



西南科技大学

Southwest University of Science and Technology

专业学位硕士研究生学位论文

(工程硕士)

移动边缘计算的无人机

辅助卸载策略研究

作者姓名 刘超

学 号 7220190384

导 师 孙海峰 胡锰洋

答辩委员会成员 贾小林 (主席) 王耀彬

蒋勇 廖英翔 熊敏

评 阅 人 彭博 陈虎威

2022 年 5 月

分类号：TP301

学校代码：10619

UDC：

密级：公开

西南科技大学硕士学位论文

（工程硕士）

移动边缘计算的无人机辅助卸载 策略研究

作者名：刘超

学科(专业)或领域名称：计算机技术

指导教师姓名、职称：孙海峰 副教授

校外指导教师姓名、职称：胡锰洋 高级工程师

学生所属培养单位：计算机科学与技术学院

论文答辩日期：2022 年 5 月 18 日

A Thesis Submitted to Southwest University of Science and
Technology
for the Degree of Master
(Master of Engineering)

Research on UAV-assisted Offloading Strategy for Mobile Edge Computing

Candidate: Liu Chao
Supervisor: Sun Haifeng, Hu Mengyang

May 2022

学位论文独创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文是我个人在导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明，并表示了谢意。本人依法享有和承担由此论文所产生的权利和责任。

论文作者签名：刘超 日期：2022年5月20日

学位论文版权使用授权声明

本学位论文作者完全了解学校有关保存、使用学位论文的规定，即：研究生在西南科技大学学习和工作期间论文工作的知识产权单位属于西南科技大学。同意授权西南科技大学保留并向国家有关部门或机构送交该论文的印刷本和电子版本，允许该论文被查阅和借阅。同意授权西南科技大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印、扫描或数字化等其他复制手段保存和汇编本学位论文。保密论文在解密后遵守此规定。

论文作者签名：刘超 日期：2022年5月20日

指导教师签名：孙海峰 日期：2022年5月20日

胡钰萍

摘 要

面对物联网终端设备电池续航时间短、计算资源不足等问题，移动边缘计算作为 5G 网络的关键技术，可以将终端设备的任务卸载至具有强运算能力的边缘节点。但在偏僻地区或道路遇险等特殊情况下，基站等移动边缘计算基础设施难以部署且部署成本较高。采用携带通信模块和边缘计算服务器的无人机，可帮助终端设备完成数据收集和实时计算，降低终端设备的计算时延和能量消耗；无人机也可以作为中继节点协助终端设备使用基站提供的移动边缘计算服务。在无人机辅助卸载的移动边缘计算系统模型的相关研究中，无人机凭借机动性强、灵活部署等优势可有效改善传统移动边缘计算场景难以解决的计算卸载问题。本文旨在通过研究无人机辅助移动边缘计算卸载资源分配模型，实现终端设备的无线发射功率、任务卸载策略、无人机飞行路径等最优化，从而达到系统计算时延、能耗以及计算效率的最优目标。论文具体研究内容如下：

研究内容 1：在单个无人机辅助卸载的移动边缘计算场景下，提出采用携带移动边缘计算服务器的无人机辅助任务卸载方案，设计了在任务的计算时延约束下终端设备与无人机的发射功率、CPU 频率、任务卸载策略和无人机中继位置的优化问题，以达到系统总时延与能耗的双目标最优。由于优化模型为多变量强耦合的非凸问题，采用多目标粒子群算法进行求解，得到时延与能耗最优的多目标理想解集。

研究内容 2：针对多架无人机辅助卸载的移动边缘计算场景，无人机需协同卸载终端设备的计算任务，提出了系统中总计算任务长度、总计算能耗和总飞行能耗的最大化效率问题。基于在每个时隙内终端设备任务可进行本地计算或完全卸载，对终端设备与无人机的卸载关联、终端设备的 CPU 频率、无线发射功率和无人机的传输带宽资源分配以及轨迹调度进行了联合优化。由于问题的非凸性和变量之间的耦合性，提出了结合深度强化学习与多目标粒子群的双层迭代优化求解算法。仿真结果表明，该算法在保证计算服务质量的同时，获得了比基准方案更高的计算效率。此外联合优化下的计算效率在最小计算任务量小于 40 兆时，可以发现相比其他调度方案提高约 10%—30%，故所提优化卸载方案具有实际的应用价值。

关键词：移动边缘计算；无人机辅助卸载；轨迹优化；多目标优化

论文类型：应用研究

ABSTRACT

Faced with the problems of short battery life and insufficient computing resources of IoT terminal equipment, mobile edge computing, as a key technology of 5G network, can offload the tasks of terminal equipment to edge nodes with strong computing power. However, in special cases such as remote areas or road distress, mobile edge computing infrastructure such as base stations is difficult to deploy and the deployment cost is high. The use of drones carrying communication modules and edge computing servers can help terminal devices complete data collection and real-time computing, reducing the computing delay and energy consumption of terminal devices; drones can also be used as relay nodes to assist terminal devices using base stations to provide mobile edge computing services. In the related research on the mobile edge computing system model of UAV-assisted offloading, the UAV can effectively improve the computational offloading problem that is difficult to solve in traditional mobile edge computing scenarios by virtue of its strong maneuverability and flexible deployment. This paper aims to optimize the wireless transmission power of terminal equipment, task offloading strategy, and UAV flight path by studying the UAV-assisted mobile edge computing offloading resource allocation model, so as to achieve the optimal goals of system computing delay, energy consumption and computing efficiency. The specific research content of the paper is as follows:

Research content 1: In the mobile edge computing scenario of single UAV-assisted offloading, a coordinated task offloading scheme for UAVs carrying a mobile edge computing server is proposed, and the terminal and UAV are designed under the constraints of the computing delay of the task. The optimization problem of transmit power, CPU frequency, task offloading strategy and UAV relay position to achieve the dual objective optimization of total system delay and energy consumption. Since the optimization model is a non-convex problem with strong coupling of multiple variables, the multi-objective particle swarm algorithm is used to solve the problem, and a multi-objective ideal solution set with optimal time delay and energy consumption is obtained.

Research content 2: Aiming at the mobile edge computing scenario in which multiple UAVs are assisted unloading, the UAVs need to collaboratively unload the computing tasks of the terminal equipment. The problem of maximizing the total computing task length, total computing energy consumption and total flight energy consumption in the system is proposed. Based on the terminal device task can be calculated locally or completely offloaded in each time slot, the offloading association between the terminal device and the UAV, the CPU frequency of the terminal device, the wireless transmission power and the transmission bandwidth resource allocation of the UAV, and the trajectory scheduling Joint optimization was performed. Due to the non-convexity of the problem and the coupling between variables, a two-layer iterative optimization algorithm combining deep reinforcement learning and multi-objective particle swarms is proposed. The simulation results show that the algorithm achieves higher computational efficiency than the benchmark scheme while ensuring the quality of computing service. In addition, the computing

efficiency under joint optimization can be found to be about 10%-30% higher than other scheduling schemes when the minimum computing task amount is less than 40 megabytes. Therefore, the proposed optimized offloading scheme has practical application value.

KEY WORDS: Mobile edge computing; UAV assisted unloading; Trajectory optimization; Multi-objective optimization

TYPE OF THESIS: Application Research

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	II
1 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	3
1.2.1 MEC 研究现状.....	3
1.2.2 MEC 系统中的计算任务卸载研究.....	4
1.2.3 无人机辅助 MEC 卸载的系统研究.....	5
1.3 研究目标及内容.....	7
1.4 论文结构安排.....	7
1.5 本章小结.....	8
2 MEC 计算卸载和优化方法综述.....	9
2.1 MEC.....	9
2.1.1 MEC 介绍.....	9
2.1.2 MEC 卸载决策与资源分配.....	10
2.1.3 MEC 的优势.....	10
2.2 无人机辅助卸载 MEC 技术概述.....	11
2.2.1 无人机辅助卸载通信系统研究.....	11
2.2.2 无人机辅助卸载 MEC 基本原理.....	14
2.3 优化方法简介.....	15
2.3.1 MOPSO 算法简介.....	15
2.3.2 深度强化学习简介.....	20
2.4 本章小结.....	20
3 基于无人机辅助卸载的 MEC 系统多目标优化.....	22
3.1 引言.....	22
3.2 系统模型与问题建模.....	22
3.2.1 信道模型.....	23
3.2.2 计算模型.....	24
3.2.3 能量与时延消耗模型.....	25
3.3 模型处理与求解.....	26
3.3.1 变量分析.....	26
3.3.2 AGA-MOPSO 的求解过程.....	26
3.4 数值仿真与分析.....	27

3.5 本章小结.....	30
4 多无人机辅助卸载的 MEC 资源调度和轨迹优化.....	31
4.1 引言.....	31
4.2 系统模型及问题建模.....	32
4.2.1 系统模型.....	32
4.2.2 本地计算.....	33
4.2.3 无人机辅助卸载.....	33
4.2.4 问题提出.....	34
4.3 模型处理与求解.....	35
4.3.1 基于计算效率最大化问题的重构.....	35
4.3.2 终端设备关联、资源分配和轨迹调度的联合优化.....	36
4.4 数值仿真结果.....	38
4.5 本章小结.....	41
5 结论.....	42
5.1 工作总结.....	42
5.2 研究展望.....	43
致谢.....	44
参考文献.....	45
攻读学位期间取得的研究成果.....	49

1 绪论

1.1 研究背景及意义

近年来，移动通信产业得到长足发展，例如智能手机、智能穿戴、便携平板电脑等网络边缘设备迅速普及，与此同时电子竞技、高清视频会议和 AR/VR 等具有大数据流量需求的网络应用随之产生。伴随网络终端设备数量的大幅增多，网络边缘侧产生了海量数据。据中国互联网络信息中心《第 47 次中国互联网络发展状况统计报告》^[1]统计，到 2020 年 12 月，我国三家基础电信企业发展蜂窝物联网终端用户规模达 11.36 亿，逐渐集成了资讯、娱乐、电子商务等能够实时发送和接受互联网信息的平台，在提供生活便利之余，产生的海量数据的处理需求却受限于移动网络的资源匮乏。在无人驾驶、航空航天等领域对数据传送的实时性和网络带宽具有极高要求，以及伴随用户生活紧密联系的数据安全和隐私问题，都带给新时代网络机遇与挑战，传统的云计算模型将所有数据传输到云服务中心的集中处理模式已无法满足各种需求。

为克服上述问题，移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)作为目前正在高速建设的 5G 网络中的关键技术，将云数据中心的计算、存储能力下移至边缘侧，给边缘侧设备带来了新的机遇。如图 1-1 所显示，MEC 服务器可完成对终端设备数据流量的边缘卸载。应用侧的功能模块可以和 MEC 平台相结合，把计算资源放置于互联网边缘，从而完成数据的实时处理。MEC 使得任务数据无需从本地向云端远距离传送，从而满足了任务的低时延需求，计算数据在网络边缘的计算处理在保证数据共享的同时也减轻了中心网络的计算负载压力。由此 MEC 满足了不同应用的多样化需求。

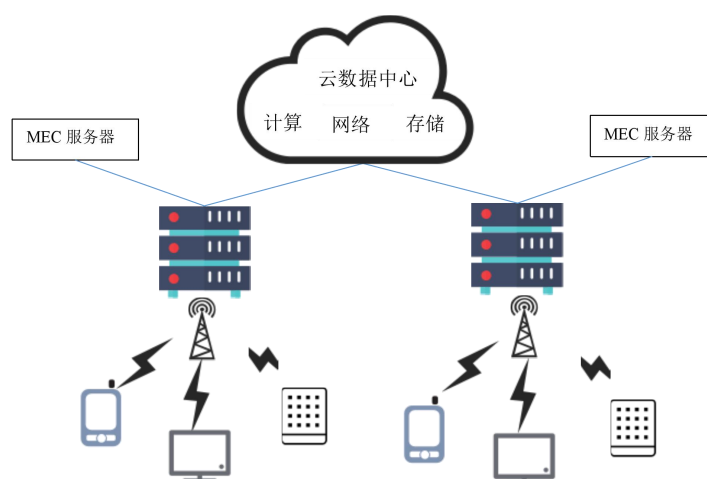


图 1-1 MEC 服务器在网络边缘侧部署

MEC 通过边缘节点的服务器为终端设备提供更加快速的计算响应和具备安全性的

缓存服务,有效解决了网络终端设备与云中心数据传输时网络带宽与数据规模之间的矛盾。特别在大型场馆赛事、智能农场、海上军演等应用系统场景中,由于信息不断向互联网边缘延伸,需要计算与共享的信息内容增多,面对带宽有限、计算资源短缺和高传输时延等问题,利用 MEC 技术可显著缓解。由于这些带有特定网络需求的场合与城市日常生活中相对简单的民用环境不同,物联网(Internet of Things, IOT)系统的部署与使用相比之下存在着资源短缺等多重困难,可大致总结为以下三个方面:

计算资源不足:伴随 IOT 智能化应用类型的快速增长, IOT 终端设备的计算负载压力逐渐加强。计算数据对延迟和完成时间的要求也非常高^[2]。增强现实和视频处理完全依靠云计算将数据从 IOT 终端设备下载到云端进行处理,不仅会给网络带来极大带宽压力,也对云计算的存储和计算带来了重大挑战。MEC 将高性能运算系统整合在网络基础设施中,降低云计算技术架构中存在的运算、内存、数据传输带宽等多方面负担,实现在边缘侧网络中计算处理任务^[3]。但是,供电不便和缺乏通信设施仍会产生 MEC 节点的部署问题。

通信资源不足:在特殊场景中除了地理位置偏远(例如农林场、海上军事作战),占地面积广等缺点,还存在地貌、地形等会不定时改变等特殊情形,均不宜部署电力线供电的通讯基站。如遇到水灾、海啸、地震、大火等紧急事件,随时会导致电力供应中断,从而严重影响基站(Base Station, BS)等通讯设施的正常工作。在基础通讯设施损坏的情形下,网络系统虽然可以采用无线多跳的方法传输数据,但大量的冗余数据传输不仅会造成应用系统巨大的能量消耗,同时也会使其数据的时延要求不能保证。

能量资源不足:终端设备在以上应用环境下,终端设备的正常工作必须依靠电池及时供电,并且其数量巨大,常常分散在繁杂、危险或者人工难以触控的地方,很难补充电能,导致系统的有效工作时间得不到保障。

近年来无人机技术的成熟使其在众多领域得以应用^[4],主要功能包括目标识别、空中监视和通信中继,其以体积小、机动性强、隐蔽性好的优势可在高空平台进行长时间辅助通信作业,极大排除地形严重遮挡和自然灾害造成基础通信设施损坏带来的通信问题,实现空、天、地一体化网络的长足进步。在特殊场景下 MEC 系统中采用无人机辅助可有效解决资源不足的问题,如图 1-2 所示,通过在无人机上装备 MEC 服务器和无线通信设备,可以协助终端设备完成数据收集和实时计算,并能进一步将采集到的数据卸载至具有强运算力的 BS 进行计算。因为在终端设备和无人机之间极少存在障碍物,使得数据通信的链路传输过程接近于视距传输,而更高的信道质量可以极大减少传输过程中的时延和功耗。

综上所述,无人机辅助无线通信可解决 MEC 在特殊环境下资源不足的问题,并凭借大量优点在 MEC 系统中得到广泛应用。此外通过无人机轨迹优化与资源分配为终端设备提供更加便捷、高效的计算服务,极大延长终端设备的生命周期。然而在大量终端设备请求无人机的辅助通信服务时,面临如何快速处理大批量任务及充分利用闲置设备等诸多技术挑战,对于终端设备的数据传输功率、任务卸载决策、无人机飞行参

数及路径规划，以及系统功耗和任务时延优化等问题具有理论与实践研究意义。

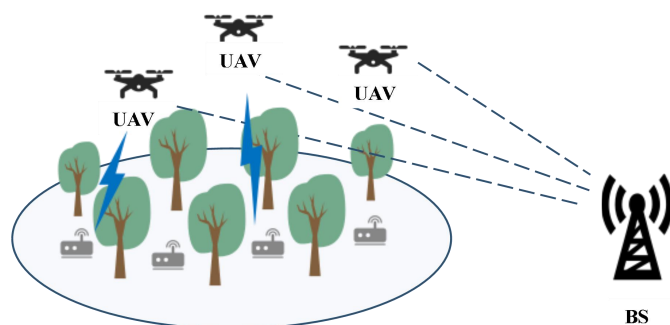


图 1-2 无人机辅助的 MEC 系统示意图

1.2 国内外研究现状

1.2.1 MEC 研究现状

边缘计算产业联盟推出的 MEC 参考架构有以下特点：其一，可实现基于实际的数字世界进行仿真，并实现数字世界与现实世界的信息交互；其二，通过建立可重用的智能模型，达到跨区域的整体协作；其三，通过减少各个系统之间接口的异构性，以此实现软件接口与协议、平台、语言之间的关联，从而简化系统在各个平台间的迁移过程，可为系统生命周期活动提供更加快捷有效的支持。

根据上述概念，边缘计算产业联盟提出了 MEC 架构，如下图 1-3。该系统层结构分为移动边缘设备系统层、移动边缘主机层和终端设备层。其中在移动边缘设备系统层主要实现协调和运营支撑系统，主机层包括有虚拟化基础设施管理和各种应用。

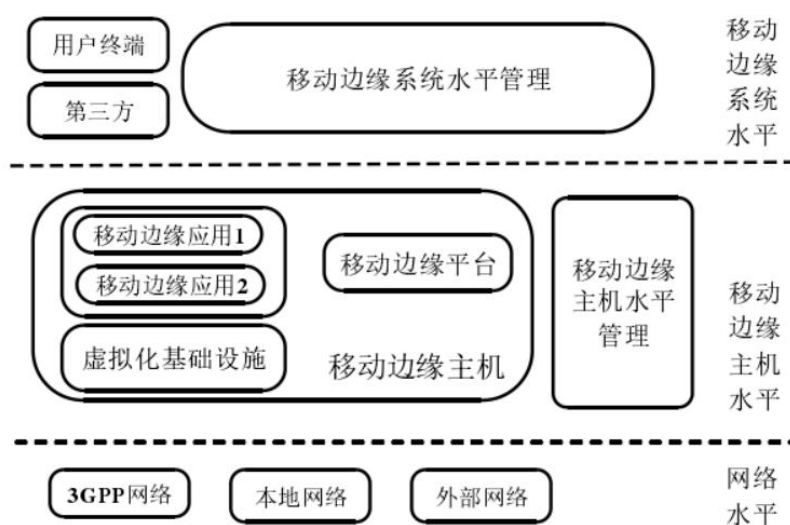


图 1-3 MEC 架构

1.2.2 MEC 系统中的计算任务卸载研究

卸载计算作为 MEC 的基本功能,通过 MEC 服务器为终端设备提供计算资源,为延迟敏感性的任务提供低时延的计算服务,通常适用于如 AR、VR 和自动驾驶汽车等应用中。由于智能手机和传感器设备等终端设备的 CPU 计算能力、存储容量以及电池能耗存在限制,对于延迟敏感的应用程序无法自主计算从而达到正常运行,如目标识别和跟踪等应用程序还需要高复杂度的图像处。虽然云服务器可以执行这种高资源消耗的处理,但上传图像或视频会浪费大量时间,同时消耗巨大的网络带宽。相比之下,将终端设备任务卸载到 MEC 不仅能够带来更低延时的计算服务,而且还可以节约带宽占有量并提高设备的电池寿命。

由于 MEC 技术应用在系统中具有低时延、低能耗等益处,倍受研究人员的关注与热衷。MEC 系统的计算任务卸载研究主要包含两大方向。一方面对任务数据选择是否卸载及卸载任务量的决策研究,可以对终端设备的任务实现最优的处理方式;另一方面则是为进行卸载的任务分派计算资源和网络资源,处理资源分配问题可提高 MEC 系统的各项优化指标,如能耗、时延以及任务量。

MEC 的主要优势之一是无线设备能够把复杂的计算任务卸载到拥有更强数据处理能力的边缘服务器上来,达到降低任务处理延迟的目的。Liu 等人^[5]对 MEC 内单终端设备计算任务卸载决策的处理,旨在优化任务的计算时间,同时限制任务的处理能耗。并针对终端设备任务队列与本地 CPU 的运行状况以及信道质量等问题,采用马尔可夫决策过程进行处理,设计出一个相对便捷的最佳任务规划策略搜索算法。

在 MEC 中具有大量的计算卸载研究工作,研究人员研究不同的计算模型和卸载方式。伴随着技术的进步,新的方法和技术被不断提出。Eom H 等人^[6]将计算卸载分为两部分,一部分是完全计算卸载,即将整个计算过程中的任务数据卸载到边缘服务器上处理的计算类型。另一部分是二元卸载,需要动态选择应该上传到 MEC 服务器的数据部分,所选择的数据是整个应用程序代码的一部分,然后该块任务数据在服务器卸载计算,其余部分仍在本地执行。这种类型的卸载也被称为动态卸载或部分卸载。该卸载方式在减少了终端设备的计算开销的同时,增加了应用程序的延迟和能量消耗,但仍适合诸多应用程序。

Dong H 等人^[7]考虑到应用程序的本地负载、终端设备和云中心资源的可用性,提出了针对终端设备资源分配的卸载算法,并采用马尔可夫决策过程(Markov decision process, MDP)模型寻找到卸载过程的最优解,其主要目标是最小化卸载成本,以得到应用程序的最佳或接近最佳的解决方案,同时还证明了在阈值范围内所提技术的最优解。该模型对具有能量约束的终端设备给出了快速决策。通过该方法进行模拟实验,表明该模型在 MEC 场景下具有很好的实证效果。与传统的基准卸载方法比较,结果证明 MDP 的求解更优。Urgaonkar R 等人^[8]在考虑到 MEC 迁移问题时也引入 MDP,提出 MEC 服务器迁移的理念。在计算卸载迁移方案中考虑距离因素,从而达到降低计算成本的效果。

Wang S 等人^[9]给出了一个采用 Lyapunov 优化的动态卸载方案,以满足在应用程序时延限制下的节能目标。通过在无线状态下进行有效的动态演算,搜索到最佳卸载策略。实验表明通过该算法处理的时间复杂度相对较小,并具有运算效率高、延迟时间短的特点。通过模拟试验证明,该方案在达到应用程序运行时间要求的同时,极大降低了系统的能量消耗。

尽管文献^[5]已经考虑任务关联关系和子任务的卸载情况,但仅考察了单终端设备场景,即模型问题求解的复杂性会伴随终端设备数量的增长呈现出指数式上升。在 MEC 场景中使用时分多址的方式对多终端设备提供卸载服务,并将终端设备任务的规定完成时间划分为多个极短的时隙。在每个时隙内,终端设备依靠能耗与信道质量作为判定指标做出卸载决策。最后验证了各项任务卸载问题的凸优化特征,并在最优化对策中得出一个采用低复杂度阈值点的子任务最优卸载决策,即假设终端设备卸载任务的优先权高于阈值,终端设备将进行全部卸载,否则在保证时延约束的前提下,终端设备将会把数据量最小的各项子任务卸载至 MEC 服务器上进行处理。

在本文中,考虑了 MEC 场景下多终端设备的任务卸载,并联合优化带宽资源、发射功率等资源配置参数。在解决的多目标问题中优化参数之间表现为强耦合关系。

1.2.3 无人机辅助 MEC 卸载的系统研究

基于无人机辅助卸载的 MEC 系统,是指通过将无人机和边缘计算架构相结合,终端设备既可将各项任务卸载到作为空中边缘服务器设备的无人机系统上,也可将无人机作为中继节点,将其各项运算密集型任务卸载到地面 BS 的 MEC 服务器上。一方面,近年来如智能穿戴产品、智慧家居产品等终端设备数量增速迅猛,IOT 终端设备新兴众多智能应用程序,面对如人脸识别、增强现实等高质量体验的应用程序产生的计算密集型任务通常需要消耗大量能量,利用 MEC 技术将任务卸载至边缘服务器上,可有效降低设备的能量消耗。对于远程医疗等时延敏感型应用同样需要边缘卸载服务来缩小时延,但传统边缘服务器由于位置固定面临特殊因素影响时无法提供卸载服务,因此无人机引入 MEC 系统在保障了通信链路的同时,凭借其自身部署快、扩展性强的优势更加高效提供边缘计算卸载服务,解决了系统中能量资源不足与计算资源不足的问题。另一方面,在一些如山区作战、海上救援等特殊应用环境下,通信条件变得更加苛刻,终端设备超出 BS 的服务范围或与 BS 不具有直接的通信链路导致 MEC 系统无法正常运行。利用低空飞行的无人机可实现数据链路的搭建,有效解决通信资源不足的问题。由于无人机和终端设备之间具有直射路径,因此高质量信道有利于通信过程的数据传输。

(1) 面向终端设备的无人机辅助卸载 MEC 研究

Xiong J 等人^[10]充分考虑到了边缘 IOT 移动设备和无人机电池寿命受限的状况,使用无人机与辅助边缘计算设备协同进行计算卸载,以最小化 IOT 移动设备和无人机的加权功耗为主要目标,并研究了协同计算卸载、带宽分配以及无人机轨迹等的联合优化问题。Liu Y 等人^[11]还提供了一个通过微波功率传播的无人机 MEC 系统。在该系统

中, 无人机定期、持续地飞越终端设备区域提供计算服务, 并通过微波站进行计费。通过确定最优的多旋翼无人机飞行轨迹、计算卸载决策和卸载时间, 建立了优化问题, 从而使无人机的服务效益最优化。Wu G 等人^[12]将无人机位置优选算子和采用 lstm 的任务预测算法结合, 提供了一个采用三层计算卸载决策的能效优化算法。实验表明, 该算法和体系结构可根据所需时延、无人机高度和数据大小, 动态规划无人机 MEC 网络的计算卸载策略, 有效降低无人机的能耗。Rui 等人^[13]将智能体引入到计算任务的卸载中, 提出了一种基于 agent 的无人机辅助 MEC 任务卸载的新框架, 以帮助终端设备、无人机和边缘服务器完成任务的卸载计算。Wang Y 等人^[14]提出了一种以系统能耗最小化为目标, 联合优化无人机部署和任务调度的双层优化方法。提出了一种带消元算子的差分进化算法来优化无人机的部署, 其中每个个体代表一个无人机系统的定位, 而整个种群则代表了全部无人机系统的部署。Yang Z 等人^[15]研究了多架小型旋翼无人机辅助的移动边缘计算网络系统, 并进行联合优化终端设备关联关系、传输功率、计算资源分配和悬停位置, 以解决系统总功率最小化问题。Wang J 等人^[16]提供了一个新的关于小型无人机系统在边缘服务器调度方法, 以提供灵活的端到端的边缘计算服务。通过将任务整合到几个热点地区, 无人机被固定分配在相应的悬停地点。Zhou Y 等人^[17]在保证通信过程中最坏情况的信道状态, 研究了在部分计算卸载模式下的无人机辅助 MEC 系统。通过联合优化卸载决策、CPU 频率、终端发射功率以及无人机轨迹, 最大限度提升计算效能。同时针对非凸的计算效率问题, 提供了一个双层嵌套迭代算法, 并设计了本地计算频率与终端发射功率的闭环表达式便于算法的实现与处理。

(2) 无人机辅助卸载 MEC 的无人机数量相关研究

目前, 在面向地面网络的无人机辅助卸载的 MEC 研究中, 大多聚焦于单无人机的场景, Seongah 等人^[18]所研究的基于无人机的 MEC 模型中, 利用一架有计算能力的无人机为本地数据处理能力受限的地面系统提供计算卸载服务, 并采用逐次凸逼近的方式处理地面应用能耗最小化问题。Zhou F 等人^[19]研制了一种用于为无人机无线供电的 MEC 系统, 并解决计算位和能量收发因果关系在功率最小化限制下的问题。Hu 等人^[20]将无人机作为计算服务器为地面终端设备提供服务并可作为中继将终端设备任务卸载到接入节点计算, 通过交替优化算法实现设备与无人机总能耗的最小化。Zhang 等人^[21]考虑了一个三层架构的无人机辅助卸载 MEC 系统, 使用拉格朗日对偶法得到优化目标的最优解。针对非智能算法在每次预设的状态有所改变时必须进行迭代的问题, Liu 等人^[22]结合了智能方法来研究无人机, 根据终端设备的位置动态规划无人机轨迹, 并给出了基于双重深度 Q 网络算法的 QoS 动态选择策略。

多无人机相较于单无人机覆盖面积更广, 但由于多无人机在与终端设备关联时涉及到无人机间的协同问题, 故关于多无人机的研究较少。Chen 等人^[23]提出一种名为 RESERVE 的用于多无人机的节能边缘计算架构, 以分散的方式研究节能计算卸载决策问题, 所提出的博弈方法比去中心化算法在能耗和性能方面有所提升。Liu J 等人^[24]研究了双层无人机所构成的 MEC 的卸载问题, 搭载了 MEC 服务器的高空平台无人飞行

器可提供计算资源给低空平台无人机的任务数据，并给出了一个领导或多跟随者的 Stackelberg 博弈来制定 MEC 的卸载问题。Wang L 等人^[25]将任务整合至几个热点区域，并通过多架搭载边缘服务器的无人机进行计算卸载业务，并使用一个实时调度方法提供服务至更多的终端设备并实现高资源利用率。Wang J 等人^[26]在文献^[15]的基础上通过智能算法进一步研究了基于强化学习的终端设备关联和资源分配算法来解决多无人机辅助计算的终端设备能耗最小化问题。Wang L 等人^[27]考虑了一个飞行状态的 MEC 平台（F-MEC），提出的基于深度强化学习的轨迹控制算法，无人机可以基于当前环境状况等信息规划后续的飞行路线，以降低终端设备的能量消耗。

1.3 研究目标及内容

本文首先深入研究无人机辅助卸载的 MEC 系统中对终端设备任务的卸载方案，构建无人机、终端设备以及 BS 的动态数据传输模型，在无人机飞行区域、终端设备与无人机无线发射功率、任务时延等约束下，通过优化终端设备与无人机的资源分配、任务卸载策略和无人机中继位置达到优化总时延与总能耗的目的。由于优化模型为多变量强耦合的非凸问题，采用更为灵活的多目标粒子群优化算法(Multiple Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO)进行求解，得到时延与能耗最优化的多目标理想解集。其次通过联合优化无人机与终端设备关联、卸载决策和资源分配，将多无人机辅助卸载 MEC 系统中的计算效率最大化问题以及无人机的轨迹调度问题进行有效的引导性转化，采用结合了深度强化学习与 MOPSO 算法的具有双层结构的优化迭代算法进行求解，同时对无人机与终端设备关联、带宽分配和轨迹调度等进行了联合优化。仿真结果表明其性能明显优于基线方案。

主要研究内容如下：

- （1）通过阅读当前 MEC 卸载系统研究的相关文献，分别构建单无人机-多终端设备-单 BS 以及多无人机-多终端设备场景的系统模型、通信模型和计算模型。
- （2）将无人机的运动轨迹、任务卸载策略及其计算资源分配作为优化参数，以实现系统的低能耗、低时延以及高计算效率。
- （3）使用基于强化学习的深度 Q 神经网络（DQN, Deep Q-network）算法优化无人机轨迹。
- （4）根据无人机的位置部署，将卸载决策和计算资源分配问题通过优化算法中的 MOPSO 算法进行结合以适应问题；
- （5）使用 MATLAB 工具对所提问题进行仿真分析，并与其他基准卸载方案进行比较。

1.4 论文结构安排

本论文分为以下五个章节：

第一章：绪论。本章节主要介绍无人机系统和 MEC 系统的研究背景及意义，然后详细分析了无人机辅助通信系统的研究现状、面向地面网络的 MEC 系统以及根据无人机数量对面向地面网络的无人机辅助卸载 MEC 系统研究现状，最后在章节末介绍本文的研究目标及各章节主要内容。

第二章：首先对 MEC 的概念、服务场景以及基本架构进行了浅析，并概述了 MEC 的卸载与资源分配方式。其次介绍了粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)与深度强化学习的基本概念和主要思想。最后介绍了 MOPSO 在研究 MEC 领域中多个目标优化的可行性与理论分析。

第三章：给出了无人机辅助卸载的 MEC 系统中最小化时延与能耗的任务卸载策略问题，并使用基于自适应网格的多目标粒子群算法 AGA-MOPSO 完成求解。本章首先建立了最小化时延能耗的问题模型，由于同时优化两个相互牵制的目标函数，问题不能用一般的凸方法来求解，因此采用了 AGA-MOPSO 进行迭代寻优之后得出该问题的最优化解集。最后采用对比模拟实验，在不同时延约束下得到不同的前沿解集曲线，证明该求解过程的可行性。

第四章：主要对多终端设备关联多无人机辅助卸载的 MEC 系统资源调度与飞行轨迹进行了研究。本章首先引入了多无人机辅助卸载的 MEC 系统模型，接着分析了终端设备关联问题及系统工作模式。然后本章分析了最大化计算效率并对该问题进行了求解。最后设计了一种用于分解计算效率中两个优化目标的方法，并结合深度强化学习与 MOPSO 算法获得 Pareto 最优前沿，得到最后的卸载方案。通过与其它基准算法进行对比仿真实验，验证了所提出算法的性能。

第五章：对所做的贡献以及主要工作内容进行了概括总结，并思考了目前研究工作中的不足及未来方向的展望，

1.5 本章小结

本节对该课题的历史背景和国内科研情况进行了归纳，确定了该课题的科研价值，阐述了论文的科研方向和研究重点。通过前期对无人机辅助卸载的 MEC 系统相关技术的调研，得到较明确的研究思路，为后续对于无人机辅助的 MEC 卸载策略提供了丰富的理论知识和技术思路。

2 MEC 计算卸载和优化方法综述

2.1 MEC

2.1.1 MEC 介绍

在被数字化席卷的今天，移动网络的爆炸式发展带给各种产业数据化的快速演变。同时 MEC 技术迎合并推动了无线通信的快速发展，成为因终端设备与云计算中心地理位置距离过远，传输带宽有限等问题的有效解决方案。

从网络架构来看，传统网络基本由无线接入网、核心网和应用网络三个模块组成。无线接入网主要由 BS 承担终端设备的接入工作；核心网负责连通 BS 与外部网络；应用网络是汇集外部资源的数据中心。随着新兴移动互联网应用的出现，传统的网络结构无法满足某些高需求，因此将网络计算层和存储层下移至靠近终端设备边缘侧的 MEC 技术，有效降低应用处理时延，同时减缓网络带宽压力，对网络拥塞的处理效果明显。

MEC 的服务场景是多种多样的，可以由多种异构的网络元素组成。如使用 MEC 服务器深度分析应用内容，对用户所见到的真实世界加以情景深入或延伸的强化现实技术；或者部署在道路旁 BS 上的 MEC 服务器对道路及车载传感器接受的数据进行分析，进一步对区域范围内的车辆共享信息。由云服务器、MEC 服务器以及终端设备组成的网络架构如图 2-1 所示，终端设备产生的程序任务可根据其特性选择在何处进行计算。相对计算要求高、传输时延不限的应用可以发送到云中心计算，而对于需要快速反应的应用数据，可将其部署到离终端设备更近的边缘服务器上。



图 2-1 云端、边缘服务器以及终端设备组成的三层架构

目前 MEC 具有三个主要功能：内容分发和缓存、计算卸载和大数据分析。在内容分发和缓存中，边缘服务器扮演具有数据缓存能力的角色，例如一个终端设备通过云中心请求到的数据包可缓存在边缘服务器中，以便其他终端设备再次请求该数据包时可就近下载使用。在计算卸载过程中，边缘服务器可以处理从终端设备卸载的任务数据，减轻本地的计算压力，合理的卸载决策可有效降低终端设备处理任务的时延与能

耗。在大数据分析中，MEC 执行如数据分析、图像处理等任务时，MEC 从多模态传感器中收集各种各样的传感器数据并加以数据融合。

总体而言，将计算资源从云端下移至边缘设备区域，可有效解决带宽压力与时延等问题。MEC 与云计算的结合，极大增强了终端设备的运行能力。

2.1.2 MEC 卸载决策与资源分配

对终端设备而言，MEC 技术能够节约终端设备在使用过程中的电量消耗，并加快各项待处理任务的计算速率。其中确定哪些任务卸载至 BS，以及卸载数据占总任务量的比例是 MEC 卸载决策研究中的关键。计算卸载决策的优化方法对任务处理过程中的低时延，高能效起着决定性作用。如表 2-1 所示为 MEC 的 3 种基本卸载方法。

表 2-1 MEC 卸载方式及其特征

卸载方式	特征
本地执行	各项任务由终端设备自身进行计算处理。
二元卸载	也称为全部卸载，即终端设备将全部任务数据卸载至 MEC 服务器上计算处理。但卸载距离过远、卸载任务量过大，以及 MEC 服务器的计算能力受限均会造成系统能效的降低。
部分卸载	通过卸载决策和资源分配等方式决定任务按适当比例进行卸载，其余部分仍由终端设备自行计算处理。

卸载决策易受到信道状态、终端设备 CPU 计算能力以及 MEC 服务器计算能力的影响，其决策求解过程往往受到多变量耦合的制约。若终端设备任务不可拆分则只可选择在终端设备本地执行或者完全卸载到 MEC 服务器两种方式进行处理。即使终端设备任务可以拆分，但任务仍可能存在先后处理的依赖关系，因此卸载过程中对子任务的属性判断也是重要研究内容。

在 MEC 的资源配置方面，还涉及到实际情景问题，如在单个节点环境下的资源配置，或是在多节点下的资源配置问题。单个节点的资源分配实现很容易，但由于节点间缺乏沟通，导致各节点的网络资源无从相互利用。例如有可能导致在一个时段内，不同的节点同时进行着同样或类似的任务，以及在同一时刻内，不同节点存在超负荷运转或处于空闲状态的矛盾局面。因此对多节点的卸载决策和资源分配就变成了提高 MEC 性能的关键。

2.1.3 MEC 的优势

MEC 作为一种通常与 IOT 集成的技术，可以为终端设备提供其所需的云计算功能，并且具备为边缘网络提供实时服务的能力。与传统的云架构相比，MEC 具有的数据中心节点数量较少，更能满足延迟、响应性和隐私性等高要求的服务。目前，将 MEC 技术与无线通信技术集成化是促进 MEC 技术发展的一种趋势。为进一步减少终端设备请求的响应延迟和 MEC 系统的能耗，需要继续研究优化方法来提高资源利用效率。

MEC 与云计算技术在端到端距离、异构特性和计算能力上均存在着较大的差异。MEC 与云计算技术之间的差异性确保了 MEC 在时延、能耗乃至使用的稳定性与隐私

性方面均更胜一筹。下面通过一些简要案例说明 MEC 的上述优点。

(1) 端到端时延：移动业务的时延一般由三部分构成，数据传输速率，传送间距以及服务器的计算能力。从任务传递时间延迟方面来看，MEC 中一般采用蜂窝网的 D2D 通信方式来实现任务卸载，服务传递间距一般是几百米至几千米量级，但由于 MEC 中需要终端设备首先将数据信息传至附近 BS，接着再通过核心网到达数据中心附近的云服务器，任务传递间距一般是数千公里量级，这就导致 MEC 中存在更短的数据传输时延。但相比于云计算技术，MEC 的任务传输时延却基本可忽略而不计。从计算时延视角出发，尽管云客户端相比于边缘客户端具有更强的计算能力，但由于云客户端被数以亿计的终端设备所共有，因此云计算性能分享给每个边缘客户时的平均能力大大降低。M. S 等人^[28]对 MEC 的研究中，云计算中心对超高时延要求的应用无法时刻满足，而 MEC 则可以利用较短的传输距离，以及更简化的数据传输协议来提供服务。

(2) 终端设备功耗：通常终端设备的体积轻便，因此具有较小的电池容量，但使用者须使用终端设备做出一些较繁琐的计算任务，故如何减少终端设备的耗电量成为移动产品所面临的一项重要挑战。B. Shi 等人^[29]将各项任务卸载到边缘服务器上的 AR 应用，延长了终端设备百分之三十至百分之五十的工作时间，故 MEC 技术可有效降低终端设备的能量消耗。

(3) 环境感知：MEC 服务器可以为范围内的终端设备提供计算服务，实时检测终端设备的状态、位置等信息。

(4) 提升隐私和安全性^[30]：将终端设备的数据信息存放在远端的云计算服务器上，极易受到 Hack 的注意，但由于 MEC 服务器分散且规模较小，因此有效降低 Hack 攻击的可能性。此外由于 MEC 服务器一般为私有云，进一步增强了信息的安全与保密性。从 MEC 隐私和安全的角度来看，MEC 更有助于信息敏感型应用程序，甚至一些网站为避免攻击，在网络边缘部署身份验证和访问控制模块。

2.2 无人机辅助卸载 MEC 技术概述

2.2.1 无人机辅助卸载通信系统研究

过去无人机通常由地面人为进行无线遥控，如今随着机载组件的扩展，通过自定义程序可控制自身的飞行情况。由于无人机固有的机动性与灵活性，在各个领域都具有众多关键的潜在应用价值。早期主要用于执行危险任务或作战打击中，有效减少人力物力的损耗。伴随技术的迭代更新发展，无人机等飞行器平台的使用正在迅速增长，从军用转向民用和商用领域，极大拓宽无人机的发展空间，目前微型无人机的用途已在摄影航拍、线路搭建、农业监测等领域得以显著体现。相比出现更早的固定翼无人机，多旋翼无人机具有垂直起降、水平移动以及半空悬停等优点，凭借更高的机动性适用于环境要求更加苛刻的场景中，同时仍兼备追踪定位和反恐侦查等功能。

在无线通信系统中无人机的应用研究已愈加深入。实际上,无人机可扮演空中 BS 的角色提供更广的无线网络覆盖范围。例如在地形特殊或由自然灾害造成通信设施损坏的情况下,为缺乏基础通信 BS 所覆盖区域的终端设备提供无线数据链接服务。同时,无人机相较于卫星或高空气球等通信辅助设施,在部署于一些紧急任务时发挥出低空飞行更加灵便、成本低廉、易于部署的优点。此外无人机与地面设备之间的信道为视距链路,提高了无线通信的性能。综上所述,无线通信可有效借助无人机自身所具有的优点找到更广阔的发展方向和解决通信问题的途径。主要可以概括为以下的三种类别。

(1) 无人机辅助卸载的网络覆盖:如图 2-2 所示,通过无人机协助地面基础设施在服务区域内实现全方位的无线网络覆盖。主要使用在自然灾害及人为因素导致地面 BS 设施受损,或者终端设备小范围大数量聚集的情况(如人流较为密集的酒店等场所)下完成通信。Wu Q 等人^[31]设想了搭载小型 BS 服务器的多无人驾驶飞行器,联合提供全网络覆盖的无线通信体系,并计算出无人机系统在最高飞行速度制约下的最佳输出功率,联合优化了无人机轨道与发射功率的无线通信系统,显著改善了无人机多媒体组播信道容量,远远胜过常规的带有固定位置发射器的多播信道容量。

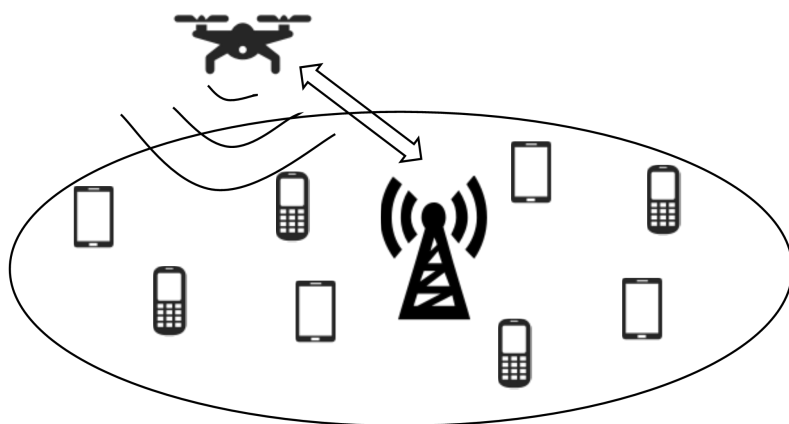


图 2-2 无人机辅助卸载无线通信

(2) 无人机辅助卸载的无线中继:如图 2-3 所示,在终端设备或终端设备组之间缺乏安全的直接通讯链路时,可以通过无人机进行无线连接。因此,在军事行动中为了确保通信,无人机还可以在指挥中心和前线部队之间进行紧急的无线连接服务。Y Zeng 等人^[32]提出了一个新的移动中继模型,在无人机上安装边缘服务器作为中继节点,从而达到中继快速移动的效果。相比于传统静态中继,移动中继系统可以通过为无人机设定空中路线,从而提升移动中继器的灵活性。作者首先探讨了如何利用优化无人机系统发射功率和轨道来进一步优化中继系统中数据的吞吐量问题,并考察了无人机的可变速率等相关约束。并给出了一个用以发射功率交替计算的迭代算法。该研究结果显示,通过改善无人机的轨道和输出功率,可以大幅增加控制系统中数据的吞进量。

Wang Q 等人^[33]另外关于移动中继系统在无线通信方面的安全特性进行了研究,分别优化了目的节点、源节点和移动中继节点中的传输过程,同时保证系统安全性能得到提升。由于优化问题具有非凸性,利用凹函数微分迭代算法有效减少非凸性的影响,并引入了基于注水法的解决思想,在给定特殊情形下得到的闭式解也使得算法复杂度逐步减小。从仿真结果的安全特性方面中发现,所给出的动态中继方案显然高于了静态中继方案。Hua M 等人^[34]还研发了一项用作移动中继控制系统的先进无人机全双工解码转发高新技术。对比常规的静止中继,移动中继控制系统给予了最佳的信道条件选择权,从而使系统稳定性得到了改善。利用联合优化的发射功率和无人机中继轨迹可以降低移动中继控制系统中的总中断概率。针对于无法直接处理原问题的非凸性,引入了块坐标下降优化技术将原问题划分为子部分。具体来说,首先根据已确定的飞行路径,通过求解 KKT 取得了中继位置和终端设备之间的最优发射功率;第二步,针对固定的中继节点和源节点之间的发射能力,通过解决对偶问题,可以得到最优的无人机轨迹。并通过这二步给出了一个迭代算法,结果表明,所提方案的性能显著。



图 2-3 无人机作为中继节点通信

Zhang 等人^[35]对采用无人机中信息传递技术的中继网络系统进行了研究,其中无人机设施用作中继,具备数据传递和收发功能。通过对无人机的飞行路径,发射功率和移动装置定位进行优化设计,达到减少该中继网络系统的通信中断概率的目的。Wang Q 等人^[36]则针对无人飞行器轨迹与输出功率间的耦合关系,以及保密率最大化等问题展开深入研究。针对此问题,给出了一种交替优化设计方法,以交替处理的方法对无人机飞行轨道和输出功率进行处理。即对其中的某个技术参数保持不变,对另一种重要参数进行优化求解,对求解后的结果作为下次迭代的参考依据,更换固定参数与变动参数,并不断迭代计算直到收敛为止。由于轨道设计优化是一个非凸问题,使用了连续凸优化技术进行迭代计算,结果显示,在联合优化输出功率和无人机飞行轨道的设计工作中,对提升系统保密性有着重要作用。

(3) 无人机辅助卸载的信息传播与信息收集:如图 2-4,利用无人机辅助卸载的消息传递和信息获取,并引导周期性传感器或 IOT 应用。在一些应用中,无人机还能够被部署在终端设备上空以实现通讯,有效减少了终端设备的工作能耗,进而延长了使用寿命。文献^[37]中对这种无人机数据收集体系展开了探究,其中无人机被设计用来

获取处在固定位置的终端设备发送的一定数量的数据。理论上如果无人机离终端设备越近，那么终端设备传送数据所需要的上行链路传输能力就越低。由于无人机的机动性，可以有意改变其飞行动能。而最终终端设备的信息传输能力下降的代价就是让无人机消耗更多的飞行动能，同时由于无人机自身的机载能力有限，所以需要无人机的运动轨迹等方面做出权衡，作者研究了二种典型的无人机飞行轨迹，即圆形飞行轨迹与直线飞行轨迹。在这二种情形下，分别推导出无人机与地面 BS 之间的能量消耗，以寻找最优化的无人机轨迹与终端设备发射功率，并找到它们间的帕累托最优解。但仅考虑无人机的圆形飞行和直线飞行轨迹，在后续工作中可进一步对无人机的任意飞行轨道进行研究。

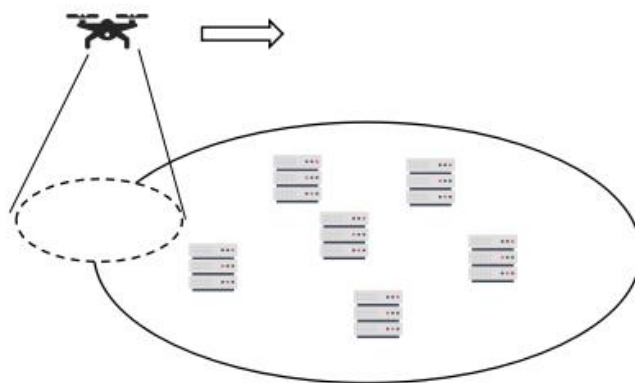


图 2-4 无人机辅助卸载的信息传播

2.2.2 无人机辅助卸载 MEC 基本原理

为了提供计算或节能的 MEC 服务，通常致力于联合优化无人机在 MEC 网络中的信息分发与轨迹调度。具体来说，与基于基础设施的 MEC 部署在蜂窝无线网络中相比，无人机辅助卸载的 MEC 系统可支持更灵活的移动计算服务。此外无人机辅助卸载的 MEC 系统可以提供广泛的覆盖范围和额外的计算能力，特别是对于区域范围内基础设施有限或匮乏的无线系统。因此无人机可以作为空中 BS^[38]，通过终端设备的上行链路收集数据和计算任务，这样部署具有 MEC 服务器的无人机可以实现应急响应、网络威胁等特殊环境^{[39][40][41][42]}，在拓展无线网络通信能力的同时最小化网络开销^{[43][44]}。然而，由于无人机辅助卸载的 MEC 系统中无人机的移动性和能量有限，在高计算位和低能量等^{[45][46]}方面仍存在许多挑战。

Zhang L 等人^[47]在一种能量感知动态约束下，解决了无人机辅助卸载 MEC 的资源分配中的部分计算卸载、内容缓存和资源调度的问题。Zhou F 等人^[48]通过联合优化计算数据量，研究了计算率最大化问题，进行了无人机辅助卸载 MEC 网络中的卸载决策和轨迹设计。Zhang J 等人^[49]对无人机辅助卸载的 MEC 中的资源分配和轨迹路径展开研究，目的是实现终端设备和无人机的加权平均能耗最小化。此外，为了扩大网络覆盖范围以服务于更多的终端设备，多个无人机关联终端设备是一个有待探索的问题。Narang M 等人^[50]提出了一种针对多无人机辅助卸载 MEC 系统。虽然该系统的重点是

优化无人机的部署，但终端设备关联、资源分配和轨迹调度等问题仍得到了有效解决。

2.3 优化方法简介

社会生产中的机械制造及精工利器往往都需要面对参数设计和现有方案对比选择的问题，并在给定的约束条件下进行优化求解，例如飞机飞行过程中的风阻问题、多孔材料的设计问题、工程设计中最优化问题以及无限空间维度的最优化问题等。随着相关方面的深入研究与发展，优化已逐渐成为科研领域一项重要的技能。人们在观察各类动物的习性特征后，总结并思考各类生物现象，通过仿生工作开发出启发式优化算法。例如：根据鱼类集群与共游特征衍生的人工鱼群算法；模拟蚂蚁觅食的位置路径回溯方式设计的蚁群算法；以及鸟类在飞行过程中共享位置信息达到大范围内快速搜寻食物建立的 MOPSO 算法等。

本部分分别概述了多目标优化、MOPSO 算法与深度强化学习。首先介绍了多目标优化的基础思想，然后介绍了 MOPSO 算法的基础概念及本文所用到的 MOPSO 算法的基本原理，重点分析了对外部存储库中帕累托解的筛选过程。最后介绍了被广泛应用于决策问题的深度强化学习理论，在第四章中通过结合 MOPSO 算法形成双层优化算法。

2.3.1 MOPSO 算法简介

MOPSO 算法作为群智能优化算法中的一种，是根据鸟类飞行过程中的状态特征发展而来。鸟群在高空同步集群飞翔的美妙姿态，给人们留下了深深的印记，由此带来了灵感。如图 2-5，它们通过自身的控制与调整，可维持着彼此间固定的间距，并排成规则队形，能同时调转角度而不互相碰撞。在此基础上逐渐形成了 MOPSO 算法的思想



图 2-5 鸟群聚集飞行

研究人员对鸟类有序飞行、避免碰撞的能力展开了探索与研究。首先在 1987 年，Reynolds 与其团队根据鸟群飞行特征创建了“类似鸟的对象(bird-oid object, Boid)”模型，通过获取每个 Boid 与周围其他个体的相关数据作为下一动作的影响因子，并结合当前飞行状态给出后续动作预测。Boid 模型始终满足 3 条原则：（1）位移同步：保持每个 Boid 及邻近点均以同样位移向目标点移动。（2）安全距离控制：保持每个个体之间的安全距离，避免与最近个体之间的碰撞。（3）中心集群：所有 Boid 均向集群

的聚焦目标点移动。在此后的研究中，各国学者相继完善了鸟群模型，增加了目标地吸引的特性，逐渐形成了目前的 PSO 算法。MOPSO 算法正是基于 PSO 算法衍生的多目标优化方式，下面从多目标优化层面深入了解 MOPSO 优化算法。

(1) 多目标优化

多目标优化的研究通常属于一个数学领域的分支，在理论与应用的双重发展中，多目标决策成为了经济、军工、机械领域解决问题的有效手段。

多目标优化问题的概念通常定义为在一个模型中同时定义几个非线性目标，且需要同时满足目标要求并进行优化处理，并且这些目标间往往是互相冲突的。当优化问题的目标不止一个且彼此存在制约关系时，在不失一般性的情况下，一个最小化多目标的数学模型可以按如下方式进行定义：

$$\min f(x) = \min(f_1(x), f_2(x), \dots, f_d(x)) \quad (2-1)$$

其中 $f(x)$ 定义了 d 个由决策空间向量解映射的子目标函数，且每个子目标函数之间没有统一的衡量标准，并且具有矛盾性，因此在解决时存在一定的复杂度。通常对多目标问题的处理有转化法、非劣解集法和交互协调法三种方式，较常用的是将多目标问题通过加权转换成单目标问题的转化法，以及利用帕累托支配关系获得在满足约束条件下的多个可行解组成可行解集的非劣解集法。

这里也引出了一个新的概念：帕累托最优（Pareto Optimality），即目标函数值并非同时小于或大于存在的其他目标值被判定为 Pareto 最优。如图 2-6 所示，空间中包含 6 个粒子，每个粒子可以自由运动并存储自身最低位置信息，此外粒子彼此间可实现联络，并将当前状态下的最小值作为全局最低位置。伴随粒子的多次运动，即获得网面状的最低位置解集，称为 Pareto 最优前沿。因此对于 Pareto 最优前沿往往是由众多可接纳目标点构成的一个超曲面。

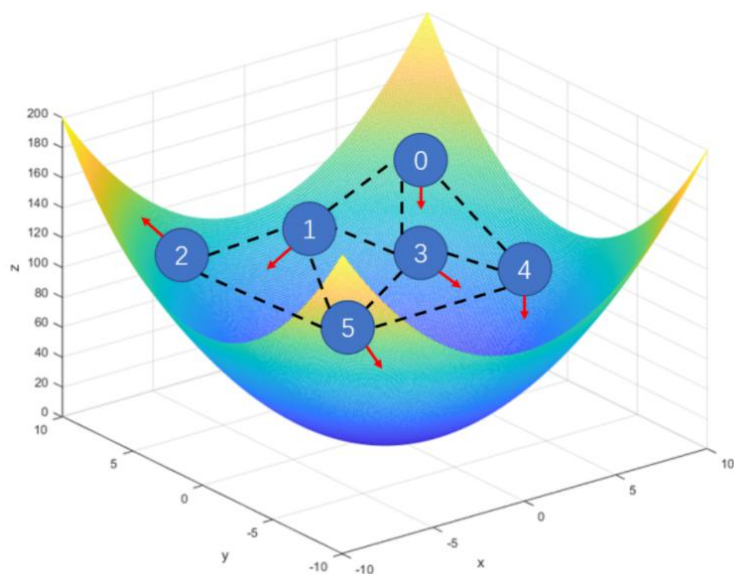


图 2-6 MOPSO 求解的 Pareto 最优前沿

(2) PSO 算法的基本思想及更新规则

设想一种情景:鸟群在一个有限空间内随机寻找目标昆虫,且该区域内目标昆虫有且仅有一个。鸟群中的所有鸟个体都不清楚目标昆虫的位置,但清楚当前位置与昆虫间的距离。那么寻找昆虫的最佳简便可行的方法便是寻找目前相距目标昆虫最近的鸟的邻近空间。而 PSO 算法也从这个模式中受到了启发并用来处理优化问题。首先将每只鸟视为一个粒子,每个粒子拥有与鸟儿类似的飞行状态,拥有属于自身的位置与速度,群体中包含的每个粒子在每个维度下均具有速度分量,并具有记忆功能可以保存之前的历史方位。根据优化问题得到的适应度值可以判定出粒子当前位置与过往位置的优劣关系,以此得出当前粒子的个体最优解 $pbest$, 因此粒子的搜索路径由适应度值表示。然后统计每个粒子提供的 $pbest$ 进行对比,获得种群全局历史最优位置 $gbest$ 。依据 $pbest$ 与 $gbest$ 共同决定每个粒子的状态。其中每个粒子基本信息均可视为由 3 个 D 维向量构成:位置矩阵、速度矩阵以及该粒子最优位置矩阵。

在空间区域内初始化粒子的总数 δ 以及每个粒子的随机值,通过比对当前位置矩阵与历史最优位置矩阵找到粒子的最优解。整体而言,粒子根据个体历史最优位置和全局历史最优位置的迭代实现其速度与位置的更新。

粒子的第 D 维速度更新公式为:

$$v_D^k = wv_D^{k-1} + c_1r_1(pbest_D - x_D^{k-1}) + c_2r_2(gbest_D - x_D^{k-1}) \quad (2-2)$$

v_D^k 表示进行 k 次迭代时在 D 维上的速度分量, w 表示惯性权重,调节对全域搜索的范围大小, c_1 、 c_2 分别为个体认知部分和社会认知部分的加速度常数,通过常数 c_1 、 c_2 可以调节迭代后位置更新的位移大小。 r_1 、 r_2 为两个取值范围为[0,1]的随机函数。

上式中粒子在每个维度上的速度矢量变化由 3 个决策因素构成: (1) 惯性向量: 粒子当前维度所保持的运动方向与速度,即对自身运动状态的维持。(2) 个体认知: 引导粒子飞向区域最佳解的位置。(3) 社会认知: 鼓励粒子飞向全域最佳解的位置,实现各个粒子间的信息共享。3 个因素共同均衡搜索过程中的多样化和集中化,从而产生一轮的运动向量。

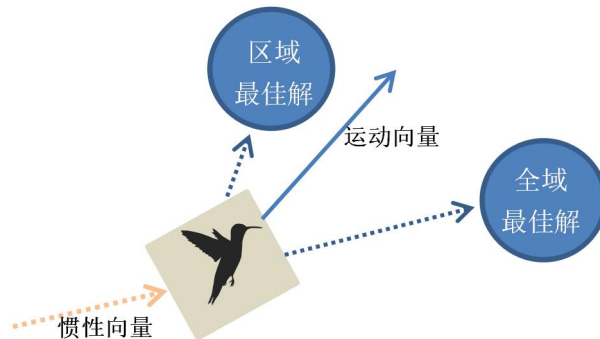


图 2-7 粒子更新飞行状态示意图

粒子的第 D 维位置更新公式为:

$$x_D^k = x_D^{k-1} + v_D^{k-1} \quad (2-3)$$

x_D^k 表示进行 k 次迭代时在 D 维上的位置分量，故每个维度的位置分量都由上次迭代下的位置分量和速度分量共同构成。

PSO 流程中首先需要初始化 PSO 相关调节参数，以及随机初始化每个粒子的位置与速度，通过适应度函数评估每个粒子并得到当前状态下的 $gbest$ 。其次在满足约束条件下，迭代更新每个粒子的历史最优位置和群体的全局最优位置。PSO 算法流程图如下 2-8 所示：

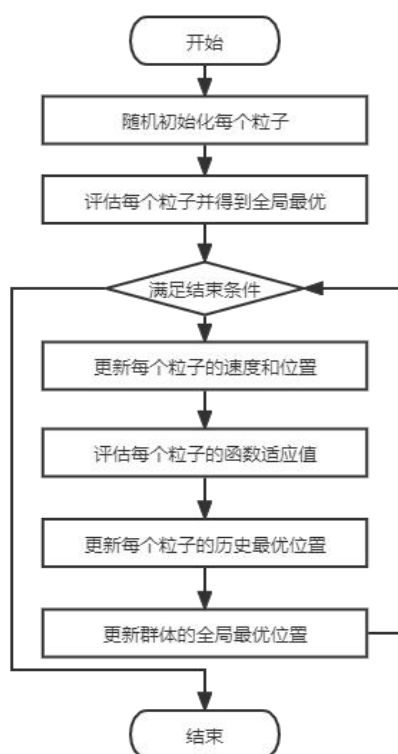


图 2-8 PSO 算法流程图

(3) MOPSO 算法

MOPSO 算法作为启发式的多目标优化技术得到长足发展，并应用于各项研究课题中得以证明该算法的可靠性。简单来看，MOPSO 算法的思想即鸟群搜寻的空间中目标昆虫不止一个。MOPSO 算法实现 PSO 优化由单一目标向多目标的转化，使得应用 PSO 算法优化的模型进一步综合考虑多个优化问题的求解。

MOPSO 算法具体步骤如下：

首先初始化群体和 Archive 集：初始化种群 P1 中各项参数值，包括每个粒子的速度、位置和个体引导者。其中粒子的速度和位置更新方式与 PSO 一致。Archive 集作为一个外部存储库用来存放在每次迭代状态下群体中的非劣粒子个体，首次需初始化表示为 A1。其次进化产生下一代群体，在迭代次数达到最大值时完成如下内容。

1) 计算网格包含粒子个数

将 Archive 集空间设置为二维的网格并进行横纵模长的划分,横纵模长由目标函数值与粒子个数决定,因此粒子的密度信息为所在网格中的粒子个数,即密度值大小随网格中粒子的变化而变化。

2)搜索能力

根据 Archive 集中粒子的密度信息判断该粒子的搜索价值能力。

3)更新 Archive 集。

MOPSO 在迭代过程中存在三次筛选过程。第一次筛选是对非劣解的剔除操作,第二次在 Archive 集中根据支配关系删除相应粒子。当 Archive 集中粒子数超过其容量时,则进行第三次筛选。流程图如下 2-9 所示。

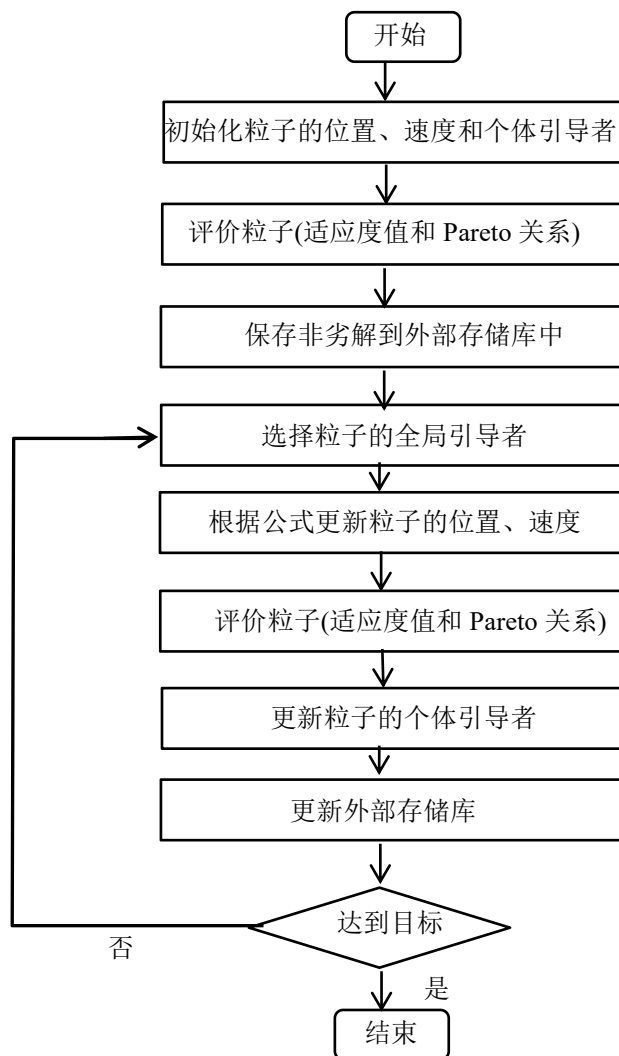


图 2-9 MOPSO 非劣解筛选流程

(4) MOPSO 算法的相关研究

MEC 系统在研究多目标优化算法的领域包括 MOPSO 算法、遗传算法等。MOPSO 算法相对其他算法具有收敛速度快、算法相对稳定和有效解决干扰问题等优势,提高算法针对不同应用领域的适应能力^[51]。其中 AGA-MOPSO 算法^[52]全面考量非劣解集中

的密度信息及全局搜索能力的平衡问题,通过删除品质差的粒子维持非劣解集的规模,在求解复杂优化问题时具有显著优势。Wang 等人^[53]提出了改进的 AGA-MOPSO 算法,通过自适应参数设置和混合搜索策略使得 Pareto 解的分布更加均匀。仿真结果表明改进算法 AGA-MOPSO 的 HyperVolume 指标提升了 12.5%,但非支配解的评估方法也导致局部搜索能力变差和精度降低。杨等人^[54]融合分解的思想将多目标问题分解为多个子问题,仿真结果表明所提出的算法表现出良好的整体性能,但算法复杂度的增加使得计算时间延长,不适用于时延敏感型任务。

2.3.2 深度强化学习简介

强化学习(Reinforcement Learning, RL)通过尝试和学习不同的解决策略,从而最大化任务的预期累积回报。由于在机器人连控技术和竞技游戏等领域取得了显著的成果,RL 被涉及顺序决策问题的工程学等领域广泛研究。而深度学习(Deep Learning, DL)的一个核心主题是顺序决策。这是一项根据经验决定执行动作顺序的技术,以实现某些目标。顺序决策任务涵盖了许多领域的广泛应用,为此提出了一个框架,其主要思想是,人工智能体可以通过与环境相互作用来学习,利用收集到的经验,人工智能体能够以累积奖励的形式优化给出相应的反馈。这种方法原则上适用于依赖于过去经验的顺序决策问题。

深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)融合了强化学习和深度学习的算法思想。因此 DRL 在医疗、Robot、智能电网、金融等领域开辟了许多新应用^[55]。在过去的几年里,RL 由于成功地解决了具有挑战性的连续决策问题而变得愈加流行,其中 RL 与 DL 技术组合的 DRL 被重点应用于在高维状态空间的问题中。以前的 RL 方法在功能选择方面存在困难的设计问题,而 DRL 能够学习到不同层级的抽象信息。例如,DRL 可以成功地从数千像素的视觉感知输入中学习,为模仿人类解决问题的思维能力提供了可能。

当 DRL 问题满足马尔可夫特性时,被称为 MDP。根据马尔可夫性质,给定的状态转移概率函数在条件上独立于除当前状态或动作之外的任何先前状态或动作。类似地, $R(s, s')$ 定义了从当前状态 s 过渡到状态 s' 时收到的奖励函数,条件是所采取的动作- a 。 $P(s, a, s')$ 给出了在 $P(s, s')$ 下采取 action- a 时,从先前 state- s 获得新 state- s' 的概率;从之前的状态(采取行动时的状态)到新状态所获得的即时奖励可以通过奖励函数 $R(s, s')$ 计算。因此,MDP 由 (S, a, P, R, c) 组成的五元组构成, S 表示可能涵盖的状态集, a 是所采取的行动, P 和 R 分别是 $P(S, a, S')$ 下一状态概率的缩写, $R(S, a, S')$ 是从当前状态过渡到新状态时获得的奖励,MDP 是任何 DRL 过程的基础。

2.4 本章小结

浅谈了 MEC 的概念、服务场景以及基本架构,并介绍了 MEC 的卸载与资源分配方式。其次分析了现代无人机在辅助通信领域的具体实现类别,阐述了无人机辅助卸

载 MEC 的场景需求与切实可行性。最后介绍了 MOPSO 算法与 DRL 的相关概念，以及 MOPSO 在研究 MEC 领域中多个目标优化时，改善问题求解复杂度的理论分析。与其他多目标优化算法相比，MOPSO 由于其收敛速度快、受问题维数影响较小、能够解决问题获得多个 Pareto 解等优点，引起了众多学者的关注，并为众多领域的多目标优化问题提出了理想的解决方案。

3 基于无人机辅助卸载的 MEC 系统多目标优化

3.1 引言

面对 IOT 终端设备计算资源不足、电池寿命短等问题, MEC 的卸载技术可以为终端设备提供更快的计算响应并降低能耗。本节主要介绍单个无人机作为中继节点辅助卸载的 MEC 系统, 提出采用携带 MEC 服务器的无人机协同任务卸载方案, 设计了在任务的计算时延约束下终端设备与无人机的发射功率、CPU 频率、任务卸载策略和无人机中继位置的优化问题, 以达到系统总时延与能耗的双目标最优。由于优化模型为多变量强耦合的非凸问题, 采用了更为灵活的 MOPSO 算法进行求解, 得到时延与能耗最优化的多目标理想解集。主要创新点如下:

(1) 传统的 MEC 场景中任务从终端到边缘服务器的直接卸载是端到端的通信模式, 所以终端与服务器之间的距离影响传输时间和能量的消耗, 此外端到端之间障碍物阻隔信号的传输造成通信困难, 降低卸载的范围。基于此, 无人机由于具有机动性强、灵活部署、视距通信等优势可有效改善传统 MEC 场景中的卸载问题。本章研究了一种基于多终端-单无人机-单基站 (Base Station, BS) 的 MEC 系统模型, 使用携带 MEC 服务器的无人机作为中继, 实现了多终端多任务场景下的计算任务辅助卸载。

(2) 在 MEC 系统中, 中继服务器的位置部署和终端的计算卸载决策是决定如时延、能耗等指标优化的关键因素。在任务卸载过程中通常包括卸载决策、资源分配、数据传输、计算处理和结果返回, 这些步骤直接关系到能耗和其他不同的优化目标 (如时延和任务量)。综合考虑多方面影响因素, 本章对携带 MEC 服务器的无人机最佳中继位置、计算任务卸载决策、终端与无人机的发射功率以及 CPU 频率多种变量联合优化。

(3) 无人机辅助卸载的 MEC 场景中所伴随的多目标优化问题往往具有目标间相互牵制的特点。对卸载过程中所消耗总时间的最小值与总能耗的最低值分别作为时延目标与能耗目标进行多目标优化, 应用 MOPSO 算法实现了任务在执行时延约束条件下的最优解集。

3.2 系统模型与问题建模

如图 3-1 所示, 在系统模型中无人机和 BS 分别配备了 MEC 服务器, 通过无线网络提供给终端设备任务卸载服务。在整个模型中包含有多个位于地面的终端设备以及一架固定飞行高度的无人机, 且假设终端设备和无人机均为单天线设备。

在丛林军事作战、海上作业等恶劣环境下, 由于终端设备与 BS 之间存在障碍物或距离较远的缘故, 两者不能直接进行有效的通信。此外, 小型化低功率终端设备的计

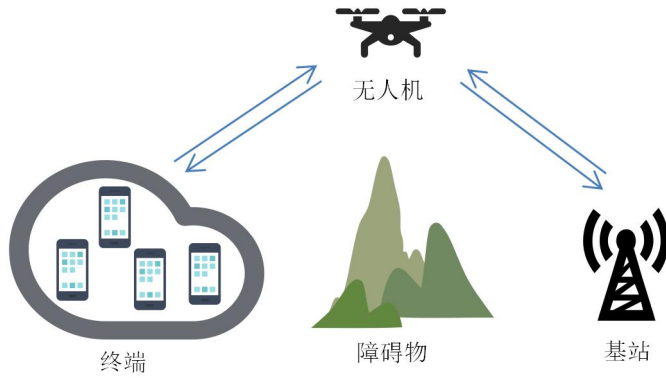


图 3-1 无人机辅助卸载的 MEC 系统模型

算性能和电池容量也有限。在此场景下，提出了使用质量轻、体积小、可悬停等优点的多旋翼无人机作为中继节点辅助终端设备和 BS 之间的任务卸载^[56]。终端设备可以根据优化求解得到的卸载决策，将需要处理的延迟敏感型任务分成不同的数据段在本地计算、卸载到无人机进行计算或者继续卸载到 BS 进行计算。场景中所有的无线链路均视为正交信道^[57]。

3.2.1 信道模型

将 MEC 系统模型映射到三维笛卡尔坐标系，其中无人机的初始位置表示为 $L_{UAV} = (0, 0, H)$ ，最优中继悬停位置表示为 $L_{UAV}^R = (x_u, y_u, H)$ 。集合 $\Gamma = \{1, 2, \dots, I\}$ 为分布于同一相对集中区域内的终端设备，位置表示为 $(x_i, y_i, 0), i \in \Gamma$ ；BS 的三维坐标表示为 $(L, 0, h)$ 。由于终端设备任务具有延迟敏感性，将时延约束设为 T 。BS 具有足够的计算资源，因此卸载至 BS 的任务数据段在处理过程中没有考虑能耗和时延。无人机需从初始位置飞行到最佳中继位置保持悬停状态为所有终端设备提供任务卸载服务。

由于在无人机辅助卸载的 MEC 系统模型中，任务数据处理后返回的结果数据量较小，所以 BS 和无人机在计算结果回传时的时延及能耗可忽略不计^{[58][59]}。

该场景的通信模型为终端设备到无人机以及无人机到 BS 上行链路的传输。假设终端设备和无人机在数据传输中均保持静止^[60]，在快衰落信道模型下，系统涉及的无线信道始终保持稳定状态，终端设备 i 到无人机的信道增益和无人机到 BS 信道增益分别表示为：

$$g_i^C = g_0 d_{i,u}^{-2} = \frac{g_0}{(x_i - x_u)^2 + (y_i - y_u)^2 + H^2} \quad (3-1)$$

$$g^R = g_0 d_{u,B}^{-2} = \frac{g_0}{(L - x_u)^2 + y_u^2 + H^2} \quad (3-2)$$

其中 g_0 为参考距离为 1 米时的基准信道功率增益。 $d_{i,u}$ 和 $d_{u,B}$ 分别表示终端设备到无人机和无人机到 BS 之间的距离^[61]。

设 p_i^C 和 p_i^R 分别表示终端设备和无人机的实际发射功率，所有终端设备产品型号相

同且 $p_{C, MAX}$ 和 $p_{R, MAX}$ 分别为终端设备和无人机发射功率的最大值,实际发射功率的约束关系可表示为:

$$0 \leq p_i^C \leq p_{C, MAX}, 0 \leq p_i^R \leq p_{R, MAX} \quad (3-3)$$

假设系统中用于通信的每个信道都分配了相等的带宽 B 。因此,从终端设备到无人机和从无人机到 BS 的数据传输速率可分别表示为:

$$r_i^C = B \log_2(1 + \frac{p_i^C g_i^C}{\sigma^2}) \quad (3-4)$$

$$r_i^R = B \log_2(1 + \frac{p_i^R g_i^R}{\sigma^2}) \quad (3-5)$$

其中 σ^2 是无人机和 BS 接收器的噪声功率。

3.2.2 计算模型

计算模型基于系统模型的定义,对整个卸载过程中产生的时延与能耗分别进行分析。

(1) 本地计算

终端设备产生原始任务数据后同步执行任务的本地计算和卸载,假设终端设备产生的任务数据逐位独立并可按任意比例进行划分。令 C 表示终端设备执行单位比特计算任务所需的 CPU 循环次数, CPU 频率表示为 f_i 循环每秒,且所有终端设备的最大 CPU 频率均为 f_{Max} ,终端设备 CPU 频率约束关系为:

$$0 \leq f_i \leq f_{Max} \quad (3-6)$$

设终端设备 i 产生的数据总量为 l_i ,终端设备 i 的任务在本地计算的比例为 α_i 。因此终端设备在本地计算的时间与 α_i 的约束表示为:

$$t_i^{LC} = \alpha_i l_i C / f_i \quad (3-7)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq 1, \alpha_i \in R \quad (3-8)$$

终端设备在本地计算所消耗的能量为:

$$E_i^{LC} = t_i^{LC} \gamma_i^3 = \alpha_i l_i C \gamma_i^2 \quad (3-9)$$

其中 γ 表示终端设备与无人机芯片结构的有效电容系数。

(2) 终端设备任务卸载到无人机

除了本地计算一部分数据外,终端设备将其余计算任务卸载至无人机,则任务从终端设备到无人机的传输时间为:

$$t_i^{Off} = (1 - \alpha_i) l_i / r_i^C \quad (3-10)$$

终端设备 i 到无人机的传输能耗表示为:

$$E_i^{Off} = t_i^{Off} p_i^C = (1 - \alpha_i) l_i p_i^C / r_i^C \quad (3-11)$$

对于终端设备卸载到无人机的任务数据段,可以在无人机计算或者部分卸载到 BS 进行计算,设 β_i 为无人机接收终端设备 i 发来的任务在无人机端计算的占比,则在无人机上计算任务的时间可表示为:

$$t_i^{Comp} = (1 - \alpha_i) \beta_i l_i C / f_{UAV} \quad (3-12)$$

$$0 \leq \beta_i \leq 1, \beta_i \in R \quad (3-13)$$

其中无人机执行单位比特任务所需的 CPU 循环次数也为 C , 无人机的 CPU 频率表示为 f_{UAV} 循环每秒, 无人机 CPU 频率约束条件与无人机上任务的计算能耗表示为:

$$f_{UAV} \leq f_{UAV}^{Max} \quad (3-14)$$

$$E_i^{Comp} = t_i^{Comp} \mathcal{M}_{UAV}^3 \quad (3-15)$$

(3) 无人机中继卸载任务到 BS

无人机收到来自终端设备 i 的数据后, 部分数据卸载至 BS 计算。类似地, 卸载时间表示为:

$$t_i^R = (1 - \alpha_i)(1 - \beta_i) l_i / r_i^R \quad (3-16)$$

无人机对任务计算和卸载到 BS 的过程同步进行, 故终端设备卸载至无人机任务的处理时延为二者的最大值, 可表示为:

$$t_i^{UAV} = \max(t_i^{Comp}, t_i^R) \quad (3-17)$$

无人机将任务数据卸载到 BS 的传输能耗表示为:

$$E_i^R = t_i^R p_i^R = (1 - \alpha_i)(1 - \beta_i) l_i p_i^R / r_i^R \quad (3-18)$$

和文献^[62]一样, 忽略无人机悬停所消耗的能量。

3.2.3 能量与时延消耗模型

通过上述分析, 将问题转化为确定终端设备和无人机的发射功率、CPU 频率、任务卸载决策以及寻找无人机最佳中继悬停位置, 从而实现时延与能耗的双目标最优化。虽然终端设备可以同时任务卸载到无人机, 但各个终端设备卸载的任务在无人机上为串行执行, 故需要排队处理, 因此我们假设各个终端设备的任务先后卸载到无人机进行处理。时延模型由计算时延和传输时延构成。能耗模型则由任务在本地和无人机的计算能耗以及任务卸载到无人机与 BS 的传输能耗构成。因此目标函数定义为:

$$\min func_1 = \sum_{i=1}^I (t_i^{Off} + t_i^{UAV}) \quad (3-19)$$

$$\min func_2 = \sum_{i=1}^I (E_i^{LC} + E_i^{Off} + E_i^{Comp} + E_i^R) \quad (3-20)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{s.t. } t_i^{LC} \leq T, T \geq 0, \end{array} \right. \quad (3-21)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} t_i^{Off} + t_i^{Comp} \leq T, \end{array} \right. \quad (3-22)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} t_i^{Off} + t_i^R \leq T, \end{array} \right. \quad (3-23)$$

式(3-3), (3-6), (3-8), (3-13), (3-14)和(3-17)

其中, 式(3-21)~(3-23)分别表示在本地、无人机和 BS 计算的每一部分任务实际执行时间所需满足的时延约束。

3.3 模型处理与求解

3.3.1 变量分析

MEC 卸载方案的决策因子较多故有效解具有多样性。采用 MOPSO 优化算法在解决时延与能耗双目标函数时具有独特的搜索机理和出色收敛性能，但粒子群的快速收敛特征使 MOPSO 算法极易收敛到伪 Pareto 前沿。AGA-MOPSO 算法在全局最优粒子的选择和非劣解集的裁剪时，使用自适应网格法考虑非劣解集中的粒子密度信息，以及全局与局部搜索能力的平衡问题，相比其它多目标算法的各项性能指标总体具有优势。因此采用了 AGA-MOPSO 算法对无人机中继位置、任务卸载决策、发射功率、终端设备及无人机频率进行联合优化，在完成全局最优粒子搜索的同时有效维护了外部存储库，始终保持外部存储库中有效解的个数，保证了解集的品质和均匀分布。

3.3.2 AGA-MOPSO 的求解过程

首先初始化无人机服务区域内所有终端设备位置及计算能力 C_i ，无人机计算能力 C_{UAV} ，无线信道带宽 B 。根据无人机的中继位置、终端设备和无人机上任务卸载系数、CPU 频率以及发射功率等优化变量的约束条件得到粒子限定的位置和速度范围，并生成初始群体 $P1$ ，群体规模为 \mathcal{S} 。由于问题优化目标是时延最小化以及能耗最小化，所以建立一个外部存储库用来存放有效解，设外部存储库规模为 N 。故把 $P1$ 中的非劣解拷贝到一个外部存储库中保存，得到初始 Pareto 解集 A_t 。当前进化迭代次数设为 t ，在 t 小于总进化代数时进行如下步骤。

首先对应系统模型目标数将外部存储库的目标空间设置为二维的网格，并通过每个网格中当前存放的有效解个数定为每个有效解自身的密度信息。 t 代时目标空间的时延与能耗的边界范围由网格中边缘位置的有效解所处的矩形区域构成，区域水平与垂直范围分别表示为 $(\min func'_1, \max func'_1)$ 和 $(\min func'_2, \max func'_2)$ 。网格的横纵模长表示为 $(\Delta func'_1, \Delta func'_2)$ ，如式(3-24)计算得出。

$$\begin{aligned}\Delta func'_1 &= \frac{\max func'_1 - \min func'_1}{S} \\ \Delta func'_2 &= \frac{\max func'_2 - \min func'_2}{S}\end{aligned}\quad (3-24)$$

其中 S 为当前外部存储库中的有效解个数。由于 S 会随着存储库的迭代更新发生个数变动，从而导致目标空间的网格数也会改变。

然后遍历外部存储库中有效解，对于有效解 ω 所在网格的位置编号表示为 (X_ω, Y_ω) ，并由式 (3-25) 计算可得。

$$\begin{aligned}X_\omega &= \text{Int}\left(\frac{func_{1,\omega} - \min func'_1}{\Delta func'_1}\right) + 1 \\ Y_\omega &= \text{Int}\left(\frac{func_{2,\omega} - \min func'_2}{\Delta func'_2}\right) + 1\end{aligned}\quad (3-25)$$

式中 $\text{Int}()$ 为取整函数， $func_{1,\omega}$ 和 $func_{2,\omega}$ 为有效解 ω 对应的两个目标函数值。通过上

式进一步得出每个网格区域内包含的有效解的个数，以此作为有效解的分布密度信息，计算出网格信息和有效解的密度估计值。

每次进化都会改变群体中粒子的信息，同样需要将当前粒子中的非劣解保存到外部存储库中。如果外部存储库为空，则直接将非劣解导入其中；进化 t 代后，如果外部存储库中存在有效解信息，则将当前非劣解集中的优于或独立于外部存储库的粒子导入其中。当有效解个数 S 超过了外部存储库的最大存储容量 N 时，其解决算法步骤可总结如下：

1) 在外部存储库中插入当前的非劣解集，通过式(3-24)、式(3-25)评估有效解密度值的大小来决定有效解被选择保存的概率大小。

2) 将外部存储库中有效解个数大于 1 的网格 k ，按式(3-26)计算其中需要剔除的有效解数目 PN 。其中 $\text{Grid}[k]$ 表示网格 k 中包含的有效解数。

$$PN = \text{Int}\left(\frac{|A_{t+1}| - N}{|A_{t+1}|} \times \text{Grid}[k, 2] + 0.5\right) \quad (3-26)$$

3) 随机将网格 k 中选取 PN 个粒子删除。之后输出外部存储库中有效解的信息。通过多次迭代更新后，最后得到外部存储库中的有效解即为 Pareto 最优解。

3.4 数值仿真与分析

使用 MATLAB R2017a 工具对所提出的优化问题利用 AGA-MOPSO 算法进行仿真求解，进化代数为 80。设定 $r=20$ 个终端设备，终端设备随机分布于 $100m \times 100m$ 的范围内，假设每个终端设备随机产生一个计算任务，其数据量的范围是 $2\text{Mbit} \leq l_i \leq 6\text{Mbit}$ 。模型中的参数设置于表 3-1。

表 3-1 模型参数设置

参数	符号表示	设定值
终端设备最大发射功率	$p_{C, \text{MAX}}$	100mW
无人机最大发射功率	$p_{R, \text{MAX}}$	300mW
有效电容系数	γ	10^{-28}
终端设备 CPU 最大频率	f_{Max}	0.5GHZ
无人机 CPU 最大频率	$f_{\text{UAV}}^{\text{Max}}$	3GHz
基准信道功率增益	g_0	-50dB
CPU 计算 1BIT 数据的循环次数	C	1000
无线噪声功率	σ^2	-150dBm/Hz
信道带宽	B	10MHZ
无人机初始位置	$(0,0,H)$	$(0,0,100)$
BS 位置	$(L,0,h)$	$(500,0,0)$

所提出的无人机辅助卸载方案还与以下两种基准方案进行了对比。

(1) 仅本地计算方案：在该方法中，终端设备产生的计算任务仅在终端设备本地

执行，其所有任务都不需要无人机与基站的参与。这种方案只考虑终端的 CPU 计算频率对能耗与时延的影响，而并没有考虑卸载决策的优化情况。

(2) 直接卸载方案：在该方法中，终端设备产生的计算任务直接卸载到 BS 计算，这种方案可最小化终端的能耗目标，但此时完全卸载决策的时延目标并非最优。且卸载距离过远、卸载任务量过大，以及 MEC 服务器的计算能力受限均会造成系统能效的降低。

在对多目标问题进行求解时采用的 AGA-MOPSO 算法，在初始化模型参数后，还需要初始化算法中的粒子各项参数值，粒子的参数设置于表 3-2。

表 3-2 粒子参数设置

参数	符号表示	设定值
个体认知加速度	c_1	0.1
社会认知加速度	c_2	0.2
起止惯性权重	w	[0.5, 0.001]
群体规模	\mathcal{S}	50
外部存储库规模	N	50

无人机辅助卸载的 Pareto 最优解集与基准方案的对比如图 3-2 所示，其中任务的时延约束 $T=10s$ ，时延目标为所有终端设备任务计算时延之和。通过 AGA-MOPSO 获得的 Pareto 前沿可知，在相同时延目标时，无人机辅助卸载方案的能耗目标明显低于仅本地计算方案和直接卸载方案。因为无人机中继位置的优化部署，使终端设备更多任务可以就近进行计算卸载，有效降低了卸载过程中的传输能耗。整体来看 Pareto 前沿的能耗目标与时延目标呈反比且变化范围较大，表明 $func_1$ 与 $func_2$ 之间的补偿关系。

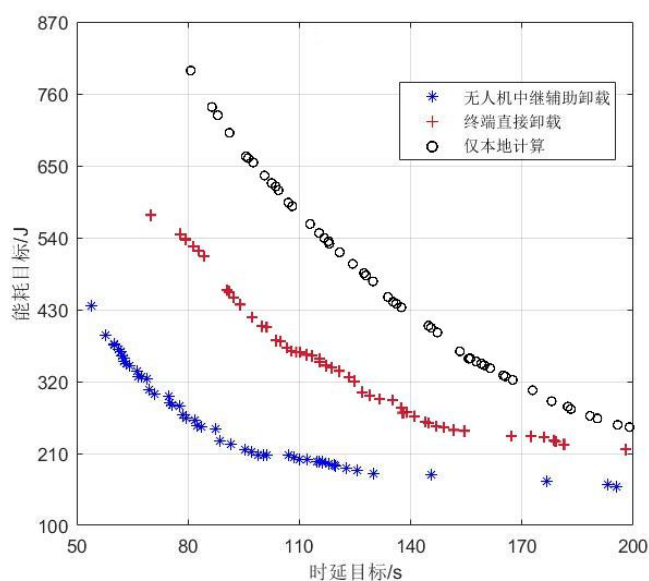


图 3-2 无人机辅助卸载的 Pareto 最优解集与基准方案对比

图 3-3 给出了无人机辅助卸载方案在不同时延约束下的 Pareto 前沿。时延约束设

置在合理的范围内, 分别为 6s、8s、10s。这里作为横坐标的时延目标与纵坐标的能耗目标都是在任务的最大允许约束时延内。实验的设计思路是对比不同时延约束下, 带给相互制约的能耗目标与时延目标间的变化情况。时延约束大小为任务本身性质所决定, 故时延约束不作为求优变量去确定。结果表明, 时延约束 T 越小, 系统的最大时延目标越小, 但系统总能耗会相应增加。因为在时延约束较小时, 终端设备任务的计算需要更快的 CPU 频率和更高的发射功率, 从而造成能耗会相应增加。

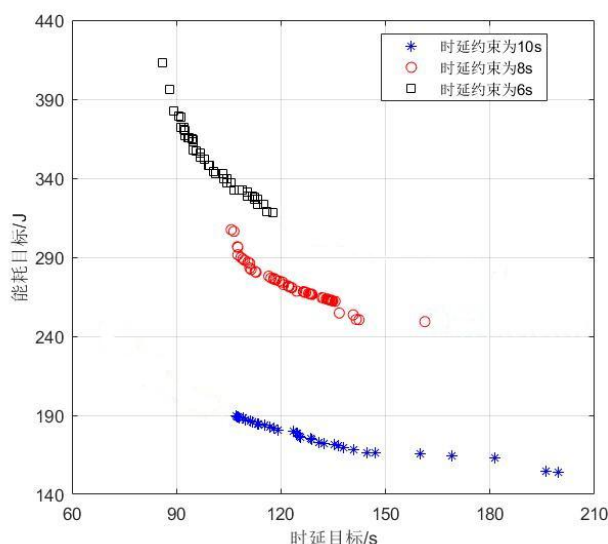


图 3-3 不同时延约束的 Pareto 对比图

无人机辅助卸载的中继位置 Pareto 解集如图 3-4 所示。从中可以看到优化后的无人机位置趋向于在终端设备附近接收卸载任务, 以减少计算任务卸载的传输距离和终端设备卸载能耗。同时无人机位置的 Pareto 解集聚积在无人机初始位置与 BS 的连接线附近。从理论角度看, 无人机中继位置距离所有终端设备的重心越近, 则信道增益就越大, 终端设备的通信总能耗和总时延就越低。

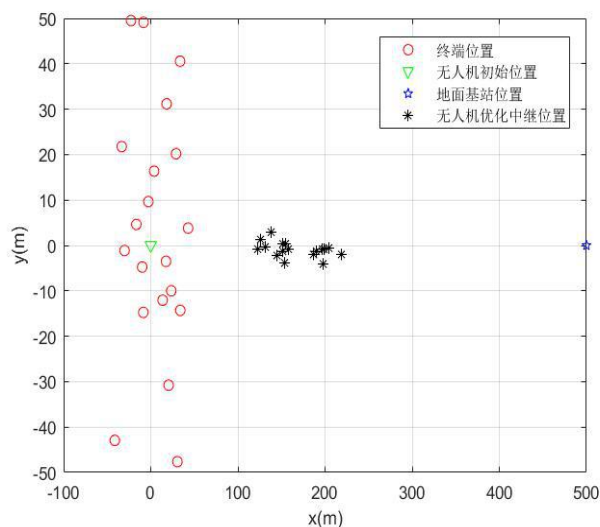


图 3-4 无人机位置部署的 Pareto 最优解集

3.5 本章小结

本章提出了在时延约束条件下的无人机辅助 MEC 卸载方案，通过携带 MEC 服务器的无人机和 BS 对具有时延约束的终端设备任务进行卸载。考虑了任务可以分割为不同的数据段在终端设备本地计算、终端设备卸载到无人机、无人机中继卸载到 BS 和无人机本地计算的多个 MEC 卸载过程中的总能耗和总时延双目标联合优化问题。使用 AGA-MOPSO 算法在任务的时延约束条件下，通过设置计算任务卸载决策、无人机的最佳中继位置、终端设备与无人机的发射功率以及 CPU 频率多种优化变量，实现了任务卸载过程的最低总能耗、最小总时延的双目标最优和无人机最优中继位置的 Pareto 解集。

4 多无人机辅助卸载的 MEC 资源调度和轨迹优化

MEC 和无人机的结合对 IOT 的未来发展具有重要意义。具有更强计算能力的边缘设备和更广泛的网络覆盖范围为能源受限的智能移动设备提供了体验多样化智能应用程序的机会。本节在多无人机辅助卸载 MEC 系统中提出了一种计算效率最大化问题,同时考虑了任务计算长度和能量消耗,并对终端设备与无人机卸载关联、终端设备的 CPU 频率与发射功率、带宽资源分配以及无人机轨迹调度进行了联合优化。由于问题的非凸性和变量之间的耦合性,提出了一种具有双层优化结构的迭代算法来求最优解。实验部分中,该算法在保证计算服务质量的同时,获得了比基准方案更高的计算效率。

4.1 引言

移动无线网络和 IOT 的广泛发展正在刺激智能终端设备的快速普及,同时为许多新颖的智能应用程序提供了平台^{[63][64]}。如人脸识别、交互式游戏和自动导航等应用程序通常需要密集的计算资源并且消耗更多的终端设备能量,但终端设备的 CPU 计算能力受限,遏制了这些应用的普及。将 MEC 服务器部署在无线接入网络的边缘,更加靠近终端设备,MEC 技术允许终端设备将其计算密集型任务转移到网络边缘处^{[65][66]},有效解决了本地资源不足的问题。

近年来,计算效率作为 MEC 网络中一种性能指标被提出^{[67][68]}。在文献^[69]中,无线网络通信系统中提出一个计算效率最大化问题,其目标是最大限度地提高所有终端设备的计算效率的加权和。不同于对延迟、能量单一问题进行考虑^{[70][71]},计算效率同时考虑了 MEC 系统的计算数据量和能量消耗。因此,为了解决在多无人机辅助卸载的 MEC 系统中计算效率最大化的问题,本节研究了无人机与终端设备绑定、计算资源与通信资源分配以及轨迹调度的联合优化问题。具体研究内容总结如下。

本章考虑了一个高计算效率的多无人机辅助卸载的 MEC 系统,每架无人机配备 MEC 服务器,为计算能力有限的终端设备提供计算卸载服务。模型建立了系统计算长度与能耗结合的计算效率最大化问题,同时综合考虑无人机飞行周期、终端设备发射功率等约束条件。首先将问题中的连续变量完全分离后采用分支界定法获得无人机与终端设备的关联情况。针对目标函数的分数式结构,通过转化成适应 MOPSO 求解的问题形式,并结合深度强化学习形成双层优化结构算法。

在第二部分介绍了系统模型和建立的问题公式,第三部分提出了一种高效的双层迭代优化算法,以实现计算效率最大化。最后进行了仿真实验并将结果在第四部分中进行了分析。

4.2 系统模型及问题建模

4.2.1 系统模型

由于终端设备计算资源有限，任务数据可以通过无线通信链路传输到无人机上执行，这种场景通常应用于环境监测和军事作战中^[72]。如图 4-1 所示，考虑了多无人机辅助计算卸载的 MEC 系统，包含 U 个无人机和 M 个终端设备，无人机与终端设备组成的集合分别表示为 $U = \{1, 2, \dots, U\}$ 和 $M = \{1, 2, \dots, M\}$ 。无人机装备具有强大计算能力的 MEC 服务器，并从初始位置飞到终端设备上空区域辅助终端设备任务的卸载计算，此过程中无人机可保持匀速飞行或悬停状态。在现实场景中无人机的初始位置和最终位置根据应用中的实际因素决定，故假设无人机的初始位置和最终位置是预先确定的，其分别表示为 q_0 和 q_F 。假设该系统任务在时长 T 内完成，并将任务周期 T 划分为 N 个时隙，每个时隙时长为 $\psi = T/N$ ，由时隙集合 $n \in \Psi = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示。时隙时长 ψ 需要足够小，使得无人机在每个时隙的飞行距离很短，以满足每个时隙下无人机的位置近似不变，同时信道增益在每个时隙内也可获得近似值。在每个时隙内均假设无人机采用频分多址的通信技术为其相关联的终端设备提供 MEC 服务，即无人机在飞行和悬停过程中均可与终端设备进行通信。

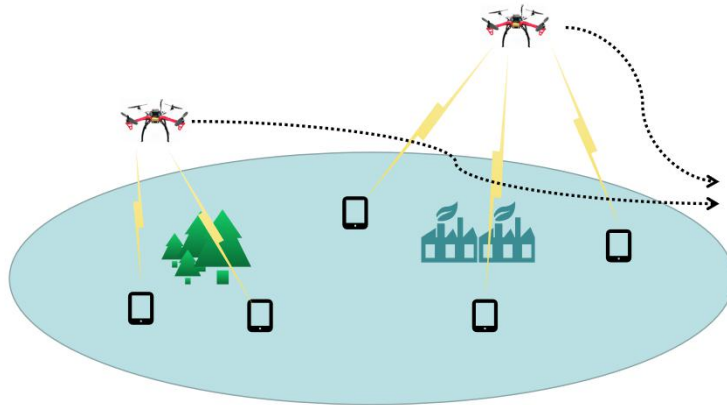


图 4-1 多无人机辅助卸载的 MEC 系统

考虑一个三维笛卡尔坐标系，MEC 系统的服务覆盖范围内随机分布终端设备 $i (i \in M)$ ，其水平坐标表示为 $u_i = (x_i, y_i)$ 。假设所有无人机始终保持距离地面恒定高度 h 水平飞行。无人机 $j (j \in U)$ 在时隙 n 处的飞行位置投影在水平面可表示为 $q_j(n) = (x_j(n), y_j(n))$ 。根据欧几里得公式，可得出无人机 j 与终端设备 i 之间的距离为：

$$d_{i,j}(n) = \sqrt{h^2 + \|q_j(n) - u_i\|^2} \quad (4-1)$$

通常无人机与终端设备的无线通信链路为视距信道，与文献^[73]类似，终端设备 i 和无人机 j 之间为无障碍物阻挡的准静态衰落信道模型，信道增益可以表示为

$$g_{i,j}(n) = g_0(d_{i,j}(n))^{-2} \quad (4-2)$$

其中, g_0 表示在两者距离为 1m 时的基准信道功率增益。每个终端设备的任务可以在本地执行, 也可以卸载给无人机进行执行。引入一个二进制变量 $s_{i,j}(n) \in \{0,1\}$ 来区分终端设备任务执行的不同状态: $s_{i,j}(n)=1$ 表示在时隙 n 期间无人机 j 与终端设备 i 相关联并提供计算卸载服务, $s_{i,j}(n)=0$ 表示终端设备 i 任务仅在本地执行。这里 $s_{i,j}(n)$ 不仅定义了计算卸载决策, 还定义了无人机和终端设备在每个时隙内的关联状态。

4.2.2 本地计算

为保证系统能够实现较为公平的计算服务质量, 避免卸载过程对某些终端设备卸载的任务长度过少, 将每个终端设备要完成的任务长度设为约束 R_{\min} 。每个终端设备处理任务时在不同的时隙具有的有限计算能力, 记为 $f_i(n)$ 。设 ρ 为执行单位比特计算任务所需的 CPU 周期数。因此在终端设备上执行的任务长度 $R_i(n)$ 可表示为:

$$R_i(n) = \frac{f_i(n)\psi}{\rho} \quad (4-3)$$

在时隙 n 内终端设备 i 进行本地计算产生的功耗为 $p_i(n) = \kappa f_i^3(n)$ 。 κ 是 CPU 的有效电容系数, 其值取决于芯片的体系结构。因此, 终端设备 i 在时隙 n 内的本地计算能耗可表示为

$$E_i^l(n) = \kappa f_i^3(n)\psi \quad (4-4)$$

4.2.3 无人机辅助卸载

当终端设备选择将计算任务卸载到无人机上的 MEC 服务器计算时, 首先需要通过无线上行链路传输给无人机。为了避免干扰和数据串扰, 每个终端设备在每个时隙内只能与一个无人机关联。此外, 假设从终端设备到同一无人机的上行链路的总带宽为 W , 并且每个终端设备都可以使用不同的带宽资源访问无人机。由于无人机位置的时变, $g_{i,j}(n)$ 在每个时隙内保持不变, 但会随着不同的时隙产生变化。设无人机 j 分配给终端设备 i 的带宽资源比例为 $a_{i,j}(n) \in [0,1]$ 。根据香农-哈特利公式^[74], 在时隙 n 内从终端设备 i 卸载到无人机 j 的任务长度可记为

$$R_{i,j}^c(n) = a_{i,j}(n)W\psi \log_2 \left(1 + \frac{p_{i,j}(n)h_{i,j}(n)}{a_{i,j}(n)WN_0} \right) \quad (4-5)$$

其中, N_0 为噪声功率, $p_{i,j}(n)$ 为终端设备 i 与无人机 j 连接状态下的发射功率。终端设备 i 卸载计算任务至无人机所消耗的能量为

$$E_{i,j}^c(n) = p_{i,j}(n)\psi \quad (4-6)$$

因此, 在多无人机辅助卸载的 MEC 网络中, 总任务长度由本地计算任务长度和卸载计算任务长度组成, 可表示为

$$R(X(n)) = \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M \{R_i(n) + \sum_{j=1}^U s_{i,j}(n) R_{i,j}^c(n)\} \quad (4-7)$$

其中无人机与终端设备关联状态、终端设备发射功率及 CPU 频率、带宽资源分配和无人机飞行轨迹的变量集合为 $X(n) = \{s(n), f(n), p(n), a(n), q(n)\}$ 。系统总能耗中除了任务卸载和计算所消耗的能耗外，还涉及到由基带处理引起的其他静态能耗^[75]，其他能量损耗的静态功率是恒定的 P_c 。假设无人机在整个飞行过程中的飞行功率始终保持不变并表示为 p_{UAV} ，则无人机的飞行能耗为 $E_j = Tp_{UAV}$ ，则系统总能耗可表示为

$$E(X(n)) = \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M \{\kappa f_i^3(n) + \sum_{j=1}^U s_{i,j}(n) p_{i,j}(n) + P_c\} \psi + \sum_{j=1}^U E_j \quad (4-8)$$

根据文献^[76]，系统计算效率定义为总计算任务长度与总能耗之比，可得出

$$\eta_{C,E} = \frac{R(X(n))}{E(X(n))} \quad (4-9)$$

4.2.4 问题提出

每个时隙内无人机会接收到终端设备卸载的计算任务，并将结果在之后的任意时隙返回终端设备。数据的计算结果返回与上节处理一致，下行链路的数据传输时延与能耗均可忽视，且不考虑带宽的占用情况。本节中主要联合优化终端设备关联、本地 CPU 计算频率、传输功率、带宽资源分配以及无人机的飞行轨迹，从而使得所有终端设备的计算效率最大化。因此，多无人机辅助卸载 MEC 系统中的计算效率最大化问题可以表述为

$$\begin{aligned} \text{P: } & \max_{X(n)} \eta_{CE} \\ \text{S.t } & \text{C1: } 0 \leq f_i(n) \leq f_{i,\max}, \forall i, n, \\ & \text{C2: } 0 \leq p_{i,j}(n) \leq p_{i,\max}, \forall i, j, n, \\ & \text{C3: } \sum_{j=1}^U s_{i,j}(n) \leq 1, \forall i, n, \\ & \text{C4: } \sum_{i=1}^M s_{i,j}(n) a_{i,j}(n) \leq 1, \forall j, n, \\ & \text{C5: } \sum_{n=1}^N \left\{ \frac{f_i(n) \psi}{\rho} + \sum_{j=1}^U s_{i,j}(n) a_{i,j}(n) W \psi \log_2 \left(1 + \frac{p_{i,j}(n) h_{i,j}(n)}{a_{i,j}(n) W N_0} \right) \right\} \geq R_{\min}, \forall i, \\ & \text{C6: } \|q_j(n) - q_l(n)\| \geq d_{\min}, \forall n \in \Psi_1, l \neq j, \\ & \text{C7: } \frac{E_{j,\max}}{p_{UAV}} \geq T \geq \frac{\|q_F - q_0\|}{v}, \forall j \in U \\ & \text{C8: } q_j(1) = q_0, q_j(N) = q_F \end{aligned} \quad (4-10)$$

在问题 P 中, C1 和 C2 表示终端设备的 CPU 计算频率和传输功率的约束。C3 表示每个终端设备最多只能与一个无人机关联。C4 是与同一无人机关联的终端设备的带宽资源分配约束。C5 表示系统在所有无人机的飞行任务完成之前, 每个终端设备至少要完成的任务长度。C6 确保了无人机之间以及无人机之间的安全飞行距离, 其中 $\Psi_1 = \{2, \dots, N\}$ 。C7 为无人机飞行时长需满足最大飞行能耗 $E_{j, \max}$ 以及始终点之间的直线距离约束。C8 表示无人机 j 的初始位置与最终位置约束。由于无人机的飞行轨迹与其他变量之间存在耦合关系, 因此目标函数和约束 C5 是非凸的。

4.3 模型处理与求解

本节在处理上述问题时, 首先将连续变量被完全分离后只剩下二进制变量, 并通过分支界定法优化终端设备与无人机之间的关联状态。考虑到问题 P 是一个非线性分数式问题, 故采用拆分法消除分数结构, 将初始问题转换为两个子问题更易处理, 将转化后公式看做给定资源和无人机的飞行轨迹的规划编程问题, 在优化无人机轨迹调度时采用 DQN, 利用 DRL 来寻找有效解。最后得到终端设备关联状态与无人机路径后, 考虑到终端设备关联、资源分配和轨迹调度是耦合非凸关系, 将问题 P 拆分后的子问题采用 MOPSO 算法进行求解, 对最终获得的前沿解集代入母函数查找最大值, 即为最优卸载方案。

4.3.1 基于计算效率最大化问题的重构

本节场景的计算效率优化目标由总计算任务长度与总能耗之商构成, 为了求解分数式结构问题, 需要将原问题拆分成多个子问题进行规划求解。常理可知, 如时延、能耗等优化目标往往需最小化, 系统中终端设备数据任务则需最大化处理, 但各个目标之间的组成变量为耦合关系, 故不能将各个目标之间进行单独分析。MOPSO 优化算法可以解决各个目标间没有统一衡量标准且优化目标多于一个的特征问题。但其最后生成的 Pareto 前沿解集反映的是迭代过程中所有粒子遍历区域范围所获得的可行解的边缘部分, 如双目标粒子群优化为求解两个优化目标同时取得的最大值或最小值, 如下图所示:

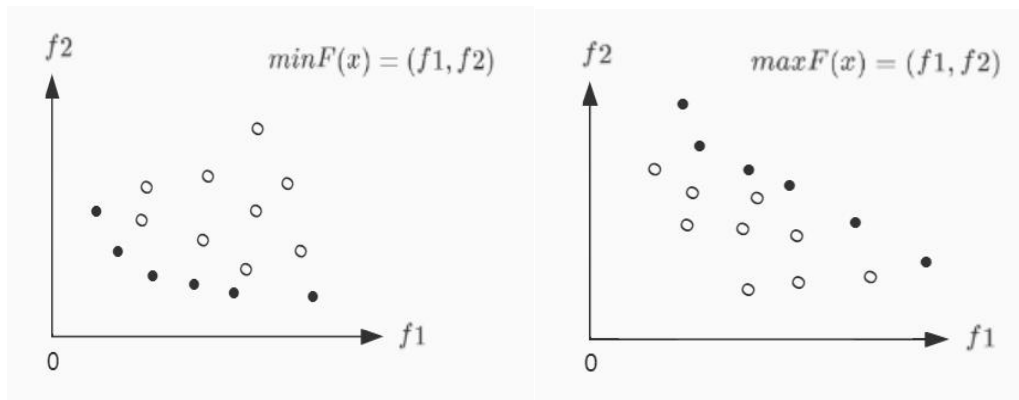


图 4-2 多目标优化 Pareto 前沿情况

故需对问题 P 中的两个目标转化成同向极值的子目标，转换如下：

$$\eta_{C,E} = \frac{R(X(n))}{E(X(n))} = R(X(n)) * \frac{1}{E(X(n))} = R(X(n))Y(X(n)) \quad (4-11)$$

其中 $Y(X(n)) = \frac{1}{E(X(n))}$ ，故问题转化为两个目标之积，并分别求解取得 Pareto 前沿最大值的解集。根据上式可得：

$$\begin{aligned} \text{P1.} \quad & \max \eta_{C,E} = (R(X(n)), Y(X(n))) \\ \text{s.t.} \quad & \text{C1} \sim \text{C8} \end{aligned} \quad (4-12)$$

4.3.2 终端设备关联、资源分配和轨迹调度的联合优化

虽然问题 P1 更容易处理，但由于无人机的飞行轨迹与其他最优变量之间的耦合关系，所以仍然是非凸的。为了解耦非凸问题，提出一种迭代算法交替求解。

(1) 终端设备关联优化

可以看出问题 P 中的终端设备关联是一个针对给定资源(即终端设备的 CPU 频率、传输功率和带宽资源)和无人机的飞行轨迹的规划编程问题，故转换后公式如下。

$$\begin{aligned} \text{P2:} \quad & \max_{s(n)} \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^U s_{i,j}(n) a_{i,j}(n) W \psi \log_2 \left(1 + \frac{p_{i,j}(n) h_{i,j}(n)}{a_{i,j}(n) W N_0} \right) - \eta \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^U s_{i,j}(n) p_{i,j}(n) \psi \\ \text{s.t.} \quad & \text{C3} \sim \text{C5} \end{aligned} \quad (4-13)$$

在问题 P2 中，连续变量被完全分离后只剩下二进制变量，这是一个标准的线性规划问题。因此可以使用分支限界法^[77]解决该问题。

(2) 无人机的轨迹调度

无人机轨迹优化的目标是设计一个控制策略，并满足最大化计算效率的约束条件：由于该问题是非凸的，无法得到解析值。故与文献^[78]所用方法一致，考虑利用 DRL 来寻找无人机在每个时隙下位置的有效解。在优化无人机轨迹调度时采用 DQN，DQN 模型表示为集合 $\{S, a, R\}$ ，如下所述。

1) 状态 S_n (n 时隙)

S_n 包含 3 个部分： $b_n \in [0,1]$ 表示当前位置的安全范围内有无其他无人机； $\{u_x^n, u_y^n, u_{x0}, u_{y0}\}$ 表示无人机的初始位置以及 n 时隙的位置， $\eta_{i,j}^n$ 无人机与关联终端设备在时隙 n 内的计算效率。所以 $S_n = \{b_n, u_x^n, u_y^n, u_{x0}, u_{y0}, \eta_{1,1}^n, \eta_{2,1}^n, \dots\}$ ，通过这种方式定义状态，DRL 智能体可以根据当前位置的安全性、无人机的位置以及计算效率做出决策。

2) 动作 a_n (n 时隙)

将无人机的动作离散化，定义为 9 个动作，无人机水平运动方向示意图如图 4-3 所示。水平面上假定 8 个方向的动作，另外包括悬停动作^[79]。其中，悬停动作是让无人机找到最优位置后可以保持当前状态。由于无人机速度恒定，故无人机执行每个动

作都移动固定的距离，根据环境的反馈信息，如果执行该动作后无人机没有到达最优位置，无人机将会继续采取相应动作，直到处于最优位置，完成自主部署。总体动作空间为 $\{0,1,2,3,4,5,6,7,8\}$ ，选择哪个动作，该动作值就为 1，其他动作值则为 0。

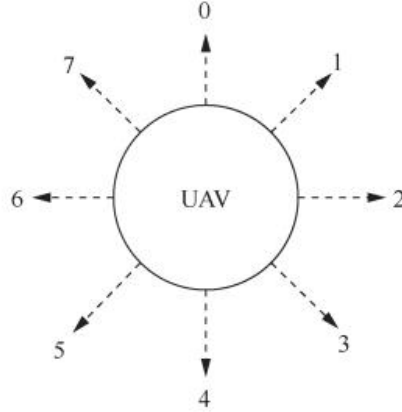


图 4-3 无人机水平动作示意图

DQN 为每个状态对应动作及更新 Q 函数，这是状态 S 和动作 a 在 N 个时隙的长期折扣奖励的期望。Q 函数定义如下

$$Q(S, a) = E_S \max Q(S', a) \quad (4-14)$$

这里，Q 函数可以通过使用具有可调权值的参数来逼近，它也可以对每个动作的非线性近似取值。但是，基于网络环境的动态性，模型必须加以再训练以在适合无人机的位置部署。因此 DQN 使用了来自经验回放缓冲区中的小批次数据，包含了在学习期间采集的状态样本(而不是立即收集的样本)。本节的 DQN 模型采用最小化损失函数 $L(\theta^Q)$:

$$L(\theta^Q) = E[y_n - Q(S_n, a_n | \theta^Q)] \quad (4-15)$$

其中， θ^Q 是 DQN 的权重向量， y_n 是目标值。DRL 智能体定期收集无人机和终端设备的状态，使用所提算法找到无人机的最佳动作，由此可以获得在每个时隙下的飞行位置。

(3) 资源配置优化

MEC 卸载方案的资源配置中决策因子较多可得到非单一的有效解。当给定终端设备关联与无人机的飞行轨迹后，将重构后的问题 P1 进行代值求解。考虑到 P1 中由两部分构成，且同时求其最大值，故采用 MOPSO 优化算法，凭借其独特的搜索机理可在达到全局与局部之间的平衡。对最优卸载位置、任务卸载决策、发射功率等资源配置进行优化，在完成全局最优粒子搜索的同时有效维护了外部存储库，始终保持外部存储库中有效解的个数，保证了解集的品质和均匀分布。

首先初始化与无人机 j 关联的所有终端设备位置、计算能力 C_i 及无线信道带宽 B 。根据终端设备和无人机上任务卸载系数、CPU 频率以及发射功率等优化变量的约束条件得到粒子限定的位置和速度范围，生成初始群体，同时建立外部存储集拷贝存放有

效解, 得到初始 Pareto 解集, 并设定当前进化迭代次数, 在小于总进化代数时, 首先将外部存储库的目标空间设置为二维的网格, 并通过每个网格中当前存放的有效解个数定为每个有效解自身的密度信息。迭代 t 次后目标空间的时延与能耗的边界范围由网格中边缘位置的有效解所处的矩形区域构成, 区域水平与垂直范围分别表示为 $(\min R(X(n)), \max R(X(n)))$ 和 $(\min Y(X(n)), \max Y(X(n)))$, 并计算出网格的横纵模长。

其中 S 为当前外部存储库中的有效解个数。由于 S 会随着存储库的迭代更新发生个数变动, 从而导致目标空间的网格数也会改变。然后遍历外部存储库中有效解, 对于有效解 ω 所在网格的位置进行编号。通过每个网格区域内包含的有效解的个数以此作为有效解的分布密度信息, 计算出网格信息和有效解的密度估计值。每次进化都会改变群体中粒子的信息, 同样需要将当前粒子中的非劣解保存到外部存储库中。如果外部存储库为空, 则直接将非劣解导入其中

通过多次迭代更新后, 最后得到外部存储库中的有效解即为 Pareto 最优解。

4.4 数值仿真结果

考虑了一个多无人机辅助卸载的 MEC 系统, 其中 $M=4$ 个终端设备随机分布在 $1\text{KM} \times 1\text{KM}$ 的二维区域内。在场景中共有两架无人机从初始位置飞行到指定的最终位置, 并将终端设备的计算任务卸载至无人机执行, 无人机的初始位置和最终位置分别设置为 $q_0 = [0,0]$ 和 $q_F = [1000,1000]$ 。假设所有的无人机都在 $h=100$ 米的固定高度飞行, 终端设备上需完成的最小计算任务长度为 20Mbits 。与上章节的部分模型参数值设置不同, 第三章系统模型的终端设备通常为功率与计算能力较低的传感器设备, 本章终端设备往往为具有存储与计算能力的通讯设备, 故部分参数值设置大于传感器设备。采用算法的参数值与上章节保持一致。其它参数汇总见表 4-1。

表 4-1 参数设置

参数	符号表示	设定值
信道带宽	W	20MHz
基准信道功率增益	g_0	-50db
终端设备最大发射功率	p	200mW
噪声功率密度	N_0	-150dBm/Hz
本地最大 CPU 频率	f	0.5GHz
无人机飞行速度	v	30m/s
无人机之间安全距离	d_{min}	60m
有效电容系数	κ	10^{-28}
无人机最大飞行电量	$E_{j,Max}$	30000J
无人机恒定飞行功率	P_{UAV}	200W

为评估该算法的性能和效率, 将联合优化方案与三种基准调度方案进行比较。

(1) 固定轨迹：在该方法中，无人机的飞行轨迹从初始位置到最终位置沿着一条固定直线前进。终端设备的任务可以根据时延约束决定在无人机上执行或者在终端本地执行。无人机可保持悬停状态或运动状态完成终端设备的任务卸载。

(2) 全部卸载：终端将所有任务数据都卸载到无人机上进行计算^[80]。这种方案可最小化终端的能耗目标，但卸载距离过远、卸载任务量过大，以及无人机搭载的 MEC 服务器的计算能力受限均会造成系统能效的降低。

(3) 基于最优信道的终端设备-无人机关联：与文献^[81]中一样，终端设备选择获取具有最优信道条件的无人机进行关联，重点研究资源分配和轨迹调度的联合优化。

图 4-4 描述了无人机在不同飞行时长约束 T 内的最优飞行轨迹，其中两架无人机同时从相同的起始点起飞，飞行过程中任何时隙均可对终端设备任务进行辅助卸载，最后在同一终点降落。期间每架无人机的飞行轨迹均每 1 秒采样一次，需要注意的是无人机始终保持匀速飞行，在每个时隙内无人机并不总是从一个点移动到另一个点，而可能在靠近终端设备的位置保持多个时隙的悬停状态，以便执行任务卸载。可以观察到无人机的飞行轨迹在不同任务周期内有部分重叠且大致飞行方向一致，故无人机与地面终端设备的关联情况不变，飞行时长约束 T 的改变不会影响关联状态。此外随着 T 的增加，无人机调整其轨迹使其更接近终端设备，以便降低通信传输距离，从而降低终端设备任务的发射能耗。

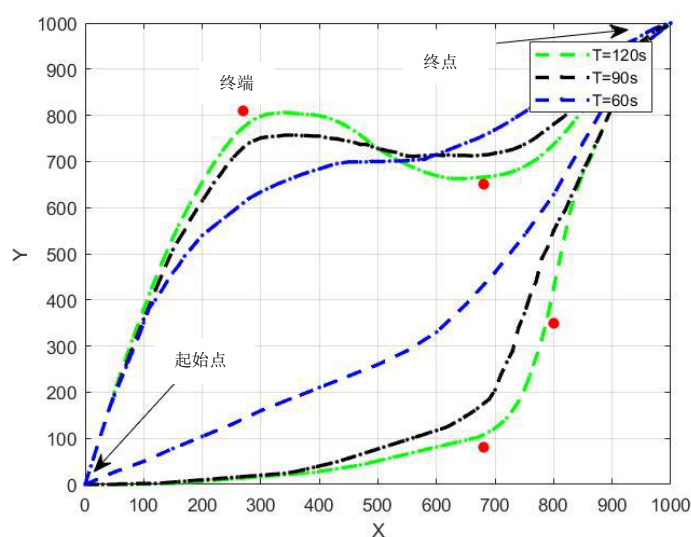


图 4-4 无人机飞行轨迹

如图 4-5 所示对比了不同方案下的 MEC 系统计算效率。从图中可以看出，所提算法方案、基于信噪比关联终端设备方案和全部卸载方案的计算效率在前 15 次迭代中显著提高，然后趋于稳定。固定轨迹方案在迭代 10 次后开始进入稳定状态。虽然固定轨迹方案的收敛速度明显快于其他方案，但与其他方案相比，通过固定轨迹方案获得的计算效率最小。此外可以看到所提优化算法与基于信噪比方案的计算效率差距较小，通过仿真实验证明该算法的收敛性能较优。

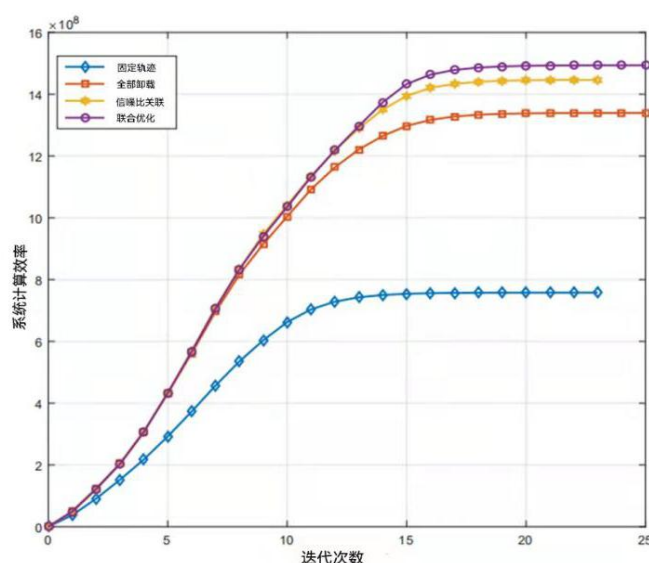


图 4-5 该算法与基准方案的收敛性比较。

图 4-6 研究终端设备的最小计算任务长度对系统计算效率的影响。由于计算和通信资源有限，在 $R_{\min} \leq 20\text{Mbits}$ 时，随着终端设备的最小计算任务长度的增加，所提出的联合优化方案、基于最优信道的终端设备与无人机关联方案、终端设备任务全部卸载以及无人机保持固定轨迹飞行方案的计算效率显著下降。如果所有计算任务都在本地执行，在终端设备上可完成的最大计算任务长度大约为 15Mbits 。也就是说，当 $R_{\min} \geq 15\text{Mbits}$ 时，终端设备必须将部分计算任务卸载给无人机。随着卸载任务量的增加，系统带宽资源不足以支持大量任务的计算卸载，从而导致系统计算效率降低。此外终端设备任务全部卸载方案不受本地计算能力的影响，其计算效率呈线性递减趋势。联合优化下的计算效率在最小计算任务长度小于 40Mbits 时，可以发现除固定轨迹外相比其他调度方案提高约 $10\% \sim 30\%$ ，故本章所提优化卸载方案具有实际的应用价值。

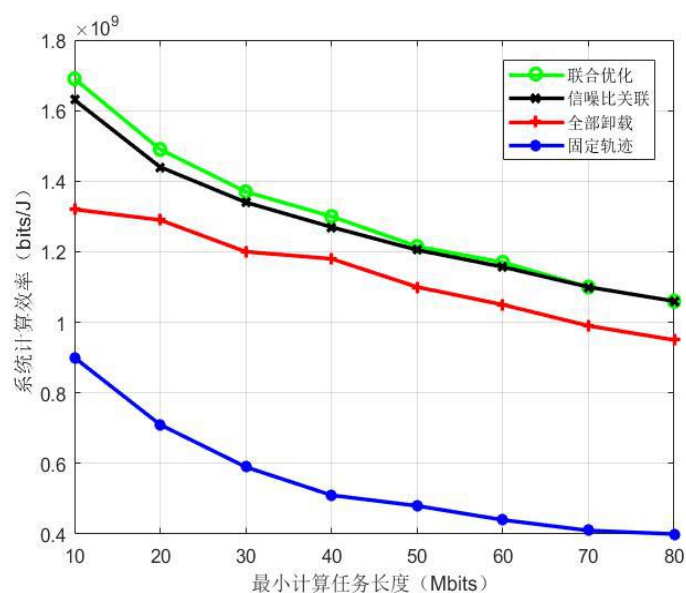


图 4-6 不同方案的最小计算任务长度与计算效率对比

4.5 本章小结

本章对多无人机辅助卸载的 MEC 系统进行研究，将飞行工作总时段分为多个时隙，在每个时隙内存在多无人机与多终端设备的关联关系，设计了该场景下的通信模型和计算模型，并同时考虑无人机的飞行轨迹和资源调度机制。然后分析最大化计算效率问题的目标函数，对其进行优化求解。在分解计算效率中两个优化目标后，设计出一种结合深度学习算法与 MOPSO 算法双层优化方案，并获得最优卸载决策与无人机飞行路径。结果表明卸载决策、资源分配以及无人机轨迹优化后的计算效率在最小任务长度小于 40Mbits 时，比基准方案有效提升了 10%-30%。

5 结论

5.1 工作总结

随着 IOT 系统的快速发展,各种资源计算平台已无法凭一己之力满足海量数据处理。MEC 和无人机技术的结合为特殊环境下的边缘计算场景提供了新的边缘侧计算方式。小型多旋翼无人机机动性强,易于维护,同时无人机与终端设备之间的视距通信极大降低了系统时延与能耗。无人机通过携带通信装备与 MEC 服务器,在物联网系统的覆盖区域上空飞行或悬停,帮助终端设备高效地进行实时计算和数据采集。在现实领域中无人机辅助卸载的 MEC 系统也成为了一个重要研究课题,随着终端设备对应用体验需求不断增加,以及迎合大型计算密集型应用程序的发展方向,最大限度地降低各项优化指标是提高 MEC 价值的关键。本文研究了单无人机辅助卸载及多无人机辅助卸载场景的 MEC 模型中同时最小化任务完成时间与能耗,以及最大化计算效率的问题。本文所做的主要工作总结如下:

针对单无人机辅助卸载场景下的 MEC 系统模型中的资源调度问题,本文通过联合优化计算任务卸载决策、无人机的最佳中继位置、终端设备与无人机的发射功率以及 CPU 频率多种优化变量来最小化系统中的时延与能耗:

(1) 建立了一种基于多终端设备-单无人机-单基站的 MEC 系统模型,在这个系统模型中,使用无人机作为中继节点对计算任务辅助卸载。无人机即可以给终端设备提供 MEC 服务,也可以进一步将数据卸载至 BS 执行。

(2) 本文为了最小化任务完成的总时延与总能耗,提出了一个数学模型对携带 MEC 服务器的无人机进行中继位置部署、计算卸载决策以及发射功率等进行了联合优化。

(3) 分别将所有终端设备任务在处理卸载过程中所消耗的时间与能量作为多目标优化对象,为了解决提出的优化问题,应用 MOPSO 优化算法获得了时延约束条件下的最优解集。

针对多无人机辅助卸载下的 MEC 系统模型,提出了一种计算效率最大化问题,同时考虑了计算的任务长度和能量消耗,并对终端设备与无人机卸载关联、终端设备的 CPU 频率与发射功率、带宽资源分配以及无人机轨迹调度进行了联合优化:

(1) 考虑一个提升计算效率的多无人机辅助卸载 MEC 系统,其中无人机装备 MEC 服务器,以支持从处理能力有限的终端设备卸载部分任务至无人机进行计算处理。

(2) 建立了由系统计算任务长度和能量消耗构成的计算效率。在多无人机辅助卸载的 MEC 中提出了一个计算效率最大化问题,并联合考虑无人机与终端设备关联、CPU 频率、终端设备实际功率和带宽资源的分配以及无人机的轨迹调度。并分析所提问题为非凸函数,且不同优化变量之间为非线性耦合关系。

(3) 为了解决提出的优化问题, 针对目标函数的分数式结构, 将问题重新表述两个子目标函数, 在解决参数规划问题时提出了一种对无人机与终端设备关联、资源分配和轨迹调度的联合优化算法。最后从 MOPSO 算法取得双目标函数最大值的 Pareto 前沿解集中挑选出构成最大计算效率解即为最优方案。

为了验证本文所提算法的性能, 进行了不同类型的仿真对比试验。仿真结果表明, 本文所提算法的性能整体优于其他基准方案, 无人机的辅助卸载方案大大提升了边缘侧终端设备的任务处理能力。

5.2 研究展望

随着人工智能对计算能力的要求愈来愈高, 因此在国际上人们对 MEC 技术的研究也日益深入。同样无人机也由于具有易部署、成本低、灵活度高的优点, 日益获得学者的关注。不过, 国内对无人机和 MEC 计算能力的研究仍处于上升阶段, 而且大部分研究都集中在国外。利用无人机辅助卸载的 MEC 系统, 已经为解决终端设备在特定环境下的通信资源和计算资源不足等问题指明了新的发展方向, 但仍面临着许多挑战。通过合理的资源配置、任务调度和无人机的路径规划, 将有助于降低终端设备能耗, 减少任务处理时延。本文对单无人机与多无人机辅助卸载的 MEC 系统的资源调度问题开展了深入研究, 但仍有很多未涉及的问题需要探索。如深入研究多无人机的邻居节点辅助 MEC 卸载系统, 并考虑终端设备任务具有优先级关系时的卸载情况。以及对多目标优化算法深入研究, 进一步改进多目标算法的外部存储库更新方式。

致谢

时间像离弦的箭,匆匆而过,论文也写到了结尾之处。回过头,突然发现三年竟是如此之快,马上就到了与学校说再见的时候。这几年来,身为西南科技大学的一名学子,我努力过、奋斗过,在这校园里挥洒汗水,在这实验楼里收获成长。期间,总觉得自己一无所知,好似邯郸学步,可临近离开才发觉自己在这三年里也是收获满满。三年来,我把自己的专业知识掌握的更牢固的同时,也对其他领域有了些许了解,为以后从事计算机专业的自己打下了一个“好地基”。三年时光看似很短,却让我经历了很多。这一路来,我结识了很多兴趣相投的朋友,他们各不相同却都一直陪伴在我左右,在我无助时给予我力量,在我生活与学习受阻时,他们会为我指引方向。正是有了他们,我本就枯燥乏味的研究生生活变得明亮、有趣起来。现在我就要毕业了,告别母校,步入社会,各赴前程。此时,我想对这三年校园时光中给予我关心、指导和帮助的所有人道一声:“谢谢,感谢有你们!”。

俗话说:一日为师,终身为父。谈及研究生生涯中最大的收获莫过于成为孙海峰老师的学生。孙老师和蔼可亲、材高知深、呕心沥血、诲人不倦,是一名真正的良师益友。我对孙老师怀着最深的敬意,非常感谢这三年来他在学习、生活以及工作上对我的殷切关心与指导。在学习途中,每当我遇到难题无法解决时,他总会耐心解答我的疑惑。在毕业设计和学术研究的过程中,正是老师孜孜不倦的指导和与研究进度的及时跟进才使我顺利完成学业。在论文修改期间,老师总是会花上很多时间,一丝不苟、逐字逐句地审阅我的论文。孙老师是我在学习生涯当中遇到的最具有严谨的治学态度的老师,让我十分敬佩,他成为了我工作和生活中的榜样。除此之外,我还要衷心地感谢计算机科学与技术学院的全体授课老师,在他们的教育之下,我才能拥有更多的专业知识和技能,也让我的研究生生涯更加完美!

蒲松龄说过,天下快意之事莫若友,快友之事莫若谈。在这里我也要对我们信息安全实验室的小伙伴们说一声谢谢。与你们在一起的时光是我最快乐的时候,谢谢你们在我论文路上的指导与关怀。感谢与我朝夕相处的室友陈剑秋、戴佳伟,与我同桌相坐的同学唐风扬,我们一起迎难而上,共同成长,在遇到问题时共同解决,有了你们的校园生活也变得丰富多彩、充实有趣。感谢师兄熊健,在我刚来到这里时耐心传授学习等方方面面的经验。布衣之交不可忘,我会永远记得你们对我的关心,真的很谢谢你们!

参考文献

- [1] 中国互联网络信息中心. 第 47 次中国互联网络发展状况统计报告. [2021-2-3]. <http://www.cnnic.net.cn/hlwfzyj/hlwxbzg/hlwjbg/202102/P020210203334633480104.pdf>.
- [2] 齐健. NVIDIA Jetson TX2 平台: 加速发展小型化人工智能终端[J]. 智能制造, 2017(5): 20-21.
- [3] 李子姝, 谢人超, 孙礼, 等. 移动边缘计算综述[J]. 电信科学, 2018, (1): 87-101.
- [4] Jain, Raj, Gupta, et al. Survey of Important Issues in UAV Communication Networks[J]. Communications surveys & tutorials, 2016, 18(2): 1123-1152.
- [5] Liu J, Mao Y, Zhang J, et al. Delay-Optimal Computation Task Scheduling for Mobile-Edge Computing Systems[J]. IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT), 2016, 1451- 1455.
- [6] Eom H, Juste P S, Figueiredo R , et al. Machine Learning-Based Runtime Scheduler for Mobile Offloading Framework[C]. Proceedings of the 2013 IEEE/ACM 6th International Conference on Utility and Cloud Computing. ACM, 2013, 2009, 8(4): 14- 23.
- [7] Dong H, Ping W, D Niyato. A Dynamic Offloading Algorithm for Mobile Computing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(6):1991-1995.
- [8] Uргаonkar R, Wang S, He T, et al. Dynamic service migration and workload scheduling in edge-clouds[J]. Performance Evaluation, 2015, 91(C):205-228.
- [9] Wang S, Uргаonkar R, He T, et al. Mobility-Induced Service Migration in Mobile Micro-Clouds[J]. IEEE, 2015, 9(5):835-840.
- [10] Xiong J, Guo H, Liu J, et al. Collaborative Computation Offloading at UAV-Enhanced Edge[C]. 2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). IEEE, 2020:195-221.
- [11] Liu Y, Qiu M, Hu J, et al. Incentive UAV-Enabled Mobile Edge Computing Based on Microwave Power Transmission[J]. IEEE Access, 2020, 8:28584-28593.
- [12] Wu G, Miao Y, Zhang Y, et al. Energy efficient for UAV-enabled mobile edge computing networks: Intelligent task prediction and offloading[J]. Computer Communications, 2019, 150:556-562.
- [13] Rui W A, Yong C A, An B, et al. Agent-enabled task offloading in UAV-aided mobile edge computing[J]. Computer Communications, 2020, 149:324-331.
- [14] Wang Y, Ru Z Y, Wang K, et al. Joint Deployment and Task Scheduling Optimization for Large-Scale Mobile Users in Multi-UAV-Enabled Mobile Edge Computing[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(9):3984-3997.
- [15] Yang Z, Pan C, Wang K, et al. Energy Efficient Resource Allocation in UAV-Enabled Mobile Edge Computing Networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(9):4576-4589.
- [16] Wang J, Liu K, Pan J. Online UAV-Mounted Edge Server Dispatching for Mobile-to-Mobile Edge Computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 7(2):1375-1386.
- [17] Zhou Y, Pan C, Yeoh P L, et al. Secure Communications for UAV-Enabled Mobile Edge Computing Systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(1):376-388.
- [18] Seongah, Jeong, Osvaldo, et al. Mobile Edge Computing via a UAV-Mounted Cloudlet: Optimization of Bit Allocation and Path Planning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(3): 2049-2063.
- [19] Zhou F, Wu Y, Sun H, et al. UAV-Enabled Mobile Edge Computing: Offloading Optimization and Trajectory Design[J]. 2018 IEEE International Conference on Communications, 2018:1-6.
- [20] Hu X, Wong K K, Yang K , et al. Task and Bandwidth Allocation for UAV-Assisted Mobile Edge Computing with Trajectory Design[J]. IEEE, 2019:1-6.

-
-
- [21] Zhang T, Xu Y, Loo J, et al. Joint Computation and Communication Design for UAV-Assisted Mobile Edge Computing in IoT[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(8):5505-5516.
 - [22] Liu Q, Shi L, Sun L, et al. Path Planning for UAV-Mounted Mobile Edge Computing With Deep Reinforcement Learning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(5):5723-5728.
 - [23] Chen B, Zhou H, Yao J, Guan H: RESERVE. An Energy-Efficient Edge Cloud Architecture for Intelligent Multi-UAV[J]. IEEE Transactions on Services Computing 2019:1-1.
 - [24] Liu J, Li L, Yang F, et al. Minimization of Offloading Delay for Two-Tier UAV with Mobile Edge Computing. 2019 15th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC), 2019: 1534-1538.
 - [25] Wang L, Huang P, Wang K, et al. RL-Based User Association and Resource Allocation for Multi-UAV enabled MEC[J]. IEEE, 2019: 741-746.
 - [26] Wang J, Liu K, Pan J, et al. Online UAV-Mounted Edge Server Dispatching for Mobile-to-Mobile Edge Computing[J]. IEEE Internet of Things Journal 2020, 7(2):1375-1386.
 - [27] Wang L, Wang K, Pan C, et al. Deep Reinforcement Learning Based Dynamic Trajectory Control for UAV-assisted Mobile Edge Computing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 8(99):22-24.
 - [28] M. Satyanarayanan, P. Bahl, R. Caceres, et al. The case for vm - based cloudlets in mobile computing[J]. IEEE Pervasive Computing, 2009, 8(4): 14- 23.
 - [29] B. Shi, Y. Ji, Z. Huang, et al. Offloading guidelines for augmented reality applications on wearable devices[C]. Acm International Conference, 2015:14- 23.
 - [30] Hui S, Liu Z, Wan J, et al. Security and privacy in mobile cloud computing[C]. Wireless Communications & Mobile Computing Conference. IEEE, 2013:1039- 1069.
 - [31] Wu Q, Yong Z, Rui Z. Joint Trajectory and Communication Design for Multi-UAV Enabled Wireless Networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 17(3):2109-2121.
 - [32] Y Zeng, R Zhang, T. J. Lim.Throughput Maxmization for UAV-Enabled Mobile Relaying Systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(12):4983-4996.
 - [33] Wang Q, Chen Z, Mei W, et al. Improving Physical Layer Security Using UAV-Enabled mobile Relaying[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2017, 6(3):310-313.
 - [34] Hua M, Wang Y, Zhang Z, et al. Outage probability minimization for low-altitude UAV-enabled full-duplex mobile relaying system[J]. China Communications, 2018, 12(5):9-24.
 - [35] S Zhang, H Zhang, Q He, et al. Joint Trajectory and Power Optimization for UAV Relay Network[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(1):161-164.
 - [36] Wang Q, Chen Z, Li H, et al. Joint Power and Trajectory Design for Physical-Layer Security in the UAV-Aided Mobile Relaying System[J]. IEEE Access, 2018.
 - [37] D Yang, Q Wu, Y Zeng and R Zhang. Energy Tradeoff in Ground-to-UAV Communication via Trajectory Design[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7):6721-6726.
 - [38] Wu Q, Yong Z, Rui Z. Joint Trajectory and Communication Design for Multi-UAV Enabled Wireless Networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 17(3):2109–2121.
 - [39] Dar B K, Shah M A, Shahid H, et al. Fog Computing based Automated Accident Detection and Emergency Response System using Android Smartphone[C]. 2018 14th International Conference on Emerging Technologies (ICET). 2018:1-6.
 - [40] Liu F, Guo Y, Cai Z, et al. Edge-enabled Disaster Rescue: A Case Study of Searching for Missing People[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2019, 10(6):1-21.
 - [41] Garg S, Singh A, Batra S, et al. UAV-Empowered Edge Computing Environment for Cyber-Threat Detection in Smart Vehicles[J]. IEEE Network, 2018, 32(3):42-51.
 - [42] F Tang, Fadlullah Z M, Mao B, et al. On A Novel Adaptive UAV-Mounted Cloudlet-Aided Recommendation System for LBSNs[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2018,

7(4):565–577.

- [43] 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, 2017,67:1672–1683.
- [44] Messous M A, Sedjelmaci H, Houari N, et al. Computation offloading game for an UAV network in mobile edge computing[C]. ICC 2017 IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2017.
- [45] Loke S W. The Internet of Flying-Things: Opportunities and Challenges with Airborne Fog Computing and Mobile Cloud in the Clouds[J]. Computer Science, 2015.
- [46] Zhou Z, Feng J, Lu T, et al. An Air-Ground Integration Approach for Mobile Edge Computing in IoT[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(8):40-47.
- [47] Zhang L, Zhao Z, Wu Q, et al. Energy-Aware Dynamic Resource Allocation in UAV Assisted Mobile Edge Computing Over Social Internet of Vehicles[J]. IEEE Access, 2018, 6:56700-56715.
- [48] Zhou F, Wu Y, Hu R Q, et al. Computation Rate Maximization in UAV-Enabled Wireless-Powered Mobile-Edge Computing Systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018,36(9):1927-1941.
- [49] Zhang J, Zhou L, Tang Q, et al. Stochastic Computation Offloading and Trajectory Scheduling for UAV-Assisted Mobile Edge Computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019,6(2):3688-3699.
- [50] Narang M, Ming X, Liu W, et al. UAV-assisted Edge Infrastructure for Challenged Networks[C]. IEEE Infocom Workshop on Wireless Communications and Networking in Extreme Environments (WCNEE 2017). IEEE, 2017:60-65.
- [51] 胡旺, 张鑫. 基于 Pareto 熵的多目标粒子群优化算法 [J]. 软件学报, 2014, 25(05): 1025-1050.
- [52] 杨俊杰, 周建中, 方仍存, 等. 基于自适应网格的多目标粒子群优化算法 [J]. 系统仿真学报, 2008, (21): 5843-5847.
- [53] WANG J F, JIA G W, LIN J C, et al. Cooperative task allocation for heterogeneous multi-UAV using multi-objective optimization algorithm [J]. 2020, 27(2): 432-448.
- [54] 杨景明, 侯新培, 崔慧慧, 等. 基于融合多策略改进的多目标粒子群优化算法 [J]. 控制与决策, 2018, 33(02): 226-234.
- [55] R S Sutton, A G Barto. Reinforcement learning: An introduction[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1998, 9(5): 1054- 1054.
- [56] HAYAT S, YANMAZ E, MUZAFFAR R. Survey on Unmanned Aerial Vehicle Networks for Civil Applications: A Communications Viewpoint [J]. IEEE COMMUNICATIONS SURVEYS AND TUTORIALS, 2016, 18(4): 2624-2661.
- [57] HU X, WONG K K, YANG K, et al. UAV-Assisted Relaying and Edge Computing: Scheduling and Trajectory Optimization [J]. 2019, 18(10): 4738-4752.
- [58] 吴启晖, 吴伟. 无人机辅助边缘计算的能效最大化算法设计[J]. 通信学报, 41(10): 10.
- [59] MOSTAGHIM S, TEICH J. Strategies for finding good local guides in multi-objective particle swarm optimization (MOPSO)[C]. Proc of IEEE 2003 Swarm Intelligence Symposium. 2003:26-33.
- [60] CHEN M Z, MOZAFFARI M, SAAD W, et al. Caching in the Sky: Proactive Deployment of Cache-Enabled Unmanned Aerial Vehicles for Optimized Quality-of-Experience [J]. IEEE JOURNAL ON SELECTED AREAS IN COMMUNICATIONS, 2017, 35(5): 1046-1061.
- [61] 嵇介曲, 朱琨, 易畅言, 等. 多无人机辅助移动边缘计算中的任务卸载和轨迹优化[J]. 物联网学报, 2021, 5(1):9.
- [62] 范叶满, 王东, 沈楷程, 等. 电动多旋翼无人机转向能耗测试系统设计与试验 [J]. 科学技术与工程, 2019, 19(010): 126-131.
- [63] Porambage P , Okwuibe J , Liyanage M , et al. Survey on Multi-Access Edge Computing for Internet of Things Realization[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018,20(4):2961-2991.

-
-
- [64] Liu F, Tang G, Li Y, et al. A Survey on Edge Computing Systems and Tools[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(8):1537-1562.
- [65] Mach P, Becvar Z. Mobile Edge Computing: A Survey on Architecture and Computation Offloading[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(3):1628–1656.
- [66] Zhang J, Zhang J, Hu X, et al. Joint Resource Allocation for Latency-Sensitive Services over Mobile Edge Computing Networks with Caching[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018:1-1.
- [67] Agiwal M, Roy A, Saxena N. Next Generation 5G Wireless Networks: A Comprehensive Survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(3):1617–1655.
- [68] Zhou F, Sun H, Chu Z, et al. Computation Efficiency Maximization for Wireless-Powered Mobile Edge Computing[C]. 2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). IEEE, 2019:1-6.
- [69] Sun H, Zhou F, Hu R Q. Joint Offloading and Computation Energy Efficiency Maximization in a Mobile Edge Computing System[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(3):3052-3056.
- [70] Rodrigues T G, Suto K, Nishiyama H, et al. Hybrid Method for Minimizing Service Delay in Edge Cloud Computing Through VM Migration and Transmission Power Control[J]. IEEE Transactions on Computers, 2017,66(5):810-819.
- [71] Sardellitti S, Scutari G, Barbarossa S. Joint Optimization of Radio and Computational Resources for Multicell Mobile-Edge Computing[J]. IEEE Transactions on Signal & Information Processing Over Networks, 2015, 1(2):89-103.
- [72] Mozaffari M, Saad W, Bennis M, et al. Mobile Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) for Energy-Efficient Internet of Things Communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(11):7574-7589.
- [73] 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, 2018, 6(2):1879-1892.
- [74] Thomas M, Thomas, Joy A. Elements of information theory[J]. Publications of the American Statistical Association, 1991, 103(481):429-429.
- [75] Auer, Giannini, Desset, et al. How much energy is needed to run a wireless network?[J]. IEEE Wireless Communications, 2012, 18(5):40-49.
- [76] Sun H, Zhou F, Hu R Q. Joint Offloading and Computation Energy Efficiency Maximization in a Mobile Edge Computing System[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(3):3052-3056.
- [77] Lodi A. Mixed Integer Programming Computation[J]. years of integer programming, 2010:619-645.
- [78] 周毅, 马晓勇, 郜富晓,等. 基于深度强化学习的无人机自主部署及能效优化策略[J]. 物联网学报, 2019,3(2):9.
- [79] XU Y, LIU Z, WANG X. Monocular vision based autonomous landing of quadrotor through deep reinforcement learning[C]. 2018 37th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2018: 10014-10019.
- [80] Munoz O, Pascual-Iserte A, Vidal J. Joint allocation of radio and computational resources in wireless application offloading[C]. Future Network & Mobile Summit. IEEE, 2013:1-10.
- [81] Zhang K, Mao Y, Leng S, et al. Energy-Efficient Offloading for Mobile Edge Computing in 5G Heterogeneous Networks[J]. IEEE Access, 2016, 4(99):5896–5907.

攻读学位期间取得的研究成果

已录用的论文

[1]刘超, 孙海峰. 移动边缘计算中基于多目标优化的无人机辅助卸载研究[J]. 计算机与数字工程. 2024(02)

已登记的软件著作权:

[1]西南科技大学, 刘超, 孙海峰. 基于车联网的移动边缘计算系统 V1.0(登记号: 2022SR0186336).

[2]西南科技大学, 刘超, 孙海峰. 基于深度学习的恶意代码检测系统 V1.0(登记号: 2022SR0186555).