Conference Intelligent Systems, Varna, Bulgaria, 2008: 65-72.
- [62] Berger J, Happe J, Gagné C, et al. Co-evolutionary information gathering for a cooperative unmanned aerial vehicle team[C]//2009 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, USA, 2009: 347-354.
- [63] Singh K, Verma A. A trust model for effective cooperation in flying ad hoc networks using genetic algorithm[C]//2018 International Conference on Communication and Signal Processing, Chennai, India, 2018: 491-495.
- [64] Khan A, Aftab F, Zhang Z. BICSF: bio-inspired clustering scheme for FANETs[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 31446-31456.
- [65] Wu P, Xiao F, Huang H, et al. Load balance and trajectory design in multi-UAV aided large-scale wireless rechargeable networks[J]. *IEEE Transac-*

- tions on Vehicular Technology, 2020, 69(11): 13756-13767.
- [66] Ma Y, Xu W, Wang W, et al. Research on unmanned airborne millimeter-wave broadband obstacle avoidance radar system based on FPGA[C]//2nd International Conference on Computer Engineering, Information Science & Application Technology, Wuhan, China, 2016: 820-823.
- [67] Li K, Han Y, Ge F, et al. Tracking a dynamic invading target by UAV in oilfield inspection via an improved bat algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2020, 90: No. 106150.
- [68] Zhang C, Zhen Z, Wang D, et al. UAV path planning method based on ant colony optimization[C]//2010 Chinese Control and Decision Conference, Xuzhou, China, 2010: 3790-3792.
- [69] Shao S, He C, Zhao Y, et al. Efficient trajectory planning for UAVs using hierarchical optimization[J]. IEEE Access, 2021, 9: 60668-60681.
- [70] Li K, Han Y, Yan X. Distributed multi-UAV cooperation for dynamic target tracking optimized by an SAQPSO algorithm[J]. ISA Transactions, 2022, 129: 230-242.
- [71] Yu Y, Wang H, Liu S, et al. Distributed multi-agent target tracking: a nash-combined adaptive differential evolution method for UAV systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(8): 8122-8133.
- [72] Asim M, Mashwani W, Shah H, et al. An evolutionary trajectory planning algorithm for multi-UAV-assisted MEC system[J]. Soft Computing, 2022, 26(16): 7479-7492.
- [73] Chen J, Ye F, Jiang T. Path planning under obstacle-avoidance constraints based on ant colony optimization algorithm[C]//2017 IEEE 17th International Conference on Communication Technology, Chengdu, China, 2017: 1434-1438.
- [74] Shao S, Shi W, Zhao Y, et al. A new method of solving UAV trajectory planning under obstacles and multi-constraint[J]. IEEE Access, 2021, 9: 161161-161180.
- [75] Liu H, Chen Q, Pan N, et al. Three-dimensional mountain complex terrain and heterogeneous multi-UAV cooperative combat mission planning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 197407-197419.
- [76] Ghambari S, Lepagnot J, Jourdan L, et al. UAV path planning in the presence of static and dynamic obstacles[C]//2020 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, Canberra, Australia, 2020: 465-472.
- [77] Nikolos I, Valavanis K, Tsourveloudis N, et al. Evolutionary algorithm based offline/online path planner for UAV navigation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2003, 33(6): 898-912.
- [78] Besada-Portas E, Torre L, Jesus M, et al. Evolutionary trajectory planner for multiple UAVs in realistic scenarios[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2010, 26(4): 619-634.
- [79] Fan J, Sun H, Sun X, et al. Mission planning of MAV/UAV cooperative combat based on improved genetic algorithm[C]//2021 China Automation Congress. Beijing, China, 2021: 3264-3269.
- [80] Zhen Z, Chen Y, Wen L, et al. An intelligent cooperative mission planning scheme of UAV swarm in uncertain dynamic environment[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 100: No. 105826.
- [81] Wilhelm J, Rojas J, Eberhart G, et al. Heterogeneous aerial platform adaptive mission planning using genetic algorithms[J]. Unmanned Systems, 2017, 5(1): 19-30.
- [82] Zhen Z, Zhu P, Xue Y, et al. Distributed intelligent self-organized mission planning of multi-UAV for dynamic targets cooperative search-attack[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(12): 2706-2716.
- [83] Zuo J, Liu Z, Chen J, et al. A Multi-agent cluster cooperative confrontation method based on swarm intelligence optimization[C]//2021 IEEE 2nd International Conference on Big Data, Artificial Intelligence and Internet of Things Engineering, Nanchang, China, 2021: 668-672.
- [84] 黄长强, 赵克新, 韩邦杰, 等. 一种近似动态规划的无人机机动决策方法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(10): 2447-2452.
Huang Chang-qiang, Zhao Ke-xin, Han Bang-jie, et al. A UAV maneuver decision method based on approximate dynamic programming[J]. Journal of Electronics and Information, 2018, 40(10): 2447-2452.
- [85] 周欢, 赵辉, 韩统, 等. 基于规则的无人机集群飞行与规避协同控制[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(6): 1374-1382.
Zhou Huan, Zhao Hui, Han Tong, et al. Rule based cooperative control of UAV cluster flight and evasion [J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2016, 38(6): 1374-1382.
- [86] 汪瀚洋, 陈亮, 徐海, 等. 基于MOEA/D-ARMS的

- 无人机在线航迹规划[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(11): 3505-3514.
- Wang Han-yang, Chen Liang, Xu Hai, et al. UAV online path planning based on MOEA/D-ARMS algorithm[J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2022, 44(11): 3505-3514.
- [87] 张梦琳, 江沸波, 董莉, 等. 智能无人机轨迹与任务卸载联合优化[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(21): 38-46.
- Zhang Meng-lin, Jiang Fei-bo, Dong Li, et al. Joint optimization of trajectory and task unloading of intelligent UAV[J]. Computer Engineering and Application, 2020, 56(21): 38-46.
- [88] 李世豪, 丁勇, 高振龙. 基于直觉模糊博弈的无人机空战机动决策[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(5): 1063-1070.
- Li Shi-hao, Ding Yong, Gao Zhen-long. UAV air combat maneuver decision based on intuitionistic fuzzy game[J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2019, 41(5): 1063-1070.
- [89] Xue C, Ganglin W, Zhe W. The decision making algorithm based on inverse-design method and its application in the UAV autonomous flight control system design[C]//2010 2nd International Conference on Advanced Computer Control, Shenyang, China, 2010: 169-173.
- [90] Smith J, Nguyen T. Autonomous and cooperative robotic behavior based on fuzzy logic and genetic programming[J]. Integrated Computer-aided Engineering, 2007, 14(2): 141-159.
- [91] Choi H, Kim Y, Kim H. Genetic algorithm based decentralized task assignment for multiple unmanned aerial vehicles in dynamic environments[J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2011, 12(2): 163-174.
- [92] Shaikh P, El-Abd M, Khanafer M, et al. A review on swarm intelligence and evolutionary algorithms for solving the traffic signal control problem[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 23(1): 48-63.
- [93] Alladi T, Bansal G, Chamola V, et al. Secauthuav: a novel authentication scheme for UAV-ground station and UAV-UAV communication[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 15068-15077.
- [94] Tam G, Cheng Z, Lai Y, et al. Registration of 3D point clouds and meshes: a survey from rigid to nonrigid[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2012, 19(7): 1199-1217.
- [95] Liu X, Chen M, Liu Y, et al. Artificial intelligence aided next-generation networks relying on UAVs[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 28(1): 120-127.