

一种面向多任务的无人机辅助的通信网络资源分配与轨迹优化研究

裴二荣^① 娄宇涵^{*①} 李永刚^① 黎伟^②

^①(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

^②(重庆金美通信有限公司 重庆 400035)

摘要: 装载各种有效荷载的无人机(UAV)能够实现传感、通信和计算等多任务,因而常被部署到数据采集(DA)和辅助计算等领域。但是到目前为止,绝大多数研究仅专注于单一功能的无人机辅助的通信网络资源分配与轨迹优化,对于面向多任务的资源分配和轨迹优化问题还未解决。为此,该文提出一种综合考虑无人机数据采集、数据广播以及计算任务卸载的无人机辅助的通信网络资源优化的分配策略,旨在通过联合优化传输占比、用户发射功率与无人机轨迹,在满足目标位置采集数据实时广播的前提下,最大化用户卸载量。为了解决多变量耦合优化问题,提出了基于块坐标下降(BCD)和连续凸逼近(SCA)的高效迭代优化算法,将耦合优化问题分解为3个子问题进行迭代优化。最后,大量仿真结果表明,该算法在公平性和总卸载计算量方面都优于其他测试方案。

关键词: 无人机通信; 移动边缘计算; 数据采集; 凸优化

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2024)06-0001-09

DOI: 10.11999/JEIT230974

Research on Resource Allocation and Trajectory Optimization of a Multitask Unmanned Aerial Vehicles Assisted Communication Network

PEI Errong^① LOU Yuhan^① LI Yonggang^① LI Wei^②

^①(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

^②(Chongqing Jinmei Communication Co., Ltd., Chongqing 400035, China)

Abstract: Unmanned Aerial Vehicles (UAV) loaded with various payloads can achieve multiple tasks such as sensing, communication, and computing, and are often deployed in fields such as Data Acquisition (DA) and auxiliary computing. However, so far, the vast majority of research has only focused on single function drone resource allocation and trajectory optimization, and the problem of multi task oriented drone resource allocation and trajectory optimization has not been solved yet. Therefore, an allocation strategy for optimizing drone communication network resources is proposed that comprehensively considers drone data acquisition, data broadcasting, and computing task offloading. The aim is to maximize user offloading by jointly optimizing transmission duty cycle, user transmission power, and drone trajectory, while meeting the real-time broadcast of target location data collection. In order to solve the problem of multivariable coupled optimization, an efficient iterative optimization algorithm based on Block Coordinate Descent (BCD) and Successive Convex Approximate (SCA) is proposed. The coupled optimization problem is decomposed into three sub problems for iterative optimization. Finally, a large number of simulation results show that the algorithm outperforms other testing schemes in terms of fairness and total offloading computation.

Key words: Unmanned Aerial Vehicle (UAV) communication; Mobile Edge Computing (MEC); Data acquisition; Convex optimization

收稿日期: 2023-09-06; 改回日期: 2024-01-25; 网络出版: 2024-02-27

*通信作者: 娄宇涵 1162961114@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(62071077), 重庆成渝科技创新项目(KJCXZD2020026)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62071077), Chongqing Chengyu Science and Technology Innovation Project (KJCXZD2020026)

1 引言

在自然灾害情景下, 传统的地面通信基础设施会受到破坏。无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)不仅通信覆盖范围广, 而且具有快速部署、易可编程性和高可扩展性等特性, 无人机辅助的通信和计算网络因而已经出现在紧急搜索和救援中^[1]。利用无人机的灵活部署和网络化, 装载了小型基站、各类传感器以及嵌入式计算模块的无人机能够方便地部署在不同的救援场景和任务中^[2-5]。例如, 搭载数据采集(Data Acquisition, DA)模块的无人机可以即时获取目标位置的实时数据^[4], 搭载移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)模块的无人机可以协助处理地面用户设备(User Equipments, UEs)的计算密集型 and 时延容忍型任务^[6]。相对于搭载单一模块的无人机来说, 搭载多种模块的无人机能够同时满足地面用户的多种需求。

当前针对无人机数据采集和传输与移动边缘计算的研究主要是处理单任务的情况。一些文献仅考虑无人机数据采集和传输过程的优化。文献^[7]提出了一种迭代算法优化采集时间、传输时间和无人机速度, 利用动态规划算法解决无人机执行多个采集任务数据更新的顺序问题, 最小化采集任务更新的信息年龄(Age of Information, AoI)。文献^[8]针对无人机群收集和处理大量数据, 提出了一种分布式多智能体强化学习算法优化资源分配, 在保证高传感精度的同时提高系统效率。文献^[9]提出了一种新的多无人机协同传感与传输方案, 在能耗的约束下, 联合优化任务分配和传输功率, 以最小化任务完成时间。一些文献仅考虑无人机MEC相关的资源优化。文献^[5]针对多个目标区域的采集任务, 利用凸优化技术联合优化无人机传输功率、计算频率、飞行时间与飞行轨迹, 最小化无人机的能耗和任务完成时间。文献^[6]设计一种在线算法联合优化资源分配和无人机轨迹, 利用MEC技术在无人机平均能耗约束和数据队列稳定性约束下最小化地面用户的时间平均加权和能耗。文献^[10]通过联合优化无人机轨迹, 带宽和任务卸载时间分配, 最大化整个系统的计算数据量。文献^[11]提出了一种在半分布式框架下的多智能体联合强化学习算法, 联合优化资源分配、用户关联性和传输功率, 最小化多无人机的功率和。

从以上研究现状分析可以看出, 现有大多数文献是对无人机执行数据采集和传输任务或者MEC任务相关的资源优化进行研究。虽然一部分文献, 如文献^[5], 将MEC与数据采集和传输任务进行了结合, 但忽略了数据采集过程, 没有考虑数据采集

和传输与地面用户计算任务卸载同时共存的多任务的情况。然而, 在实际生活中, 无人机经常需要同时执行数据采集和广播以及MEC两种不同的任务。在执行这两种任务时, 无人机需要在广播采集到的数据与用户卸载之间达到最佳平衡。否则, 糟糕的任务分配将导致系统性能下降。对于无人机DA过程, 文献^[7]和文献^[12]等采用了一种传统的无人机DA过程, 成功DA的概率与无人机距离目标位置的距离呈负指数相关, 但过于复杂。文献^[5]提出了一种过于简化的无人机DA过程, 即不考虑无人机DA的持续时间只考虑最佳的采集位置, 但偏离了实际情况。

针对这个问题, 考虑到UEs密集的计算需求和实时数据采集与广播任务之间的潜在冲突, 本文提出一种无人机通信网络资源优化的分配策略。首先, 在无人机数据采集阶段, 所分配信道全部用于地面用户卸载计算数据; 其次, 当无人机结束数据采集飞往下一个目标位置或结束位置时, 无人机合理分配信道资源, 在数据广播和用户卸载之间达到一个最佳平衡状态, 即保证了前一目标位置的数据能够全部广播给地面用户, 又最大化地面移动用户的卸载数据量, 降低地面用户紧急应用程序的服务延迟^[13]。

本文主要的研究贡献如下:

(1) 在传统无人机数据采集过程与过于简化的无人机数据采集过程之间, 提出一种更符合实际情况的合理简化的无人机数据采集过程。

(2) 提出一种面向多任务的无人机通信网络资源优化的分配策略, 在满足无人机实时传输采集任务数据的同时, 优化无人机轨迹与资源分配, 最大化地面移动用户的卸载数据量。

(3) 利用块坐标下降算法与连续凸逼近算法解决这个复杂的优化问题, 将一个非凸公式问题转化为一个可处理的凸逼近问题, 交替优化传输占空比、用户发射功率与无人机轨迹, 最大化用户传输给无人机的卸载数据量。仿真结果表明, 该算法在公平性和总卸载计算量方面都优于其他测试方案。

2 系统模型

如图1所示, 本文考虑了一个携带基站(Base Station, BS)与MEC服务器的旋翼无人机, 无人机以预定义的顺序访问 K 个目标位置。这些目标位置的水平坐标记为 $\mathbf{S}_k \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$, 其中 $k = 1, 2, \dots, K$ 。在无人机的覆盖区域内还有 M 个有计算需求与信息需求的地面用户。这些地面用户的水平坐标记为 $\mathbf{U}_m \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$, 其中 $m = 1, 2, \dots, M$ 。无人机需要采集沿途目标位置的数据并及时广播给地面用户, 同时在空闲时为地面用户提供MEC服务。

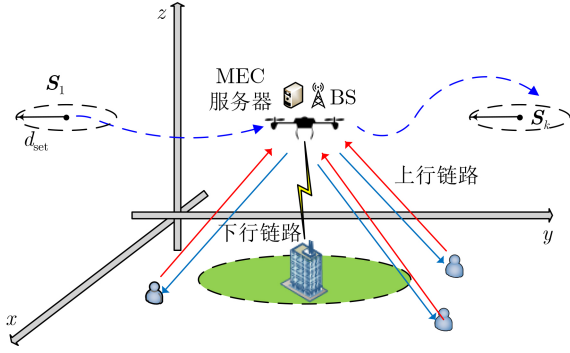


图1 系统模型

假设无人机在恒定的高度 H (m)，上飞行，无人机的最大飞行速度为 V_{\max} (m/s)。无人机起始位置位于第一个目标位置 $S_1(-300, -300, H)$ m处，结束位置为 $q_F(300, 300, H)$ m。无人机的飞行周期也是无人机从起始位置飞到结束位置所需时间为 T (s)。假设无人机具有强大的计算能力，并且输出结果的时间长度相对较小，因此忽略了边缘计算时间和反馈下载时间^[14]。

2.1 无人机时隙分配策略

本文设计的无人机时隙分配策略如图2所示，采用时间离散化方法将无人机的飞行周期 T 划分为 N 个相等的时隙。为了保证每个目标位置数据采集与传输的公平性，将总时隙 N 划分为 K 个相等的时间段，即每次数据采集广播与用户卸载任务花费 N/K 个时隙。为了满足地面用户的不同需求和尽可能地提高无人机的资源利用率，将无人机的每个时隙划分为两个阶段。在 $\delta b[n]$ 阶段，无人机将采集到的数据广播给有需求的地面用户。在 $\delta(1-b[n])$ 阶段，用户的计算任务卸载到无人机上的MEC服务器。当无人机在采集目标位置数据时 $b[n]=0$ ，表示在信息因果关系的限制下该时隙不进行数据广播，全部用于用户卸载数据。

2.2 无人机轨迹模型

本文首先将无人机的飞行周期 T 划分为 N 个相等的时隙，假设 δ 表示时隙长度，则 $\delta = T/N$ 。在第 n 个时隙中，无人机在水平平面上的位置坐标可以表示为 $Q_u[n] = (x[n], y[n]) \in \mathbb{R}^{2 \times 1}, 0 \leq n \leq N$ 。若 V_{\max} 表示无人机的最大飞行速度，因此无人机的飞行轨迹应满足式(1)的约束

$$\|Q_u[n+1] - Q_u[n]\| \leq V_{\max} \delta, \forall n \quad (1)$$

无人机起始位置位于第1个目标位置 S_1 处，结束位置为 q_F 。因此应满足式(2)的约束

$$Q_u[0] = S_1, Q_u[N] = q_F \quad (2)$$

2.3 无人机数据采集模型

基于传统的无人机DA过程与过于简化的无人机DA过程，本文提出一种介于两类无人机DA过程之间的合理简化的无人机DA过程，与传统无人机数据采集过程和过于简化的无人机数据采集过程相比，本文提出的无人机DA过程设置了一个无人机完成数据采集任务的目标区域，且无人机在区域内停留至少一个时隙，具体表述如下。无人机以预定义的顺序访问 K 个目标位置，目标是寻找最优的无人机DA位置，为满足每个目标区域数据采集与数据传输的公平性，将总时隙数划分为 K 个部分，即在第 k 个目标区域采集的数据，需要在 $N/K-1$ 时间内传输给地面 M 个有需求的用户。因此，对于每个目标位置 k ，考虑一个相应的目标区域，以 S_k 为中心，设置预定义的半径 d_{set} 。如果无人机飞入位置 k 的目标区域，且在位置 k 的目标区域内停留一个时隙，无人机上的传感器能够保证成功采集到目标位置 S_k 的信息。因此，为确保无人机能够DA目标位置的信息，需要满足条件为

$$d_1[1] = \sqrt{\|Q_u[2] - S_1\|^2 + H^2} \leq d_{\text{set}} \quad (3)$$

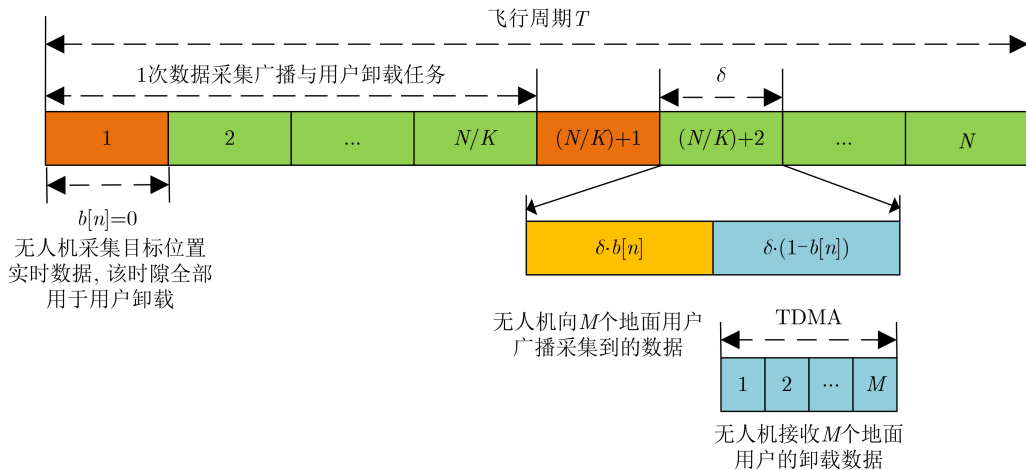


图2 无人机时隙分配策略

$$d_k[(k-1)N/K] = \sqrt{\|\mathbf{Q}_u[(k-1)N/K] - \mathbf{S}_k\|^2 + H^2} \leq d_{\text{set}}, \quad \forall k = 2, \dots, K \quad (4)$$

$$d_k[(k-1)N/K + 1] = \sqrt{\|\mathbf{Q}_u[(k-1)N/K + 1] - \mathbf{S}_k\|^2 + H^2} \leq d_{\text{set}}, \quad \forall k = 2, \dots, K \quad (5)$$

在飞行过程中, 无人机动态获取数据^[15]。假设携带MEC服务器的无人机计算能力很强并且无人机DA到的数据量有限, 无人机能够依靠MEC服务器来满足密集的计算需求, 同时每个目标区域 k 产生了满足成功采集概率的数据量 D_k 。值得一提的是, 本文的设置是相当通用的, 每个目标位置可以对应地面终端、感兴趣的目标等, 因此区域半径可以对应通信半径、摄像机覆盖半径、容错率等^[5]。

2.4 无人机传输与用户卸载模型

在灾区区域中, 当无人机飞行高度足够高时, 无人机可以通过机载传感器对环境进行高视角的数据收集, 这些实时数据可以帮助地面救援人员重建灾区场景制定救援策略, 同时无人机与地面用户之间可以实现100%的视距通信链路概率, 此时距离是影响信道质量的主要因素^[16]。假设无人机机动性引起的多普勒效应在接收机得到完全补偿。因此, 针对无人机与地面用户之间的视距空对地通信链路, 可以采用自由空间路径损耗模型^[13-17]。在第 n 个时隙从第 m 个地面用户到无人机和从无人机到第 m 个用户的信道功率增益能够表示为

$$g_m[n] = \beta_0 / \left(\|\mathbf{Q}_u[n] - \mathbf{U}_m\|^2 + H^2 \right), \forall m, n \quad (6)$$

其中, β_0 表示在1 m距离处的信道功率增益; \mathbf{U}_m 表示第 m 个地面用户的坐标 (X_m, Y_m) 。

如图2所示, 在 $\delta b[n]$ 阶段, 无人机为地面 M 个用户广播目标位置采集的信息。无人机传输数据给地面用户的传输速率表示为

$$R_m^n[n] = B \log_2 \left(1 + \frac{P_u g_m[n]}{\sigma^2} \right), \forall m, n \quad (7)$$

其中, B 表示所分配信道的带宽; P_u 表示无人机的固定传输功率; σ^2 表示高斯白噪声的功率。

为保证无人机在目标区域DA到的数据能够及时发送给每个地面用户, 同时满足信息因果约束的限制, 无人机在目标范围内的一整个时隙中不进行数据传输且在两个目标区域之间或目标区域与结束位置之间将上一个目标区域采集的数据全部传输, 需要满足条件为

$$\sum_{n=(k-1)N/K+2}^{k \cdot N/K} \delta R_m^n[n] b[n] \geq D_k, \forall k, n \quad (8)$$

其中, $b[n]$ 表示无人机传输目标区域数据的时隙占比, 在本文中简称为占空比。占空比满足约束

$$0 \leq b[n] \leq 1, \forall n \quad (9)$$

$$b[1] = 0, b[(k-1)N/K + 1] = 0, \forall k \in 2, 3, \dots, K \quad (10)$$

在 $\delta(1-b[n])$ 阶段, 无人机凭借自身携带的BS与MEC服务器为地面用户提供高速率的通信服务与计算服务来满足地面用户的实时需求。为确保每个用户服务的公平性, 在第 n 个时隙中采用TDMA技术将卸载时间平均分配给 M 个地面用户。由于每个地面用户设备的能量是有限的, 将计算密集型 and 延迟敏感的任务卸载给无人机一方面是为了提高服务质量, 另一方面是为了节约能量。因此需要满足约束

$$\frac{1}{M} \sum_{n=1}^N p_m[n] \delta(1-b[n]) \leq E_{\text{max}}, \forall m \quad (11)$$

其中, E_{max} 表示每个UE用于卸载数据的最大能量; $1-b[n]$ 表示 m 个UE在时隙 n 卸载数据的时隙占比; $p_m[n]$ 表示第 m 个用户在时隙 n 的发射功率, 需要满足约束

$$0 \leq p_m[n] \leq P_{\text{max}}, \forall m, n \quad (12)$$

其中, P_{max} 表示地面用户在每个时隙的最大发射功率。

第 m 个UE将计算数据卸载给无人机的传输速率表示为

$$R_m[n] = B \log_2 \left(1 + \frac{p_m[n] g_m[n]}{\sigma^2} \right), \forall m, n \quad (13)$$

为了满足地面用户对于卸载计算量的实时需求, 需要满足约束

$$\frac{1}{N \cdot M} \sum_{n=1}^N \delta(1-b[n]) R_m[n] \geq R_{\text{min}}, \forall m \quad (14)$$

其中, R_{min} 表示第 m 个用户在每个时隙的最小平均卸载比特需求。

3 联合优化算法

本文的目标是通过联合优化传输占空比、用户发射功率与无人机轨迹, 在满足用户接收目标区域采集的实时数据前提下, 最大化地面用户传输给无人机的卸载数据量。令 $\mathbf{A} = \{b[n], \forall n\}$, $\mathbf{P} = \{p_m[n], \forall m, n\}$, $\mathbf{Q} = \{\mathbf{Q}_u[n], \forall n\}$, 因此联合优化问题如式(15)所示

$$P0 : \max_{\mathbf{A}, \mathbf{P}, \mathbf{Q}} \frac{1}{M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M B\delta(1-b[n]) \cdot \log_2 \left(1 + \frac{p_m[n]g_m[n]}{\sigma^2} \right), \quad (15)$$

s.t. 式(1)—式(5)、式(8)—式(12)和式(14)

约束式(1)表示无人机的飞行速度小于最大速度；约束式(2)分别表示无人机的起始位置与结束位置；约束式(3)—式(5)表示无人机的DA过程，即无人机需要在目标区域停留一个时隙保证机载传感器采集到足够的数据；约束式(8)表示无人机需要在两个目标位置之间或者目标位置与结束位置之间将上一个目标位置的数据量 D_k 传输给通信范围内有需求的地面用户；约束式(9)表示占空比的取值范围；约束式(10)表示在信息因果约束的限制下无人机不在DA的时隙中进行数据 D_k 的传输；约束式(11)表示每个地面用户用于卸载数据的能量有上限 E_{\max} ；约束式(12)表示地面用户在每个时隙的最大发射功率为 P_{\max} ；约束式(14)表示第 m 个用户在每个时隙的最小平均卸载比特需求 R_{\min} 。

由于目标函数是非凸函数，且约束式(8)、式(11)和式(14)中的多个优化变量耦合，优化问题P0是一个多变量耦合的非凸优化问题。因此本文基于块坐标下降(Block Coordinate Descent, BCD)方法提出了一种高效的迭代算法来获取高质量的次优解，采用交替优化的方式将上述原问题分解为3个独立的子问题，在优化每一个子问题的时候，固定其它子问题的优化变量，再使用连续凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)方法将其中的非凸子问题进行非凸转凸，通过迭代3个子问题并交替优化的过程，最终满足精度，找到原问题的最终解^[18]。

3.1 占空比优化和用户发射功率优化

对于给定的轨迹 \mathbf{Q} 以及功率 \mathbf{P} ，该子问题通过优化占空比 \mathbf{A} 来最大化总卸载量。因此将原问题P0改写为问题P1，见式(16)

$$P1 : \max_{\mathbf{A}} \frac{1}{M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M B\delta(1-b[n]) \cdot \log_2 \left(1 + \frac{p_m[n]g_m[n]}{\sigma^2} \right), \quad (16)$$

s.t. 式(8)—式(11)、式(14)

其中，由于约束均是线性的，目标函数是凹函数，因此问题P1是线性规划问题，可直接使用常用的凸优化工具CVX或者linprog函数来求解。

对于给定的轨迹 \mathbf{Q} 以及占空比 \mathbf{A} ，该子问题通过优化功率 \mathbf{P} 来最大化总卸载量。因此将原问题P0改写为问题P2，见式(17)

$$P2 : \max_{\mathbf{P}} \frac{1}{M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M B\delta(1-b[n]) \cdot \log_2 \left(1 + \frac{p_m[n]g_m[n]}{\sigma^2} \right) \quad (17)$$

s.t. 式(11)、式(12)和式(14)

已知当 $x > 0$ 时， $\log_2(1 + Ax)$ 的2阶导数小于等于0，所以在公式中的约束式(14)是凸约束，目标函数是凹函数，因此问题P2是凸优化问题，可直接使用标准的凸优化工具CVX求解。

3.2 无人机飞行轨迹优化

对于给定的占空比 \mathbf{A} 以及功率 \mathbf{P} ，该子问题通过优化轨迹 \mathbf{Q} 来最大化总卸载量。因此将原问题P0改写为问题P3，见式(18)

$$P3 : \max_{\mathbf{Q}} \frac{1}{M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M B\delta(1-b[n]) \cdot \log_2 \left(1 + \frac{p_m[n]g_m[n]}{\sigma^2} \right) \quad (18)$$

s.t. 式(1)—式(5)、式(8)和式(14)

其中，约束式(8)和约束式(14)为非凸约束，且目标函数是一个非凹函数，因此P3是一个非凸优化问题。接下来使用SCA方法来处理约束式(8)和约束式(14)。

针对约束式(8)，令 $\gamma_k = P_u \beta_0 / \sigma^2$ ，再引入非负松弛变量 $\mathbf{X}_k = \{x_k[n], \forall k, n\}$ 表示下界，下界 $x_k[n]$ 满足约束

$$\log_2 \left(1 + \frac{\gamma_k}{\|\mathbf{Q}_u[n] - \mathbf{U}_m\|^2 + H^2} \right) \geq x_k[n] \quad (19)$$

不等式(19)的左边关于 $\mathbf{Q}_u[n]$ 是非凸的，但是关于 $\|\mathbf{Q}_u[n] - \mathbf{U}_m\|^2$ 是凸函数。假设 $\mathbf{Q}_u[n]$ 第 i 次迭代的局部值为 $\mathbf{Q}_u^i[n]$ ，因此需要对 $\|\mathbf{Q}_u[n] - \mathbf{U}_m\|^2$ 进行1阶泰勒近似作为凸函数的下界，下界的表达式 $x_k[n]$ 为

$$x_k[n] = \log_2 \left(1 + \frac{\gamma_k}{\eta_k^i[n] + H^2} \right) - \frac{\gamma_k \log_2(e) [\eta_k[n] - \eta_k^i[n]]}{[\eta_k^i[n] + H^2 + \gamma_k] [\eta_k^i[n] + H^2]} \quad (20)$$

其中， $\eta_k[n] = \|\mathbf{Q}_u[n] - \mathbf{U}_m\|^2$ ； $\eta_k^i[n] = \|\mathbf{Q}_u^i[n] - \mathbf{U}_m\|^2$ 。因此约束式(8)可以被重写为约束

$$\sum_{n=(k-1)N/K+2}^{k \cdot N/K} \delta b[n] B x_k[n] \geq D_k, \forall k, n \quad (21)$$

其中，左边关于 $\mathbf{Q}_u[n]$ 是凹函数，右边是常数，因此约束式(21)是凸约束。

接下来，针对约束式(14)，令 $\gamma_m = p_m[n] \beta_0 / \sigma^2$ ，再引入非负松弛变量 $\mathbf{X}_m = \{x_m[n], \forall m, n\}$ 表示下界，下界 $x_m[n]$ 满足约束

$$\log_2 \left(1 + \frac{\gamma_m}{\|Q_u[n] - U_m\|^2 + H^2} \right) \geq x_m[n] \quad (22)$$

不等式(22)的左边关于 $Q_u[n]$ 是非凸的,但是关于 $\|Q_u[n] - U_m\|^2$ 是凸函数。假设 $Q_u[n]$ 第 i 次迭代的局部值为 $Q_u^i[n]$,因此需要对 $\|Q_u[n] - U_m\|^2$ 进行1阶泰勒近似作为凸函数的下界,下界的表达式 $x_m[n]$ 见式(23)

$$x_m[n] = \log_2 \left(1 + \frac{\gamma_m}{\mu_m^i[n] + H^2} \right) - \frac{\gamma_m \log_2(e) [\mu_m[n] - \mu_m^i[n]]}{[\mu_m^i[n] + H^2 + \gamma_m] [\mu_m^i[n] + H^2]} \quad (23)$$

其中, $\mu_m[n] = \|Q_u[n] - U_m\|^2$; $\mu_m^i[n] = \|Q_u^i[n] - U_m\|^2$ 。因此约束式(14)可以被重写为约束

$$\frac{1}{N \cdot M} \sum_{n=1}^N \delta(1 - b[n]) B x_m[n] \geq R_{\min}, \forall m \quad (24)$$

左边关于 $Q_u[n]$ 是凹函数,右边是常数,因此约束式(24)是凸约束。然后目标函数表示为

$$\max_{Q_u[n], X_m} \frac{1}{M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M B \delta(1 - b[n]) x_m[n] \quad (25)$$

因此,子问题P3转化为问题P3.1

$$\left. \begin{aligned} \text{P3.1: } & \max_{Q, X_m, X_k} \frac{1}{M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M B \delta(1 - b[n]) x_m[n] \\ \text{s.t.} & \text{式(1)一式(5)、式(21)和式(24)} \end{aligned} \right\} \quad (26)$$

通过一系列转换上述关于轨迹优化的子问题P3被转化为一个标准的凸问题P3.1,可直接使用标准凸优化工具CVX来解决。

3.3 整体算法收敛性和复杂度分析

前3节分析了所有变量对于优化问题的影响。功率分配是标准的凸优化问题,而占空比分配是线性规划问题,因此它们都可以被精确的求解出结果。然而对于轨迹优化问题,本文通过SCA方法将其转化为近似问题进而得到近似最优解。在本节中的推导过程即算法1的流程,令 $A = \{b_n, \forall n\}$, $P = \{p_{mn}, \forall m, n\}$ 以及 $Q = \{Q_n, \forall n\}$ 。因此提出的面向多任务的无人机轨迹和资源迭代优化算法1的收敛性的证明过程如下。

证明 地面用户的总卸载量能够表示为 $D(A, P, Q)$,见式(27)

$$D(A, P, Q) = \max_{A, P, Q} \frac{1}{M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M B \delta(1 - b[n]) \cdot \log_2 \left(1 + \frac{p_m[n] g_m[n]}{\sigma^2} \right) \quad (27)$$

首先,在算法1的步骤4中,因为线性规划问题

在给定的 Q_n^i 和 P_n^i 下能够被求出最优解,因此可以得到不等式

$$D(A_n^i, P_n^i, Q_n^i) \stackrel{P1}{\leq} D(A_n^{i+1}, P_n^i, Q_n^i) \quad (28)$$

其中, $D(A_n^i, P_n^i, Q_n^i)$ 是原问题P0的初始值,接下来在算法1的步骤5中,根据求解的 A_n^{i+1} 和给定的 Q_n^i ,得到不等式

$$D(A_n^{i+1}, P_n^i, Q_n^i) \stackrel{P2}{\leq} D(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^i) \quad (29)$$

其中, $D(A_n^{i+1}, P_n^i, Q_n^i)$ 是对占空比优化问题P1的求解值,接下来在算法1的步骤6中,根据求解的 A_n^{i+1} 和 P_n^{i+1} ,得到不等式

$$D^{lb,i}(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^i) \stackrel{P3.1}{\leq} D^{lb,i}(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^{i+1}) \quad (30)$$

在不等式(30)中, $D^{lb,i}$ 表示转换后的问题P3.1关于 $\{A, P, Q\}$ 的目标函数值。根据不等式(30)可以得到不等式

$$\begin{aligned} D(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^i) &= D^{lb,i}(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^i) \\ &\leq D^{lb,i}(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^{i+1}) \\ &\leq D(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^{i+1}) \end{aligned} \quad (31)$$

在不等式(31)中因为问题P3.1是问题P3采用SCA方法经过严格的一阶泰勒展开转化的,即问题P3.1与问题P3是等价的,因此问题P3.1与问题P3在给定 Q_n^i 下的目标函数值相同,即 $D(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^i) = D^{lb,i}(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^i)$ 成立。而子问题P3在给定 Q_n^{i+1} 时得到的下界等于凸优化问题P3.1的目标函数值,所以满足 $D^{lb,i}(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^{i+1}) \leq D(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^{i+1})$ 。(31)中的不等式虽然通过求解问题P3.1来获得无人机飞行轨迹的近似最优解,但是可以保证问题P3的目标函数值在每次迭代之后不会降低。

因此,最终可以得到不等式

$$D(A_n^i, P_n^i, Q_n^i) \leq D(A_n^{i+1}, P_n^{i+1}, Q_n^{i+1}) \quad (32)$$

综上所述,原问题P0的目标值在算法1的每次迭代之后都不会下降,目标函数值在迭代过程中不断地趋向于一个最大值,最终会实现收敛。因此,优化问题的求解是可行的,同时可以证明算法1是收敛的。

由于BCD算法的性能优异并且可以对目标函数中的每个变量精确优化,因此算法1的收敛性能非常好。接下来总结了处理提出的优化问题的迭代优化算法,如算法1所示。

假设本文所提算法的最大迭代次数为 $l_r = \alpha$,迭代过程中允许的最大容忍度误差表示为 ξ ,那么本文所提算法1的复杂度大约为 $O(\alpha(MN + M^3 N^3 \log_2(\xi^{-1})))$ 。

4 仿真结果与分析

本节进行了大量仿真来说明该文所提算法的有效性和收敛性并探讨对系统影响较大的因素。考虑系统中存在 $M = 10$ 的地面用户、 $K = 3$ 的地面目标位置，其中所有地面用户的位置随机产生在一个 $(X,Y)=600 \text{ m} \times 600 \text{ m}$ 的区域，3个地面目标位置分别设置为 $(-300, -300) \text{ m}$ 、 $(-100, -100) \text{ m}$ 和 $(100,100) \text{ m}$ ，无人机起始位置、结束位置被分别设置为 $(-300, -300, H) \text{ m}$ 和 $(300,300,H) \text{ m}$ ^[2,5,7]。具体参数设置如表1所示^[6,10,18]。为探讨无人机传输时隙占空比、用户发射功率和无人机轨迹对系统的影响，本文制定了4种方案：(1)本文方案；(2)固定占空比方案；(3)固定功率方案；(4)固定轨迹方案。并根据相关文献^[5-9]中提出的方法结合该文的系统模型，制定了两种单任务优化方案作为基准方案：基准方案1单独优化无人机数据采集与传输任务，基准方案2单独优化地面用户卸载给无人机的MEC任务。

算法 1 面向多任务的无人机轨迹和资源迭代优化算法

- (1) 初始化最大误差 ε 、总吞吐量初始值 obj 、迭代次数初始值 $i=0$ 、最大迭代次数 α 与 $D^i(n) = \{A_n^i, Q_n^i, P_{m,n}^i\}$
- (2) **while** $i < \alpha$ **do**
- (3) $i = i + 1$,
- (4) 给定 $\{Q_n^i, P_{m,n}^i\}$ ，求解占空比子问题P1，得到最优情况 $\{A_n^{i+1}, Q_n^i, P_{m,n}^i\}$;
- (5) 给定 $\{A_n^{i+1}, Q_n^i\}$ ，求解功率子问题P2，得到最优情况 $\{A_n^{i+1}, Q_n^i, P_{m,n}^{i+1}\}$;
- (6) 给定 $\{A_n^{i+1}, P_{m,n}^{i+1}\}$ ，求解轨迹子问题P3.1，得到最优情况 $\{A_n^{i+1}, Q_n^{i+1}, P_{m,n}^{i+1}\}$;
- (7) 将 $\{A_n^{i+1}, Q_n^{i+1}, P_{m,n}^{i+1}\}$ 带入目标函数中计算当前总吞吐量迭代值 objnew ;
- (8) **if** $\text{abs}(\text{objnew} - \text{obj}) \leq \varepsilon$ **then break**
- (9) **else** $\text{obj} = \text{objnew}$;
- (10) **end while**
- (11) 输出最优参数值 $\{A_n^*, Q_n^*, P_{m,n}^*\} = \{A_n^i, Q_n^i, P_{m,n}^i\}$ ，计算获得当前最大的总吞吐量为 $\text{obj}^* = \text{objnew}$;

表 1 关键的仿真参数

参数	取值	参数	取值
飞行高度 H	100 m	最大传输能量 E_{\max}	0.4 J
飞行时隙 N	60	最小传输速率 R_{\min}	4×10^4 bit/s
飞行周期 T	60 s	最大平均功率 P_{\max}	500 mW
信道带宽 B	1 MHz	目标区域半径 d_{set}	10 m
最大速度 V_{\max}	20 m/s	功率谱密度 N_0	-90 dBm/Hz
信道功率增益 β_0	-60 dB	目标位置数据量 D_k	7×10^6 bit

图3展示了6种方案在每个时隙的总卸载吞吐量，从中可以清楚地看到由于无人机在第1个时隙、第21个时隙与第41个时隙处于采集目标位置信息的状态，因此整个信道全部用于用户的卸载传输，从中可以看出在这3个时间点卸载量会有一个很明显的上升。两种基准方案与其他方案相比，在每个时隙的卸载量更加平均。

图4展示了6种方案的收敛性，不难看出基准方案2总卸载比特数远远大于其他方案，这是因为基准方案2只考虑单任务的优化即总卸载比特数的最大化(所有的资源用于处理地面用户卸载给无人机的MEC任务)。然而，从图5中可以看出基准方案2没有完成无人机数据采集与传输任务。本文提出的4种方案总卸载比特数均大于单独优化无人机数据采集与传输任务的基准方案1，提出方案做到了多任务之间的权衡，成功解决了两种任务且取得了理想的效果。提出方案的算法在总卸载计算比特方面明显优于其他制定的方案，这是因为该算法考虑了飞行轨迹、传输功率和占空比3个变量的联合优化。而固定功率

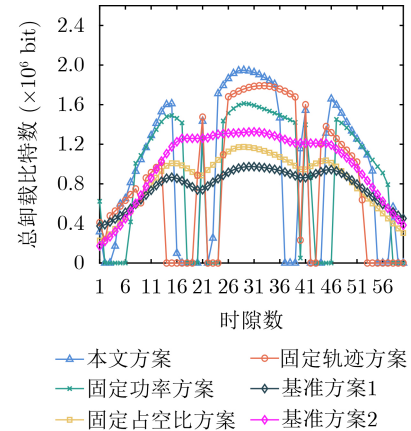


图 3 6种方案在每个时隙的总卸载吞吐量

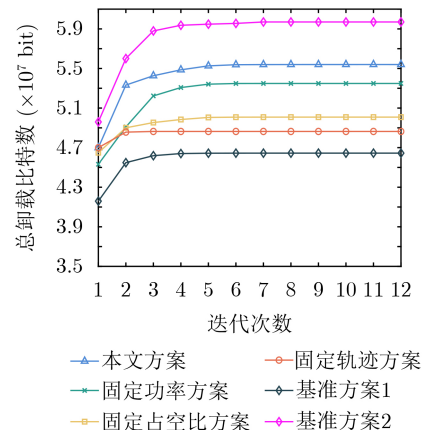


图 4 6种方案的收敛性

方案没有考虑传输功率变化带来的性能增益,固定占空比方案没有考虑动态时隙分配带来的性能增益,固定轨迹方案没有考虑无人机机动性和飞行轨迹带来的性能增益。

图6显示了无人机飞行高度 H 对系统性能的影响。从图6中可以看出,在不同的资源优化算法下,总卸载比特数随着无人机飞行高度 H 的增加而逐渐减小。这是因为飞行高度越高,信道质量就越差,这需要无人机BS分配更多的资源,包括时间、传输功率给地面用户,并靠近地面用户以满足它们的需求,这导致了总卸载比特数的减少。

图7表示地面用户传输能量对四种方案系统性能的影响。从图7中可以看出,除了固定功率方案,其余3种方案随着传输能量的增加而增加。当地面用户设备能量不充足时,为取得更好的系统性能,用户只能在信道条件好的时候增大传输功率,但当能量逐渐充足的时候,地面用户对信道的要求会随之降低,在更多的时隙增大传输功率,总卸载比特数也随之增大。固定功率方案在能量不足时,只能选择当前情况下的最佳平均传输功率,当能量充足时由于存在平均功率限制,平均传输功率很快达到了上限,达到上限后总卸载比特数就不再随着能量增加而增加,达到稳定。

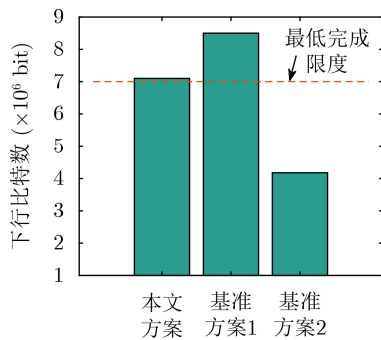


图5 无人机采集数据下行吞吐量

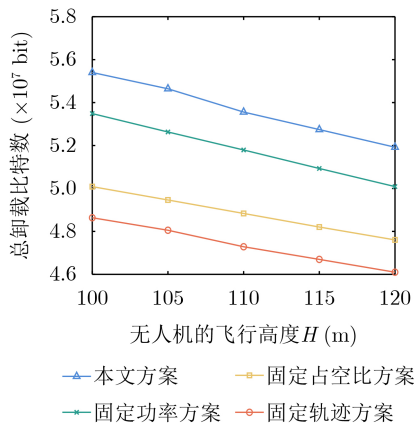


图6 无人机飞行高度 H 对系统性能的影响

图8显示出不同的 D_k 和 d_{set} 对系统性能的影响。当 d_{set} 是一个固定值时,随着目标位置采集数据量 D_k 的增加,总卸载比特数会逐渐减小。这是因为当 D_k 增加时,无人机分配给下行传输的时间占比会增加,因此地面用户的总卸载比特数会降低。当 D_k 是一个固定值时,随着目标区域半径 d_{set} 的增加,总卸载比特数会逐渐变大。这是因为当 d_{set} 增加时,无人机对目标区域采集数据的限制会降低,无人机可以更加灵活的选择更优的飞行轨迹去靠近地面用户的聚集区域,因此地面用户的总卸载比特数会上升。

5 结束语

本文针对灾害环境下存在多任务需求的情况,构建了面向数据采集传输任务与移动边缘计算任务的无人机辅助的通信网络资源分配和轨迹优化方案。其中,通过联合优化传输占空比、用户传输功率和无人机轨迹从而最大化地面用户总卸载比特数。采用基于BCD算法和SCA算法的多变量迭代优化算法,将优化问题中的非凸问题转化为凸问题

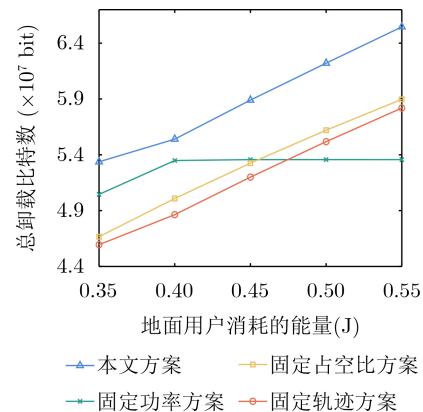


图7 用户传输能量对系统性能的影响

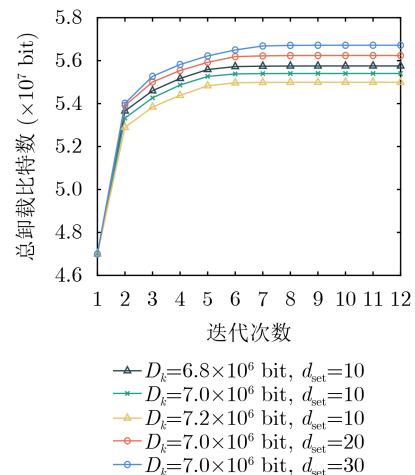


图8 不同的 D_k 和 d_{set} 对系统性能的影响

并求解。仿真部分针对不同因素对系统总卸载吞吐量的影响进行了讨论，并验证了本文算法的有效性和收敛性。未来的工作中将考虑更加实用的信道模型和研究多无人机联合处理多任务的复杂场景。

参考文献

- [1] VAN HUYNH D, DO-DUY T, NGUYEN L D, *et al.* Real-time optimized path planning and energy consumption for data collection in unmanned Ariel vehicles-aided intelligent wireless sensing[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(4): 2753–2761. doi: [10.1109/TII.2021.3114358](https://doi.org/10.1109/TII.2021.3114358).
- [2] YU Zhe, GONG Yanmin, GONG Shimin, *et al.* Joint task offloading and resource allocation in UAV-enabled mobile edge computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(4): 3147–3159. doi: [10.1109/JIOT.2020.2965898](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.2965898).
- [3] OLLERO A, TOGNON M, SUAREZ A, *et al.* Past, present, and future of aerial robotic manipulators[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 38(1): 626–645. doi: [10.1109/TRO.2021.3084395](https://doi.org/10.1109/TRO.2021.3084395).
- [4] LIU Yi, NIE Jiangtian, LI Xuandi, *et al.* Federated learning in the sky: Aerial-ground air quality sensing framework with UAV swarms[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(12): 9827–9837. doi: [10.1109/JIOT.2020.3021006](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3021006).
- [5] ZENG Yao and TANG Jianhua. MEC-assisted real-time data acquisition and processing for UAV with general missions[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(1): 1058–1072. doi: [10.1109/TVT.2022.3203704](https://doi.org/10.1109/TVT.2022.3203704).
- [6] YANG Zheyuan, BI Suzhi, and ZHANG Y J A. Online trajectory and resource optimization for stochastic UAV-enabled MEC systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(7): 5629–5643. doi: [10.1109/TWC.2022.3142365](https://doi.org/10.1109/TWC.2022.3142365).
- [7] ZHANG Shuhang, ZHANG Hongliang, HAN Zhu, *et al.* Age of information in a cellular internet of UAVs: Sensing and communication trade-off design[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(10): 6578–6592. doi: [10.1109/TWC.2020.3004162](https://doi.org/10.1109/TWC.2020.3004162).
- [8] LI Tianyang, LENG Supeng, WANG Zhihong, *et al.* Intelligent resource allocation schemes for UAV-swarm-based cooperative sensing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(21): 21570–21582. doi: [10.1109/JIOT.2022.3183099](https://doi.org/10.1109/JIOT.2022.3183099).
- [9] MENG Kaitao, HE Xiaofan, WU Qingqing, *et al.* Multi-UAV collaborative sensing and communication: Joint task allocation and power optimization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(6): 4232–4246. doi: [10.1109/TWC.2022.3224143](https://doi.org/10.1109/TWC.2022.3224143).
- [10] LYU Liang, ZENG Fanzi, XIAO Zhu, *et al.* Computation bits maximization in UAV-enabled mobile-edge computing system[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(13): 10640–10651. doi: [10.1109/JIOT.2021.3123429](https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3123429).
- [11] NIE Yiwen, ZHAO Junhui, GAO Feifei, *et al.* Semi-distributed resource management in UAV-aided MEC systems: A multi-agent federated reinforcement learning approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(12): 13162–13173. doi: [10.1109/TVT.2021.3118446](https://doi.org/10.1109/TVT.2021.3118446).
- [12] LIANG Tianhao, LIU Wentao, YANG Jiayan, *et al.* Age of information based scheduling for UAV aided emergency communication networks[C]. ICC 2022-IEEE International Conference on Communications, Seoul, Republic of Korea, 2022: 5128–5133. doi: [10.1109/ICC45855.2022.9838496](https://doi.org/10.1109/ICC45855.2022.9838496).
- [13] ZHANG Liang and ANSARI N. Latency-aware IoT service provisioning in UAV-aided mobile-edge computing networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(10): 10573–10580. doi: [10.1109/JIOT.2020.3005117](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3005117).
- [14] HU Zhenzhen, ZENG Fanzi, XIAO Zhu, *et al.* Computation efficiency maximization and QoE-provisioning in UAV-enabled MEC communication systems[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2021, 8(2): 1630–1645. doi: [10.1109/TNSE.2021.3068123](https://doi.org/10.1109/TNSE.2021.3068123).
- [15] SUN Mengying, XU Xiaodong, QIN Xiaoqi, *et al.* AoI-energy-aware UAV-assisted data collection for IoT networks: A deep reinforcement learning method[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(24): 17275–17289. doi: [10.1109/JIOT.2021.3078701](https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3078701).
- [16] LU Weidang, DING Yu, GAO Yuan, *et al.* Secure NOMA-based UAV-MEC network towards a flying eavesdropper[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(5): 3364–3376. doi: [10.1109/TCOMM.2022.3159703](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2022.3159703).
- [17] LU Weidang, DING Yu, GAO Yuan, *et al.* Resource and trajectory optimization for secure communications in dual unmanned aerial vehicle mobile edge computing systems[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(4): 2704–2713. doi: [10.1109/TII.2021.3087726](https://doi.org/10.1109/TII.2021.3087726).
- [18] 裴二荣, 陈新虎, 陈琪美, 等. 基于全频谱共享的三维轨迹和功率优化方法[J]. *电子与信息学报*, 2024, 3(46): 835–847. doi: [10.11999/JEIT230261](https://doi.org/10.11999/JEIT230261).

裴二荣：男，教授，研究方向为无线移动通信。

娄宇涵：男，硕士生，研究方向为无人机通信、移动边缘计算。

李永刚：男，副教授，研究方向为无线移动通信。

黎伟：男，博士，研究方向为无线移动通信。

责任编辑：余蓉