

无人机边缘计算中的资源管理优化研究综述

袁昕旺 谢智东 谭 信

军事科学院国防科技创新研究院 北京 100071

(yuanxinwang@nudit.edu.cn)

摘 要 移动边缘计算将云计算的服务资源移向更靠近终端的边缘,满足了密集计算和低时延需求。地面网络在复杂地形、设备故障等场景中面临挑战,通过无人机辅助,可提升移动边缘计算网络部署的灵活性和鲁棒性。无人机具有成本低廉、操控便捷、机动灵活等优点,但也由于受体积、重量等限制,其功率、通信、计算等资源往往很有限,并且当多无人机协同工作时,其资源的异构性和动态性特征逐步显现,因此,如何高效利用其资源成为研究的热点。从综述的角度,梳理了无人机边缘计算网络中推广应用时面临的问题与挑战,分析总结在功率控制、信道分配、计算服务资源管理以及资源联合优化等方面的研究现状,并分类总结对比了资源管理可行的优化解决方法,最后对资源管理优化的未来发展趋势进行分析和展望。

关键词: 无人机;边缘计算;功率控制;信道分配;计算卸载;资源管理;优化方法

中图法分类号 TN929.5

Survey of Resource Management Optimization of UAV Edge Computing

YUAN Xin-wang, XIE Zhi-dong and TAN Xin

National Innovation Institute of Defense Technology, Academic of Military Science, Beijing 100071, China

Abstract To meet the needs of intensive computing and low latency, mobile edge computing pushes the service resources of cloud computing to the edge, where is closer to the terminal. The ground network faces challenges in scenarios such as complex terrain and equipment failure. With the assistance of unmanned aerial vehicles, the flexibility and robustness of network deployment can be improved. Unmanned aerial vehicle has the advantages of low cost, convenient operation and flexible mobility. Due to the limitations of volume and weight, the power, communication and computing resources are often limited, the heterogeneity and dynamic characteristics gradually emerge in multi-unmanned aerial vehicle collaboration. Therefore, how to make efficient use of the resources become a research hotspot. From the perspective of overview, the problems and challenges faced in the promotion and application of UAV edge computing networks are combed, the current research status in power control, channel allocation, computing service resource management, and resource joint optimization are analyzed and summarized, the feasible optimization solutions of resource management are summarized and compared. Finally, the future development trend of resource management optimization is analyzed and prospected.

Keywords Unmanned aerial vehicle, Mobile edge computing, Power control, Channel allocation, Computation offload, Resource allocation, Optimization

1 引言

近年来,随着第五代移动通信(5G)的快速发展,移动互联网的通信带宽有了明显的提升。在云计算技术的支持下,无人驾驶、自动导航、人脸识别、增强现实等新兴应用应运而生^[1]。这些应用同时也带来了密集的计算任务,并且对低时延有较高需求。终端移动设备的计算性能低,电池容量有限,不足以应对密集的计算任务。在云计算网络结构中,计算服务和资源集中在云端,密集的计算服务容易造成访问拥塞;且云端距离终端设备有一定的距离,服务响应存在一定的时延。

移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)技术可应对密集型计算和低时延需求,通过在网络边缘部署服务器(MEC服务器),将计算资源与服务移向边缘,使得终端设备能近距离接收服务,如图1所示。在网络边缘加入MEC服务器后,可近距离为移动终端提供计算、通信、存储、感知等服务,同时降低系统网络时延^[2]。

然而,在面对一些特殊的环境(如灾难、战场等应急通信场景)时,使用MEC技术的网络(以下称MEC网络)服务将面临挑战:骤增的密集型计算任务,给稳定的高质量服务带来挑战;特殊的地形条件下,固定式服务器部署难度大,成本高;

到稿日期:2021-11-01 返修日期:2022-04-07

基金项目:国家自然科学基金(62171454)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62171454).

通信作者:谢智东(xzd313@163.com)

终端服务器设备出现故障或损坏时,不能动态地调整补换,从而影响正常的网络服务。因此,提升 MEC 网络的鲁棒性和灵活部署的能力,是 MEC 网络进一步发展需要解决的问题。

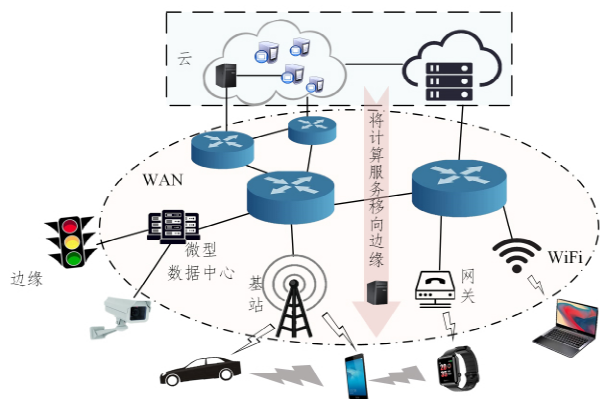


图1 移动边缘计算示意图

Fig. 1 Schematic diagram of mobile edge computing

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)因其成本低廉、操控便捷、机动灵活等特点,近年来在各领域得到了广泛应用。无人机的机动性强、移动灵活,在网络作为节点中可快速部署,在应急场景中可通过动态调整保障通信服务。如图2所示,在移动边缘计算应用场景中,当遇到基站设备故障或者由于地形因素信号无法传达等情况时,正常的网络通信服务将受影响。若考虑在 MEC 网络中加入无人机进行辅助(以下称无人机 MEC 网络),可提升系统的鲁棒性和灵活部署能力。

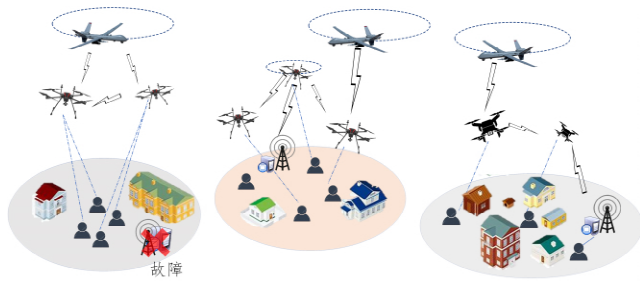


图2 支持无人机的移动边缘计算

Fig. 2 UAV-enabled mobile edge computing

随着无人机的小型化以及成本逐渐降低,未来可能出现由数十架或上百架无人机组成的无人机集群网络。多无人机通过协同工作,可进一步提升网络的整体性能。需要注意的是,投入使用的无人机数量增多后,对公用的资源竞争将会越来越激烈,与此同时,单个无人机还要处理内部的能耗分配问题。针对无人机边缘计算网络中的资源管理存在的问题展开调查和研究,总结当前的研究现状与存在的问题,分析比较了几种当前已有的解决方案,最后对未来研究方向做出展望。

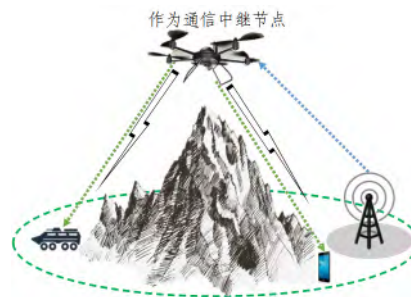
2 无人机移动边缘计算的发展现状

与传统地面 MEC 网络相比,无人机辅助的 MEC 网络有几个突出的优点。首先,它们可以灵活地部署在大多数场景中。在野外、沙漠等复杂地形中,陆地 MEC 网络可能不方便和可靠地建立,而无人机通过自身的机动灵活性,可以很好地解决部署问题。其次,在 MEC 网络中加入无人机后,由于

无人机和地面节点或其他无人机之间存在视距(LOS)连接,系统能以较少的发射功率获取数据率高、覆盖面积大的可靠通信服务。根据自身的特点,无人机可充当空中基站向地面用户提供服务,或者作为通信的中继节点转发地面基站和用户之间的服务信息,如图3所示。因此,若在移动边缘计算网络环境中加入无人机,可提升系统服务的鲁棒性和灵活部署能力。近年来,无人机与 MEC 网络相关的研究备受关注,而与此同时,结合无人机与 MEC 网络的相关技术研究还不够成熟,还有许多问题,存在提升的空间。



(a) UAV serve as the air base station



(b) UAV serve as the communication relay

图3 两种类别的无人机通信应用

Fig. 3 Application scenarios of UAVs

综上所述,无人机由于受体积、重量等限制,其功率、通信、计算等资源往往很有限,而且当多无人机协同工作时,其资源的异构性和动态性特征逐步显现。为了实现资源的高效利用,其供应与分配管理存在诸多挑战,具体表现在以下几个方面。

(1)功率控制问题。无人机机载电池容量有限,飞行推进、通信信号的发射与接收以及运算器执行计算任务等多方面都需要消耗能量,如图4所示。未来无人机需要在动态变化的服务中根据业务特点动态地调整功率分配策略,以最大化无人机的续航时间或者能效比,提升 MEC 网络中无人机集群的任务执行效率。

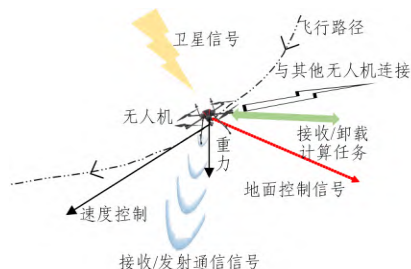


图4 不同类别的无人机能耗

Fig. 4 Different types of UAV energy consumption

(2)频谱信道分配问题。投入使用的无人机增多后,频谱资源的分配将面临挑战。如图5所示,若信道分配不合理,

频谱资源将无法充分使用,且相邻信道的设备间存在干扰,这将影响网络通信的性能。此外,无人机的通信信道暴露,很容易受攻击者的干扰或窃听。如何在资源频谱约束下合理地分配无人机通信信道,减少无人机间的干扰,同时保障安全可靠的通信传输,是无人机 MEC 网络进一步发展需要考虑的问题。

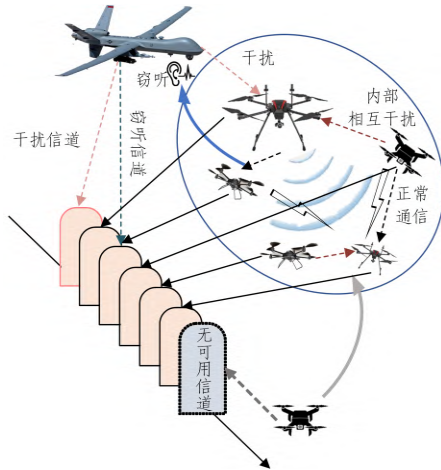


图5 无人机通信网络中存在的干扰与窃听问题

Fig. 5 Interference and eavesdropping problems in UAV communication network

(3) 计算资源分配问题。在 MEC 网络中,多无人机将协同完成多个计算任务,不同的无人机在机载电池容量、计算性能等方面存在差异。对于运算性能要求较高的任务,可将其卸载到机载电池容量大、计算性能强的设备上处理。如图6所示,MEC 网络中无人机可作为用户向服务器卸载任务,也可搭载服务器接收用户卸载的任务,还可作为中继节点转发用户卸载的任务。对于复杂的计算任务,可将其拆分成多个子计算任务,而如何确定卸载任务的比例,选择卸载计算内容,是提升系统整体运算性能需要考虑的问题。

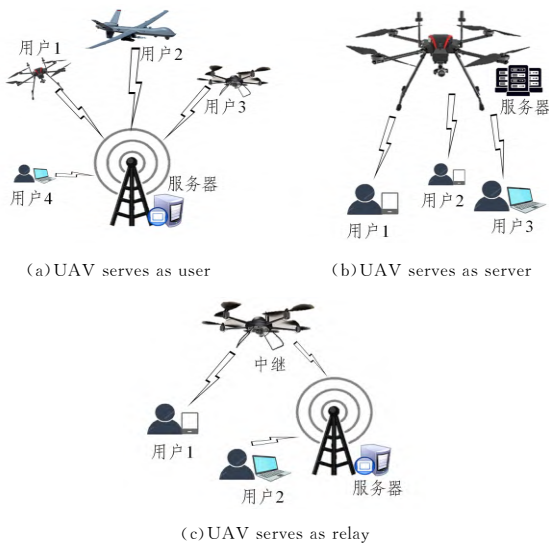


图6 MEC 网络计算资源分配中无人机可充当的角色

Fig. 6 Roles of UAVs in MEC network computing resources allocation

(4) 轨迹优化问题。无人机的机动性强,灵活度高,给灵活部署带来便利的同时也带来了不稳定的飞行环境,需要对

其飞行轨迹进行控制和优化。轨迹优化涉及对无人机的飞行高度、速度、转向角度等变量进行控制,这些变量将影响无人机的信号覆盖范围、通信数据传输质量以及功率消耗。因此,轨迹优化问题与其他的资源管理存在强关联性。

3 无人机边缘计算的资源管理研究进展

针对无人机辅助的移动边缘计算网络中的功率、频谱、计算等资源的优化问题,梳理总结当前研究现状。

3.1 功率资源管理

无人机机身狭小,机载的电池容量受限。作为网络通信节点,除了正常航行推进控制外,通信信号传输与发射以及机载运算器执行计算任务等都需要能量消耗,因此需要根据执行的任务特点和需求,对无人机的功率消耗进行合理分配,提升无人机的能量效率和续航时间。

为优化功率资源的分配,文献[3]基于贝尔曼动态规划分别为无人机节点和无线节点进行能量传输和信息传输的最优资源分配,根据无线节点不同的能耗对功率传输级别进行分类,使用动态博弈模型为不同类别的能量传输制定价格以控制传输的功率,仿真结果表明该模型可实现无人机的最优功率分配和定价策略。文献[4]将无人机辅助的无线功率传输的资源管理和数据采集过程描述为马尔可夫决策过程(Markov Decision Process, MDP),并在此基础上提出了一种新的基于深度 Q-学习的资源管理方案,根据网络状态、无人机的动作和相应的 Q 值推导出最优的资源管理策略。文献[5]提出将无人机、认知无线电和边缘计算结合,研究了在无人机轨迹、主用户干扰温度以及次用户完成任务的约束下,以最小化次用户和无人机的加权能耗和为目标,使用基于连续凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)的迭代方法,求解次用户的 CPU 频率、卸载功率以及无人机轨迹的联合优化问题,得出无人机飞行轨迹策略,同时减少了次用户的能耗。文献[6]在无人机的速度、高度、通信和推进能耗以及目的节点所需数据传输速率等约束条件下,设计功率分配方案,通过分离变量域并将其转化为凸优化问题,提出逐次凸逼近的轨迹优化方案,以最大化系统的能量使用效率。文献[7]通过引入具有代表性的前景理论作为效用函数来反映用户在双向通信环境下的功率设置,建立并求解用户间功率控制的非合作博弈,并证明了纳什均衡点的存在性和唯一性。

在功率资源管理方面,部分研究使用凸分析对非凸的问题进行优化的方法^[8-12],这些方法在环境发生变化时可能无法适用,无法应对动态的策略空间。而其他使用智能方法(如博弈分析^[13-15]、深度强化学习^[4]等)的研究在学习或迭代的过程中可应对动态变化的环境空间,具有一定的鲁棒性。此外,还需考虑求解过程带来的运算开销,计算复杂度高的方法将带来额外的系统能源开销。

3.2 信道资源管理

在无线通信网络中,无线信号的广播特性以及广泛的覆盖范围有利于无人机通信网络信号的覆盖;而与此同时,攻击者也可通过窃听信道监听传输的信号数据,还可通过发射干扰噪声影响正常的无线通信服务。因此,需要提升无人机 MEC 网络通信信道的安全传输性能,防止窃听者收集重要

信息,以确保安全通信。

设计加密传输协议,基于密码学对通信传输内容进行加密的方法计算量大,不适合机载电池容量和运算能力有限的无人机。利用物理层的特性来增强通信的可靠性和安全性是一种很有应用前景的方案^[16]。而关于无人机辅助网络中的大多数物理层安全方案都集中在保护单个合法的通信链路上,针对多个无人机通信中的安全传输问题的研究还不够深入^[17]。文献[18]考虑了多个智能体通过Q-学习规避单个干扰机扫频干扰的同时避免个体间相互干扰的信道分配策略,与随机分配策略相比,该方法能显著减少所有个体的平均信道占用时间,但该研究中的干扰机干扰策略过于简单且干扰策略已知。文献[19]考虑干扰机通过强化学习中的Q-学习对最佳干扰功率进行迭代更新学习,获得了不错的干扰效率。因此,需要考虑在网络中的无人机与干扰机均具有智能特征的情况下,如何获得最佳信道分配方案。

另一方面,由于无人机成本低廉,部署方便,在未来的MEC网络中投入使用的无人机将会不断增长,随之而来的是通信频谱资源的紧缺,信道分配不合理将会导致不同设备相互干扰,从而影响正常的通信服务。

为解决频谱紧缺问题,文献[20]对无人机的三维部署展开研究,以最大化多输入多输出系统的信道容量为目标,针对无人机难以获取全局网络信息的问题,考虑了分散控制策略,将其拆分为多个子问题,建立无人机信道容量最大化的博弈模型并进行求解,实现了最优纳什均衡。文献[21]分析了基于链路的系统干扰模型,并在此基础上提出了一种基于逻辑链路的部分重叠信道和干扰模型,将信道选择描述为一个势博弈,结合文中提出的变概率选择算法,通过信道的链路效用改变信道的使用概率,获得了更高的系统吞吐量和更快的网络收敛速度。文献[22]指出了在设备到设备(Device to Device, D2D)网络中无人机网络节点的信道分配问题,并提出一种基于分布式的非合作博弈的AC-POCA算法来解决无人机和D2D混合网络中的信道分配问题。文献[23]提出了一种无人机中继辅助的认知无线网络的安全传输方案,使用基于连续凸逼近的求解算法,得到近似凸优化的最优解。该方案通过优化无人机中继的飞行轨迹和发射功率来提升通信系统的安全性。文献[24]通过引入博弈论技术,提出了一种基于分层博弈的自适应频谱接入优化策略,将干扰器视为分层博弈的领导者,将无人机视为分层博弈的跟随者,并用Stackelberg模型分析构建的博弈,证明了均衡解的存在性和唯一性。

在信道资源方面,需要综合考虑无人机通信网络中外部攻击者窃听和干扰以及内部设备之间存在的干扰,合理分配无人机MEC网络的通信频谱资源。

3.3 计算服务资源管理

部署在MEC网络中的无人机类别多样,机载电池和运算器性能参差不齐。在处理各种计算任务时,运算能力弱的设备可以将复杂的运算任务卸载给空闲的高运算性能设备,以此充分提升总体运算性能,同时可节约卸载任务的无人机计算能耗,用以处理其他重要的任务。

在文献[25]中,通过将计算卸载优化问题建模为整数规划问题,获得了任务卸载方案的最优解,经过算法改进得到了

更快的求解速度,不过并未考虑搭载无人机的网络环境。文献[26]提出无人机MEC网络卸载方案,考虑最小化无人机的全局计算时间和能量消耗,通过拆解计算任务,使用KKT条件解出最优卸载比例,使用动态非合作博弈求解最优卸载策略和最短计算时间。需要注意的是,无人机的续航能力有限,单一无人机无法高效地为地面用户提供服务。文献[27]考虑到配置MEC服务器的无人机能源预算有限,提出了一个联合设备关联、任务分配和计算资源分配的问题,追求最小化移动设备和无人机的能量消耗,将非凸的问题分解成子问题,使用迭代块坐标下降算法进行求解,取得了较优的性能表现。文献[28]考虑了多无人机多地面用户的MEC场景,建立斯坦伯格博弈模型。无人机作为领导者,通过优化位置和对计算资源定价,最大化自身收益;地面用户作为跟随者,通过优化卸载策略和计算资源,减少自身开销。

在计算任务卸载管理中,需要考虑无人机搭载MEC服务器的自身开销,可通过集群协作分布式地完成计算任务。此外,地面用户的位置是动态变化的,需要进一步考虑复杂的服务环境,从动态的角度分析卸载优化任务,才更接近真实的网络服务环境。

3.4 资源管理联合优化

MEC中无人机的各类资源管理之间存在联系,如分配信道、计算任务时,需要考虑信道信号接收与发送的能耗和运算器的能耗;在计算任务卸载时,数据传输需要选择合适的信道。

文献[29]通过构建动态合作博弈框架,在无人机-独立用户设备之间提出了一种联合无人机位置优化和功率分配的算法,提高了频谱的利用率,保证了用户设备间的公平性。文献[30]通过联合计算卸载比例、轨迹控制以及用户调度变量,追求最小化所有用户间的最大总时延,与其他没有考虑轨迹设计或计算卸载的方案相比,该方案在时延方面有更优的性能。文献[31]将轨迹和资源管理进行联合优化,以最小化无人机能量消耗为目标,利用迭代块坐标方法进行求解。该方案与其他基准解决方案相比具有更高的能效,但还需进一步考虑多无人机的复杂情形。文献[32]以最大化系统能量效率为目标,对无人机的通信资源分配、轨迹控制和反干扰策略进行联合优化,将其描述为非凸优化问题,提出了基于交替优化的迭代算法。该算法在提高系统能效的同时,有效地打击了窃听器,提升了系统的安全性能。文献[33]对数据分配、发射功率、CPU频率、带宽分配和无人机轨迹进行联合优化,通过交替优化提出了一种联合资源分配和轨迹设计的算法,获得了无人机和用户的最小加权和能耗。文献[34]以最小化系统的加权总能耗和时延为目标,为获取总体最优的计算卸载策略,提出了一种博弈论方案,证明了纳什均衡的存在性,并通过仿真证明了达到均衡状态往往能获取最小平均系统总开销,且计算复杂度较低。但该方案在多无人机的复杂环境下的性能表现还需提升。

控制无人机的飞行轨迹涉及位置、高度、速度等变量,这将影响到信号覆盖与数据传输。而通信信号接收与发射、数据传输、数据运算、飞行控制等都需要消耗功率。因此,资源管理联合优化可以轨迹控制或功率控制为纽带,联动其他系统资源进行综合管理,协调、全面地提升系统整体性能。

4 资源管理优化方法

本节分类总结可用于解决资源管理优化问题的模型或方法,并比较各类方法的优劣。

4.1 凸优化方法

多条件约束下的优化问题通常具有非凸的、分式的或者非线性规划的性质,一般将问题分成多阶段进行交替优化求解,并且还需要组合多种手段。表 1 列出了几种凸优化辅助手段及应用场景。

表 1 凸优化辅助手段与应用场景

Table 1 Convex optimization auxiliary means and application scenarios

分析方法	应用场景
Successive Convex Approximation	Compute Offload ^[5,11,35-36] , Joint Optimization ^[6,8,11]
Classic Dinkelbach	Trajectory Control ^[9] Power Control ^[37]
Block Coordinate Descent	Compute Offload ^[27] Trajectory Control ^[9,31]
Penalty Concave-Convex Procedure	Joint Optimization ^[12,30]

表 2 不同的博弈类型与应用场景

Table 2 Different types of game and application scenarios

博弈类别	主要思路	应用场景
Evolutionary Game	迭代选择策略,根据环境做出自适应的策略调整	Power Control ^[39] Power Control ^[40]
Stackelberg Game	领导者-跟随者模型,跟随者响应领导者的先行策略	Channel Allocation ^[24,41] Compute Offload ^[28]
Sequence Game	玩家在行动中有先后顺序,或某些玩家可先行动	Compute Offload ^[42-43]
Super-model Game	每个玩家增加其策略时存在边际效用,并随对手策略增加而增加	Power Control ^[44]
Mean-field Game	玩家只需比较平均场的值(反映总体决策分布),从而做出决策	Power Control ^[45]
Graph Game	玩家作为图中的节点,只考虑相邻节点之间的影响	Channel Allocation ^[46] Channel Allocation ^[21,47]
Potential Game	存在势函数,所有玩家的目标与全局目标一致	Compute Offload ^[48]
Coalition Game	有共同利益追求的玩家可形成联盟,联盟成员进行合作一起竞争	Security Communication ^[17] Compute Offload ^[1]

博弈论有多种模型,主要可分为合作博弈以及非合作博弈,目前关于资源管理方面的博弈模型主要为非合作博弈。进化博弈可用于设计 NOMA 网络的功率控制方案^[39]。在异构的 NOMA 网络中,可将功率分配构建为分布式的 Stackelberg 博弈^[40];在信道分配管理中,可将干扰机作为领导者,用户作为跟随者构建 Stackelberg 模型^[24,41];在计算卸载任务场景中,也可以无人机为领导者,地面用户为跟随者,构建 Stackelberg 模型^[28]。此外,序列博弈^[42-43]和势博弈^[48]可用于解决计算卸载问题;超模博弈^[44]和平均场博弈^[45]可用于解决功率控制问题;图博弈^[46]以及势博弈^[21,47]可用于解决信道分配问题。在非合作博弈中,每个博弈参与者只考虑对自身而言效用最优的策略,通过多次迭代后,可能会出现每个玩家无法再通过改变自身策略获取更高的效用值,这种状态称为纳什均衡(Nash Equilibrium)。若博弈模型存在纳什均衡,则说明博弈模型最终可以收敛,因此可通过证明纳什均衡的存在性进一步说明模型的可行性。

在合作博弈中,有共同利益追求的玩家通过组建联盟获取比独自博弈更优的效用值,这种思路可用于解决资源管理中的安全通信^[17]和计算卸载^[1]问题。

凸优化可解决任何凸问题,并能保证得到目标问题的最优解^[31]。文献[5,35]使用了连续凸逼近方法,将非凸的子问题使用逐次凸逼近转化为凸问题进行求解;文献[11,36]在更一般的非凸条件下可获得满足 KKT 条件的解。在处理有分式形式的优化函数时,可使用经典 Dinkelbach 方法将其转化为等价的凸问题进行求解^[9,37]。块坐标下降法可将非凸的目标问题分解为多个块,每个块为一个凸的子问题^[27],每个块通过固定其他块来迭代求解。文献[31]使用块坐标下降法对资源分配和无人机轨迹进行迭代优化,在达到一定精度后会收敛至次优解;文献[9]使用块坐标下降法解决时间离散的问题。在处理带有耦合约束的非凸问题时,可使用惩罚凹凸过程方法进行求解^[12,30]。

4.2 博弈论方法

博弈论(Game Theory, GT)方法中,每个玩家只需根据效用函数找出最大效用值的动作,经过策略迭代可获取最优策略。作为分析多个决策者之间相互作用的有力工具,博弈论已被证明能够成功地解决无线通信网络中的资源管理问题^[38]。表 2 列出了各种博弈模型的主要思路和应用场景。

4.3 AI 方法

人工智能在各领域正蓬勃地发展。文献[49]提出边缘智能(Edge Intelligence, EI)的概念。随着边缘计算将集中在云端的计算服务资源移向靠近终端的边缘,AI 服务也能推向网络边缘,已有相关研究在资源管理中采用人工智能相关的方法进行优化。使用深度强化学习方法,可解决轨迹控制^[50]、路径规划^[51]和计算卸载^[52-53]问题。文献[54]使用强化学习方法,将计算卸载的决策问题描述为马尔可夫决策过程,使用 actor-critic 算法学习最优策略。文献[55]使用 K-均值方法完成轨迹优化中的无人机簇的聚类并关联卫星图像。表 3 列出了无人机边缘计算在资源管理方面已应用的 AI 研究方法与应用场景。

表 3 已应用于资源管理的 AI 方法

Table 3 Applied AI methods in resource management

方法	应用场景
Deep Reinforcement Learning	Trajectory Control ^[50] Path Planning ^[51] Compute Offload ^[52-53]
Reinforcement Learning	Compute Offload ^[54]
K-means(Machine Learning)	Trajectory Optimization ^[55]

4.4 资源管理研究方法总结与展望

求解资源管理优化问题需要在约束条件下(如数据传输速率、外部干扰、飞行速度与高度等)设置优化目标,这些条件使得问题变得非凸,求解的复杂度是 NP 难的。

表 4 对 4.1—4.3 节提到的 3 种方法的优劣进行了比较。可以看出,使用凸优化的方法对问题进行优化,可保证获取最优策略解,但对环境的动态变化应对能力弱。博弈论、机器学习、强化学习等智能学习算法,通过资源竞争角色的自我策略

迭代,可及时应对环境的变化,但不能保证一定能获取全局最优解,可能陷入局部最优解或无法收敛。文献[56]中统计了智能方法与非智能方法的研究数量,并指出目前大部分研究集中使用非智能方法(如凸优化),这些方法还需要考虑运算复杂度、鲁棒性等因素。使用智能的方法,通过学习或策略迭代的方法获取最优资源管理方案,可根据环境动态变化自适应调整策略,鲁棒性较高,在使用时还需要分析收敛性和全局最优性。

表 4 4.1—4.3 节中提到的 3 种资源管理优化方法的优劣的比较

Table 4 Comparison of advantages and disadvantages of 3 methods mentioned in 4.1—4.3

方法	优势	劣势
Convex Optimization	Guaranteed optimal solution	Can't cope with the dynamic environment
Game Theory	Can cope with dynamic environment	The solution is not guaranteed global optimal
AIMethods	Can cope with dynamic environment	The solution is not guaranteed global optimal

未来无人机领域将不断拓展,在无人机 MEC 网络中加入的节点数量将不断增加,节点的活动变化会更加复杂,因此在资源优化管理中,系统需要适应动态和随机的变化。此外,由于无人机机身狭小,飞行灵活,所处环境动态变化,将无法随时完全感知当前状态的所有信息,博弈论、强化学习或其他能够迭代更新的 AI 方法可在环境信息无法完全获取的前提下,通过学习的方法对当前环境做出决策,应对动态复杂的环境变化。因此,博弈论、人工智能类的智能化方法在未来有较好的应用前景。

结束语 文中对无人机边缘计算的资源管理研究现状展开调研,梳理 MEC 网络中无人机存在的资源管理问题,总结分析了功率控制、信道分配、计算服务资源管理以及联合优化方面的研究现状;分析并比较了凸优化、博弈论、人工智能类等优化方法在资源管理中的优劣;考虑到投入使用的无人机的规模将逐渐庞大,未来无人机辅助的 MEC 网络将逐渐复杂化、多元化,资源管理优化将倾向于使用博弈论、强化学习等能够适应动态变化的智能方法。

参 考 文 献

[1] YAO W, HUANG J. Research on UAVs cooperative task offloading strategy based on mobile edge computing[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications(Natural Science). 2022,34(3):507-514.

[2] LONG L, LIU Z C, SHI J L, et al. Joint optimization strategy of computation offloading and resource allocation in mobile edge computing[J]. Chinese High Technology Letters, 2020, 30(8): 765-773.

[3] LIU B, XU H, ZHOU X. Resource Allocation in Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-Assisted Wireless-Powered Internet of Things[J]. Sensors, 2019, 19(8): 1908.

[4] LI K, NI W, TOVAR E, et al. Deep Q-Learning based Resource Management in UAV-assisted Wireless Powered IoT Networks [C]// 2020 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2020: 1-6.

[5] LIU B Y, YANG N L, MA J, et al. Resource allocation and trajectory optimization scheme for UAV-enabled cognitive edge computing networks[J]. Journal of Xi'an University of Posts

and Telecommunications, 2021, 26(1): 20-27.

[6] ZHANG T, LIU G, ZHANG H, et al. Energy-Efficient Resource Allocation and Trajectory Design for UAV Relaying Systems [J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(10): 6483-6498.

[7] VAMVAKAS P, TSIROPOULOU E E, PAPA VASSILIOU S. Exploiting prospect theory and risk-awareness to protect UAV-assisted network operation[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019, 286(2019). <http://doi.org/10.1186/1513638-019-1616-9>.

[8] WU Y, YANG W W, GUAN X R, et al. Energy-Efficient Trajectory Design for UAV-Enabled Communication Under Malignant Jamming[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(2): 206-210.

[9] YANG G, DAI R, LIANG Y C. Energy-Efficient UAV Backscatter Communication with Joint Trajectory Design and Resource Optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(2): 926-941.

[10] AHMED S, MOSTAFA Z C, YEONG M J. Energy-Efficient UAV-to-User Scheduling to Maximize Throughput in Wireless Networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 21215-21225.

[11] SUN C, NI W, WANG X. Joint Computation Offloading and Trajectory Planning for UAV-Assisted Edge Computing [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(8): 5343-5358.

[12] HU Q, CAI Y, YU G, et al. Joint Offloading and Trajectory Design for UAV-Enabled Mobile Edge Computing Systems [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 1879-1892.

[13] RUAN L, WANG J, CHEN J, et al. Energy-efficient multi-UAV coverage deployment in UAV networks: A game-theoretic framework[J]. China Communications, 2018, 15(10): 194-209.

[14] SHAO X, YANG C, SONG Y, et al. A Game Theoretical Approaches for Cooperative UAV NOMA Networks [J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(2): 96-105.

[15] SIKERIDIS D, TSIROPOULOU E E, DEVETSIKIOTIS M, et al. Wireless powered Public Safety IoT: A UAV-assisted adaptive-learning approach towards energy efficiency[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2018, 123: 69-79.

[16] OMRI A, MAZEN O H. Physical Layer Security Analysis of

- UAV Based Communication Networks[C] // 2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference(VTC-fall). IEEE, 2018: 1-6.
- [17] XU M N, CHEN Y J, WANG W. A Two-Stage Game Framework to Secure Transmission in Two-Tier UAV Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69 (11): 13728-13740.
- [18] AREF M A, JAYAWEERA S K, MACHUZAK S. Multi-Agent Reinforcement Learning Based Cognitive Anti-Jamming[C] // 2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference(WCNC). IEEE, 2017.
- [19] WANG L, PENG J, XIE Z, et al. Optimal Jamming Frequency Selection for Cognitive Jammer based on Reinforcement Learning[C] // 2019 IEEE 2nd International Conference on Information Communication and Signal Processing(ICICSP). IEEE, 2019.
- [20] GAO N, LI X, JIN S, et al. 3-D Deployment of UAV Swarm for Massive MIMO Communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(10): 3022-3034.
- [21] ZHAO X, LI L, GENG S, et al. A Link-Based Variable Probability Learning Approach for Partially Overlapping Channels Assignment on Multi-Radio Multi-Channel Wireless Mesh Information-Centric IoT Networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 45137-45145.
- [22] TANG F, FADLULLAH Z M, KATO N, et al. AC-POCA: Anti-coordination Game Based Partially Overlapping Channels Assignment in Combined UAV and D2D-Based Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67 (2): 1672-1683.
- [23] CAO S N, JIA X D, GUO Y X, et al. Research on Physical Layer Security Communication for Cognitive UAV Mobile Relay Network[J]. Journal of Signal Processing, 2022, 38(3): 8.
- [24] FAN C Q, ZHAO C L, LI B. Hierarchical game-based spectrum access optimization for anti-jamming in UAV network[J]. Journal on Communications, 2020, 41(6): 26-33.
- [25] WANG W J, ZHOU W. Computational offloading with delay and capacity constraints in mobile edge[C] // 2017 IEEE International Conference on Communications(ICC). IEEE, 2017.
- [26] REN Y, XIE Z, DING Z, et al. Computation offloading game in multiple unmanned aerial vehicle-enabled mobile edge computing networks[J]. IET Communications, 2021, 15(10): 1392-1401.
- [27] NWAY N E, SEOK W K, MADYAN A, et al. Multi-UAV-Assisted MEC System: Joint Association and Resource Management Framework[C] // 2021 International Conference on Information Networking(ICOIN). IEEE, 2021: 213-218.
- [28] CUI Y, YAO Y. A Hierarchical Game Optimization Method for UAVs and Users in MEC System[J]. Communication Technology, 2020, 53(9): 2189-2194.
- [29] SHAO X, YANG C, SONG Y, et al. Game Theoretical Approaches for Cooperative UAV NOMA Networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(2): 96-105.
- [30] JI J Q, ZHU K, YI C Y, et al. Joint task offloading and trajectory optimization for multi-UAV assisted mobile edge computing [J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2021, 5(1): 27-35.
- [31] MEI H, YANG K, LIU Q, et al. Joint Trajectory-Resource Optimization in UAV-Enabled Edge-Cloud System With Virtualized Mobile Clone[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(7): 5906-5921.
- [32] CAI Y X, WEI Z Q, LI R D, et al. Joint Trajectory and Resource Allocation Design for Energy-Efficient Secure UAV Communication Systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(7): 4536-4553.
- [33] QIN X, SONG Z, HAO Y, et al. Joint Resource Allocation and Trajectory Optimization for Multi-UAV-Assisted Multi-Access Mobile Edge Computing [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(7): 1400-1404.
- [34] ZHANG K Y, GUI X L, REN D W, et al. Energy-Latency Tradeoff for Computation Offloading in UAV-Assisted Multiaccess Edge Computing System[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(8): 6709-6719.
- [35] LIU B Y, YANG N L, MA J, et al. Optimal deployment and resource allocation for UAV-enabled mobile edge computing networks[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2021, 26(1): 33-38.
- [36] WANG D W, XU G C, LI L. Task allocation strategy in unmanned aerial vehicle-assisted mobile edge computing[J]. Chinese Journal of Computer Applications, 2021, 41 (10): 2928-2936.
- [37] WU Q H, WU W. Algorithm design on energy efficiency maximization for UAV-assisted edge computing[J]. Chinese Journal on Communications, 2020, 41(10): 15-24.
- [38] CHEN J, CHEN P, WU Q, et al. A game-theoretic perspective on resource management for large-scale UAV communication networks[J]. China communications, 2021, 18(1): 70-87.
- [39] RIAZ S, PARK U. Power control for interference mitigation by evolutionary game theory in uplink NOMA for 5G networks[J]. Journal of the Chinese Institute of Engineers, 2018, 41(1): 18-25.
- [40] SONG Z, NI Q, SUN X. Distributed Power Allocation for Non-orthogonal Multiple Access Heterogeneous Networks[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(3): 622-625.
- [41] XU Y, REN G, CHEN J, et al. A One-Leader Multi-Follower Bayesian-Stackelberg Game for Anti-Jamming Transmission in UAV Communication Networks [J]. IEEE Access, 2018, 6: 21697-21709.
- [42] ALIOUA A, DJEGHRI H, CHERIF M E T, et al. UAVs for traffic monitoring: A sequential game-based computation offloading/sharing approach[J]. Computer Networks, 2020, 177: 107273.
- [43] CHEN Y, CHEN S, WU B, et al. Cost-efficient computation offloading in UAV-enabled edge computing[J]. IET Communications, 2020, 14(15): 2462-2471.
- [44] LIU G, WANG R, ZHANG H, et al. Super-Modular Game-Based User Scheduling and Power Allocation for Energy-Efficient NOMA Network[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(6): 3877-3888.
- [45] XU Y, LI L, ZHANG Z, et al. A Discrete-Time Mean Field Game in Multi-UAV Wireless Communication Systems[C] // 2018 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). IEEE, 2018.

- [46] CHEN J, WU Q, XU Y, et al. Distributed Demand-Aware Channel-Slot Selection for Multi-UAV Networks: A Game-Theoretic Learning Approach[J]. IEEE Access, 2018, 6: 14799-14811.
- [47] CHEN J, XU Y, WU Q, et al. Interference-Aware Online Distributed Channel Selection for Multi-cluster FANET: A Potential Game Approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 3792-3804.
- [48] CHEN R F, CUI L, ZHANG Y L, et al. Delay Optimization with FCFS Queuing Model in Mobile Edge Computing-Assisted UAV Swarms: A Game-Theoretic Learning Approach[C] // 2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing(WCSP). IEEE, 2020.
- [49] ZHOU Z, CHEN X, LI E, et al. Edge Intelligence: Paving the Last Mile of Artificial Intelligence With Edge Computing[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(8): 1738-1762.
- [50] WANG L, WANG K, PAN C, et al. Multi-Agent Deep Reinforcement Learning-Based Trajectory Planning for Multi-UAV Assisted Mobile Edge Computing [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2021, 7(1): 73-84.
- [51] WAN S, LU J X, FAN P Y, et al. Toward Big Data Processing in IoT: Path Planning and Resource Management of UAV Base Stations in Mobile-Edge Computing System[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(7): 5995-6009.
- [52] LI S, HU X, DU Y. Deep Reinforcement Learning for Computation Offloading and Resource Allocation in Unmanned-Aerial-Vehicle Assisted Edge Computing[J]. Sensors, 2021, 21(19): 6499.
- [53] LI J, LIU Q, WU P, et al. Task Offloading for UAV-based Mobile Edge Computing via Deep Reinforcement Learning[C] // 2018 IEEE/CIC International Conference on Communications in China(ICC). IEEE, 2018.
- [54] ZHU S, GUI L, CHENG N, et al. UAV-enabled computation migration for complex missions: A reinforcement learning approach[J]. IET Communications, 2020, 14(15): 2472-2480.
- [55] HAUNG P Q, WANG Y, WANG K Z. Energy-efficient trajectory planning for a multi-UAV-assisted mobile edge computing system[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(12): 1713-1726.
- [56] DONG C, SHEN Y, QU Y B. A survey of UAV-based edge intelligent computing[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2020, 2(3): 227-239.



YUAN Xin-wang, born in 1998, postgraduate. His main research interests include resources management of unmanned aerial vehicles and communication security of UAVs.



XIE Zhi-dong, born in 1984, Ph.D, associate researcher, postgraduate supervisor. His main research interests include unmanned swarm electromagnetic countermeasures, communications and satellite communications.

(责任编辑:柯颖)