

SCDDA:基于SCA和Dinkelbach的空-天-地一体化网络无人机轨迹与计算卸载优化方法

郑晶晶, 陈星, 张建山

引用本文

郑晶晶, 陈星, 张建山. SCDDA:基于SCA和Dinkelbach的空-天-地一体化网络无人机轨迹与计算卸载优化方法[J]. 计算机科学, 2025, 52(11): 270-279.

ZHENG Jingjing, CHEN Xing, ZHANG Jianshan. SCDDA:SCA and Dinkelbach-based Approach for UAV Trajectory and Computation Offloading in Space-Air-Ground Integrated Networks [J]. Computer Science, 2025, 52(11): 270-279.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于联盟区块链的数据可信共享方案](#)

Data Trusted Sharing Scheme Based on Consortium Blockchain

计算机科学, 2025, 52(11): 398-407. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241000169>

[基于多智能体深度强化学习的光储充电站动态定价及能源调度策略](#)

Dynamic Pricing and Energy Scheduling Strategy for Photovoltaic Storage Charging Stations Based on Multi-agent Deep Reinforcement Learning

计算机科学, 2025, 52(9): 337-345. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240700197>

[端云人脸识别系统计算卸载策略设计](#)

Design of Computation Offloading Strategy for Device-Cloud Face Recognition System

计算机科学, 2025, 52(6A): 240600065-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240600065>

[云边协同环境下面向负载时间窗口的无服务器应用资源分配方法](#)

Resource Allocation Method with Workload-time Windows for Serverless Applications in Cloud-edge Collaborative Environment

计算机科学, 2025, 52(6): 336-345. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240400073>

[空天地一体化网络的无人机轨迹和计算卸载联合优化](#)

Joint Optimization of UAV Trajectories and Computational Offloading for Space-Air-Ground Integrated Networks

计算机科学, 2025, 52(4): 74-84. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241000098>

SCDDA:基于 SCA 和 Dinkelbach 的空-天-地一体化网络无人机轨迹与计算卸载优化方法

郑晶晶^{1,2,3} 陈星^{1,2,3} 张建山⁴

1 福州大学计算机与大数据学院 福州 350116

2 大数据智能教育部工程研究中心 福州 350002

3 福建省网络计算与智能信息处理重点实验室 福州 350116

4 闽江学院计算机与大数据学院 福州 350116

(1518699263@qq.com)

摘要 移动设备的普及所产生的海量异构数据,对数据通信网络提出了更高的要求。在此背景下,第六代移动网络(6G)有望满足各种移动设备执行计算密集型和延迟敏感型移动应用的需求。当前,空间、空中和地面的网络组件之间有机结合所形成的新颖的空-天-地一体化网络(SAGIN)成为 6G 架构的关键组成部分。与传统地面通信范式相比,SAGIN 可以利用卫星、高空平台和无人机等非地面网络组件有效扩大移动通信网络的覆盖范围和提高吞吐量,可以很好地满足无基础设施地区中大量移动设备的需求。尽管 SAGIN 在无基础设施地区中各方面的应用潜力巨大,但其仍面临资源限制、网络拓扑动态变化和移动设备服务要求等实际挑战。针对上述挑战,考虑了真实场景下用户移动性对系统能效的影响,研究了一种 SAGIN 中的计算卸载和无人机(UAV)路径规划联合优化问题。为解决目标联合优化问题,基于凸优化技术设计了一种高效新颖的算法,将目标问题解耦成两个子问题,并分别通过逐次凸逼近(SCA)和 Dinkelbach 方法求解子问题,以得到目标优化问题的近似最优解。数值仿真结果表明,与其他基准算法相比,所提算法表现出的性能更优。

关键词:空-天-地一体化网络;无人机轨迹;计算卸载;用户移动性

中图分类号 TP399

SCDDA:SCA and Dinkelbach-based Approach for UAV Trajectory and Computation Offloading in Space-Air-Ground Integrated Networks

ZHENG Jingjing^{1,2,3}, CHEN Xing^{1,2,3} and ZHANG Jianshan⁴

1 College of Computer and Data Science, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China

2 Engineering Research Center of Big Data Intelligence, Ministry of Education, Fuzhou 350002, China

3 Fujian Key Laboratory of Network Computing and Intelligent Information Processing, Fuzhou 350116, China

4 School of Computer and Big Data, Minjiang University, Fuzhou 350116, China

Abstract The massive amount of heterogeneous data generated by the widespread use of mobile devices has placed higher demands on data communication networks. In this context, the sixth-generation(6G) mobile network is expected to meet the needs of various mobile devices executing computation-intensive and latency-sensitive mobile applications. Currently, the novel Space-Air-Ground Integrated Network(SAGIN), which results from the organic combination of network components in space, air, and ground, has become a key component of the 6G architecture. Compared with traditional terrestrial communication paradigms, SAGIN can effectively enhance the coverage and throughput of mobile communication networks by utilizing non-terrestrial network components such as satellites, high-altitude platforms, and UAVs. This makes it well-suited to meet the needs of a large number of mobile devices in infrastructure-less areas. Despite the significant potential of SAGIN in various aspects for infrastructure-less regions, its application still faces practical challenges such as resource constraints, dynamic changes in network topology, and service requirements of mobile devices. To address these challenges, this paper considers the impact of user mobility on system

到稿日期:2024-11-27 返修日期:2025-03-16

基金项目:国家自然科学基金(62072108);福建省自然科学基金(2024J08277);福建省促进海洋与渔业产业高质量发展专项(FJHYF-ZH-2023-02);福建省技术创新重点攻关及产业化项目(2024XQ004)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62072108), Natural Science Foundation of Fujian Province(2024J08277), Special Funds for Promoting High-quality Development of Marine and Fishery Industries in Fujian Province(FJHYF-ZH-2023-02) and Fujian Key Technological Innovation and Industrialization Projects(2024XQ004).

通信作者:张建山(jszhang@mju.edu.cn)

energy efficiency under real-world scenarios, and investigates a joint optimization problem of computation offloading and UAV trajectory in SAGIN. To solve the targeted joint optimization problem, an efficient and novel algorithm based on convex optimization techniques is designed, decoupling the target problem into two sub-problems. These sub-problems are solved separately using the SCA and the Dinkelbach method, to obtain an approximate optimal solution to the target optimization problem. Numerical simulation results demonstrate that the proposed algorithm outperforms other benchmark algorithms in terms of performance.

Keywords Space-Air-Ground Integrated Network, UAV trajectory, Computation offloading, User mobility

1 引言

近年来,随着移动设备的普及,产生了海量的异构数据,对数据通信网络提出了更高的要求。在此背景下,电信行业快速发展,第六代移动网络(6th Generation Mobile Networks, 6G)有望满足各种移动设备执行计算密集型和延迟敏感型移动应用的需求^[1]。这些移动设备不仅被部署在城市中,以提高城市的智能化水平,还被应用于远程服务,如在无基础设施地区中进行数据收集和任务执行。无基础设施地区是指与网络通信相关的基础设施(例如数据存储、电力供应、算力支持等)不可靠甚至不可用的地区。当前,由于地理环境和投入成本的限制,在无基础设施地区部署传统的地面通信范式几乎是不可能的。因此,扩大现有移动通信网络的覆盖范围以满足广大无基础设施地区的需求迫在眉睫。

在6G时代,空间、空中和地面的网络组件之间的通信壁垒一定程度上被打破,它们有机结合所形成的新颖的空-天-地一体化网络(Space-Air-Ground-Integrated Networks, SAGIN)受到学术界和工业界的广泛关注^[2]。与传统地面通信范式相比,SAGIN可以利用卫星、高空平台和无人机等非地面网络组件有效提高移动通信网络的覆盖范围和吞吐量,可以很好地满足无基础设施地区中大量移动设备的需求。

尽管SAGIN在无基础设施地区中各方面的应用潜力巨大,但其仍面临以下实际挑战。1)可使用资源的限制:在无基础设施地区,网络基础设施所提供的通信、计算和存储等资源严重不足,非地面网络组件所提供的上述资源也十分有限,这对各种资源的使用效率提出了更高的要求。2)网络拓扑的动态变化:在SAGIN中,空间、空中和地面网络组件之间的相对位置会随时间快速变化,即网络状态是时变的而不是静态的,在网络模型构建时需充分考虑这种网络特性。3)移动设备的服务要求:在无基础设施地区,移动设备所执行的可能是计算密集型或延迟敏感型移动应用,这对SAGIN所提供的服务质量提出了多维度要求。

针对上述挑战,本文研究了一种SAGIN中的计算卸载和无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)路径规划联合优化问题。在该问题中,我们充分考虑了移动设备的移动性,旨在通过优化UAV飞行轨迹和速度以及移动设备的卸载策略来最大化系统性能。其中,卸载策略包括关联关系和卸载比例。本文的贡献如下:

1)针对无基础设施地区面临的实际挑战,研究了SAGIN中的计算卸载和UAV轨迹规划联合优化问题,旨在满足系统时延和UAV移动性能等约束条件下,最大化系统能效。

2)针对上文定义的非凸优化问题,提出了一种基于连续凸近似(Successive Convex Approximation, SCA)和Dinkel-

bach的求解算法。首先,将目标优化问题解耦为计算卸载决策和UAV轨迹优化两个子问题。在算法的第一阶段,通过基于Dinkelbach的方法获得最优的计算卸载策略;在算法的第二阶段,采用基于SCA的方法对UAV的飞行轨迹和速度进行优化。

3)设定了合理完备的模拟实验环境,进行了广泛的模拟实验,并与多种基准算法进行了多维度比较。实验结果表明,所提算法具有较好的可行性和优越性。

本文第2章回顾了相关工作;第3章描述了系统模型与问题定义;第4章详细介绍了所提出的算法;第5章进行了仿真实验验证与结果分析;最后总结全文。

2 相关工作

近年来,大量计算密集、延迟敏感等类型的应用层出不穷,这对无线电频谱资源有限的无线通信基础设施造成了非常大的负担。在这一背景下,移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)作为一种创新的解决方案,通过将计算、通信和存储资源下沉至无线接入网络边缘,显著提升了网络的服务质量和用户体验^[3]。然而,面对无基础设施地区的特殊挑战,传统的MEC和地面通信范式已无法令人满意。

6G时代的SAGIN应运而生,成为解决上述问题的关键。SAGIN通过整合卫星、高空平台站(High Altitude Platform Stations, HAPs)、无人机和地面蜂窝通信系统,形成了一个覆盖广泛、高度灵活的网络架构^[4]。在SAGIN框架下,具有高灵活性和可部署性的无人机发挥了重要作用。目前,针对无人机部署优化问题的研究主要集中在两个方面,即准静态场景下的部署位置优化和动态场景下的轨迹优化。

准静态场景下的部署位置优化,指的是在一个较短的时隙内,忽略地面用户以及无人机的移动性,根据系统内各用户的分布情况以及任务状况,来决定无人机最佳部署位置的问题。文献[5]以实现最大响应时延为目标,研究了在多无人机辅助MEC系统中联合优化无人机的部署位置和用户卸载策略。文献[6]建立了一个多无人机的移动边缘计算系统,提出了一种用于联合优化无人机部署和任务调度的双层优化方法。该方法通过考虑无人机的数量以及用户位置,来对无人机的部署进行优化,同时优化了任务调度以为移动用户提供良好的服务。

无人机的动态轨迹优化,指的是在一段较长的时间内,通过调整无人机的运动轨迹,动态改变MEC系统的通信链路状态,依次为系统用户提供高效可靠的计算服务。目前,在无人机使能MEC系统中,联合优化无人机轨迹和计算卸载分配以实现较高的计算性能是一个重要的课题^[7-9]。文献[10]中提出了一种联合区域划分和轨迹优化的方法来减少无人机

的能耗,从而实现负载均衡。文献[11]提出了一种基于差分进化的联合优化算法,采用乐观 Actor-Critic 算法优化无人机轨迹,从而在多用户交互场景中最小化系统能耗和延迟。然而,随着环境复杂性的增加,传统算法的计算时间可能会呈指数增长。文献[12]提出了一种基于传统算法的改进强化学习算法来优化计算卸载和资源分配。对于无人机轨迹优化问题,文献[13]提出了一种从序列到序列的指针网络模型,将无人机的位置和地面设备的聚类输入模型中,用于训练网络模型,并通过该模型得到无人机的最优轨迹。然而,在面对动态变化的系统空间时,使用强化学习或深度学习需要根据系统变化重新收集大量的训练数据,并且需要耗费时间不断训练这些模型以适应其变化。因此,该方法无法满足复杂环境下网络拓扑动态变化的训练要求。

以上工作都是假设用户位置不变,用户需求先验固定或者在已知用户需求下规划整个无人机轨迹和计算卸载方案。实际上,空中、地面网络之间的相对位置是会随时间发生改变的,这体现在许多移动场景中,如移动游戏和视频,计算需求随机到达,用户位置动态变化。这就需要针对此复杂场景设计无人机轨迹和计算卸载方案优化算法。考虑到用户移动性,文献[14]提出了一种基于双深度 Q 网络的算法,基于无人机能量和服务质量的约束条件,实现长期吞吐量最大化。然而,它是一个仅考虑了无人机悬停在固定位置上的简化的系统模型。文献[15]使用 DQN 规划无人机路径,并将动作空间离散为包括 8 个具有恒定速度和额外悬停模式的飞行方向的有限集。然而,却忽略了无人机在实际情况中移动性的限制。

同时,文献[16]以最小化系统任务总时延为目标,研究了空-天-地场景下的计算卸载问题。文献[17]以最小化系统传输时延为目标,通过应用凸优化理论和整数规划的方法,研究了高动态和时延敏感环境下任务卸载和资源分配的联合优化问题。文献[18]研究了空地集成网络中的计算任务调度问题,设计了一种基于强化学习算法的任务调度策略,该策略在考虑无人机能量、容量限制的同时,最小化所有任务卸载和计算延迟。尽管 SAGIN 在无基础设施地区展现出巨大潜力,但仍面临诸多挑战。

鉴于上述问题,本文针对无基础设施地区下可使用资源受到限制的问题,同时考虑了实际场景中的网络拓扑动态变化情况,研究了 SAGIN 中的系统能效最大化问题,提出了 SCDDA 算法。该算法将目标问题解耦为两个子问题,并分别通过 SCA 技术和 Dinkelbach 方法优化无人机的飞行轨迹和飞行速度,以及系统的卸载比例和关联关系。

3 系统模型与问题定义

3.1 网络模型

本文提出的空-天-地一体化移动边缘计算系统如图 1 所示,其由地面层、空中层和空间层组成。地面层包含 K 个具有移动能力的地面用户设备(Mobile Ground Device, MGD),它们的集合用 $K = \{1, 2, \dots, K\}$ 表示。为了简化系统模型,假定 MGDs 的移动遵循 Gauss-Markov 模型,这在蜂窝通信系统中是常用的^[19-20]。假定在所考虑的周期内,系统中的每

个 MGD 均会产生一个待执行的任务, MGD $k \in K$ 产生的计算任务可以用四元组 $I_k = \langle D_k, S_k, O_k, T_k \rangle$ 表示。其中 D_k 表示计算任务 I_k 的输入数据(以 bits 为单位); S_k 表示计算任务的复杂度(以 cycles/bit 为单位); O_k 表示计算结果的大小(以 bits 为单位),由于计算结果的大小通常比输入数据 D_k 小得多,因此计算结果的传输过程可以忽略不记,这种设定已在各种研究工作中被使用^[21]; T_k 表示计算任务 I_k 的最大容许延迟。

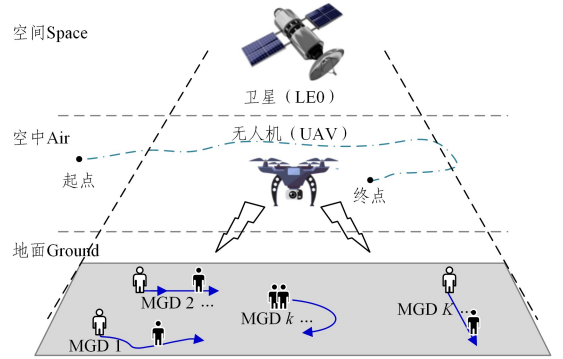


图 1 系统模型

Fig. 1 System model

如图所示,空中层中存在一台计算资源和服务范围有限的 UAV,其在系统中充当边缘服务器的角色,用于在周期 T 内处理 MGDs 产生的延迟敏感和计算密集型任务。将周期 T 平均离散为多个长度均为 δ 的时隙,它们的集合用 $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示。UAV 在周期 T 内共享相同的频带进行通信,在任一时隙, UAV 都通过时分多址(Time Division Multiple Access, TDMA)为其关联的 MGD 提供服务。此外,空间层中包含一颗能够为区域内所有 MGDs 提供云计算服务的近轨卫星(Low Earth Orbit Satellite, LEO)。

为了提升计算效率, MGDs 可以将部分计算任务卸载到 UAVs 或 LEO 卫星上执行。为了避免过度划分而破坏计算任务完整性,仅将计算任务划分成两部分,即只允许每个 MGD 选择一台 UAV 或者卫星进行计算任务的卸载。当时隙的长度足够短时,可以假定在每个时隙中所有的 MGDs 和 UAV/LEO 都保持相对静止。不失一般性地,用一个三维笛卡尔坐标系来描述系统中不同计算节点在不同时隙中的位置。MGD $k \in \mathcal{K}$ 在时隙 $n \in \mathcal{N}$ 的水平坐标可以表示为 $u_k(n) = [x_k(n), y_k(n)]^T \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$, $k \in \mathcal{K}$, $n \in \mathcal{N}$; UAV 在时隙 $n \in \mathcal{N}$ 的水平坐标可以表示为 $q(n) = [x(n), y(n)]^T \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$, $n \in \mathcal{N}$ 。此外,为了使 UAV 在下一个周期依旧可以提供稳定的计算服务, UAV 需要在每个周期结束时返回初始位置,因此 UAV 的轨迹需要满足如下约束:

$$q(1) = q(n) \quad (1)$$

UAV 的运行过程还受其最小和最大速度的约束,即:

$$V_{\min} \delta_t \leq \|q(n+1) - q(n)\| \leq V_{\max} \delta_t \quad (2)$$

其中, V_{\min} 和 V_{\max} 分别是 UAV 能够保持飞行的最小速度和最大速度。

系统模型构建过程中主要涉及的符号及定义如表 1 所列。

表 1 符号定义
Table 1 Symbol definitions

符号	定义
K	移动设备的数量
N	时间周期离散数量
T	时间周期持续时间
δ_t	时隙大小
$u_k(n)$	移动设备 k 在时隙 n 时的坐标
$q(n)$	无人机在时隙 n 时的坐标
I_k	每个移动设备需要执行的计算任务,记为 D_k, S_k, O_k, T_k
D_k	计算任务 I_k 的数据量大小
S_k	计算任务 I_k 中每 bit 数据量需要的计算资源量
O_k	计算任务 I_k 的计算结果大小
T_k	计算任务 I_k 的最大完成时延
V_{\min}/V_{\max}	无人机的最小/最大速度
f_k^{loc}	移动设备 k 的计算频率
f_k^{UAV}	无人机分配给移动设备 k 的计算频率
f_k^{leo}	低轨卫星分配给移动设备 k 的计算频率
$\lambda_k(n)/\eta_k(n)$	移动设备 k 的计算任务在时隙 n 时卸载到无人机/低轨卫星上的卸载比例
$v(n)$	时隙 n 时无人机的实际飞行速度
$a(n)$	时隙 n 时无人机的飞行加速度
a_{\max}	无人机的最大飞行加速度
M_{\max}	无人机可执行的最大任务并发数
R_{\max}	无人机的服务半径
H	无人机的飞行高度
P_t	移动设备的传输功率
h_0	单位距离下的信道增益
$h_k(n)$	在时隙 n 时移动设备 k 和无人机之间的信道增益
B	信道带宽
σ^2	高斯白噪声功率
$R_k(n)$	时隙 n 时移动设备 k 和无人机之间的传输功率
$\alpha_k(n)/\beta_k(n)$	时隙 n 移动设备 k 与无人机/近地卫星的关联关系
E^{total}	系统总能耗

3.2 时延和能耗模型

定义变量 $\lambda_k(n)$ 和 $\eta_k(n)$ 分别表示 MGD $k \in \mathcal{K}$ 所产生的计算任务 I_k 的输入数据在时隙 $n \in \mathcal{N}$ 中卸载到 UAV 和 LEO 上的比例,即有 $\lambda_k(n)D_k$ bits 的输入数据将被卸载到 UAV,或有 $\eta_k(n)D_k$ bits 的输入数据将被卸载到 LEO 执行,剩余 $(1-\lambda_k(n))D_k$ bits 或 $(1-\eta_k(n))D_k$ bits 的输入数据将在 MGD 本地执行。在所提出的系统中,计算任务的执行过程分为本地计算过程、边缘计算过程和云计算过程 3 种。由于 MGDs 的本地计算过程并不占用系统带宽和传输功率等资源,因此,本地计算过程和边缘计算过程或云计算过程可以同时执行。

3.2.1 本地执行过程

定义 f_k^{loc} 为 MGD $k \in \mathcal{K}$ 的本地 CPU 计算频率(以 cycle/s 为单位),它表示本地 CPU 单位时间内能提供的计算资源量。在本地处理计算任务 I_k 的部分输入数据所需要的时延为:

$$T_k^{\text{loc}} = \frac{(1-\lambda_k(n)-\eta_k(n))D_k S_k}{f_k^{\text{loc}}} \quad (3)$$

本地处理计算任务 I_k 的部分输入数据所消耗的能量为:

$$E_k^{\text{loc}} = \gamma (f_k^{\text{loc}})^2 (1-\lambda_k(n)-\eta_k(n))D_k S_k \quad (4)$$

其中, γ 是与 CPU 芯片架构有关的有效开关电容大小。

3.2.2 边缘计算过程

将计算任务的部分输入数据从 MGD 卸载到 UAV 执行所产生的延迟和能耗由 3 部分组成:1) 将输入数据从 MGD 传输到 UAV 的通信延迟和能耗;2) UAV 上计算输入数据的处理延迟和能耗;3) 用于将计算结果从 UAV 传输到 MGD 的通信延迟和能耗。

鉴于地-天通信信道的特性,可以用视线信道链路(Line-of-Sight, LoS) 模型对 MGD $k \in \mathcal{K}$ 与 UAV 之间的无线信道进行建模。在任一时刻 $n \in \mathcal{N}$ 中, MGD $k \in \mathcal{K}$ 与 UAV 之间的无线信道功率增益可量化为:

$$h_k(n) = h_0 d_k^{-2}(n) \quad (5)$$

其中, $d_k(n) = \sqrt{H^2 + \|U_k(n) - q(n)\|_2^2}$ 表示 MGD $k \in \mathcal{K}$ 与 UAV 之间的空间距离, h_0 表示单位距离的信道功率增益。在时隙 $n \in \mathcal{N}$ 中, MGD $k \in \mathcal{K}$ 与 UAV 之间的数据传输速率可进一步表示为:

$$R_k(n) = B \log_2 \left(1 + \frac{h_k(n)P_k}{\sigma^2} \right) \quad (6)$$

其中, B 表示无线信道带宽, P_k 是 MGD k 的传输功率, σ^2 为加性白高斯噪声功率。

二进制变量 $\alpha_k(n)$ 被定义为在时隙 $n \in \mathcal{N}$ 中 MGD $k \in \mathcal{K}$ 与 UAV 之间的关联关系,当 $\alpha_k(n) = 1$ 时表示 MGD $k \in \mathcal{K}$ 决定在时隙 $n \in \mathcal{N}$ 中将部分计算任务卸载到 UAV 上执行,否则, $\alpha_k(n) = 0$ 。故在时隙 $n \in \mathcal{N}$ 中, MGD $k \in \mathcal{K}$ 与 UAV 之间的传输时延和传输能耗可以分别表示为:

$$T_k^{\text{tra}}(n) = \frac{\alpha_k(n)\lambda_k(n)D_k}{R_k(n)} \quad (7)$$

$$E_k^{\text{tra}}(n) = T_k^{\text{tra}}(n)P_k = \frac{\alpha_k(n)\lambda_k(n)D_k P_k}{R_k(n)} \quad (8)$$

需要注意的是,为了保证 MGDs 和 UAVs 之间的通信信道状态符合 LoS 信道特征, MGD $k \in \mathcal{K}$ 与其关联的 UAV 之间需要保持一定的仰角。定义常量 θ 表示 UAV 与 MGDs 之间应该保持的最小仰角,因此有约束条件:

$$\alpha_k(n)d_k(n) \leq H \arctan \theta \quad (9)$$

在时隙 $n \in \mathcal{N}$ 中,关联到 UAV 上的 MGDs 数量少于其服务上限时, UAV 能够并行地为其所有关联的 MGDs 提供计算服务。但鉴于 UAV 的计算能力有限,当关联的 MGDs 数量超过 UAV 的服务上限时,将会造成额外的、不可预测的排队时延,极大地影响计算任务的确定性和服务质量,需要避免这种情况。因此 MGDs 和 UAVs 之间的关联关系需要符合约束:

$$\sum_{k=1}^K \alpha_k(n) \leq M_{\max} \quad (10)$$

定义 f_k^{UAV} 表示 UAV 分配给 MGD $k \in \mathcal{K}$ 的 CPU 计算频率(以 cycles/s 为单位)。在时隙 $n \in \mathcal{N}$ 中,计算任务 I_k 的部分输入数据在 UAV 上的执行时间和执行能耗可以分别表示为:

$$T_k^{\text{exe}}(n) = \frac{\alpha_k(n)\lambda_k(n)D_k S_k}{f_k^{\text{UAV}}} \quad (11)$$

$$E_k^{\text{UAV}}(n) = \alpha_k(n)\gamma (f_k^{\text{UAV}})^2 \lambda_k(n)D_k S_k \quad (12)$$

此外,对于卸载到 UAV 的部分计算任务,必须在当前时隙内完成计算,因此边缘计算过程需要符合约束:

$$\max(T_k^{\text{tra}}(n) + T_k^{\text{exe}}(n), T_k^{\text{loc}}(n)) \leq \delta_t \quad (13)$$

3.2.3 LEO 云计算过程

随着微波通信和多波束天线技术的发展,直接地面空间传输的可行性已经得到证明。在所提出的系统中,假定 LEO 采用固定的传输速率 R_s 与 MGDs 进行通信,并且该传输速率通常小于 MGDs 与 UAVs 之间的传输速率。定义二进制变量 $\beta_k(n)$ 用于表示在时隙 $n \in \mathcal{N}$ 中 MGD $k \in \mathcal{K}$ 与 LEO 之间的关联关系, $\beta_k(n) = 1$ 表示 MGD $k \in \mathcal{K}$ 决定将部分计算任务卸载到 LEO 上执行,否则 $\beta_k(n) = 0$ 。计算任务从 MGDs 卸载到 LEO 上所需的传输时延和传输能耗可以分别表示为:

$$T_{k,\text{leo}}^{\text{tra}}(n) = \frac{\beta_k(n)\eta_k(n)D_k}{R_s} \quad (14)$$

$$E_{k,\text{leo}}^{\text{exe}}(n) = T_{k,\text{leo}}^{\text{tra}}(n)P_k = \frac{\beta_k(n)\eta_k(n)D_kP_k}{R_s} \quad (15)$$

此外,采用常量 f_k^{leo} 表示 LEO 为 MGD $k \in \mathcal{K}$ 提供的 CPU 计算频率(以 cycles/s 为单位)。LEO 拥有丰富的计算资源,能够并行地处理各个 MGD 卸载的计算任务。计算任务 I_k 卸载到 LEO 上的部分输入数据的执行时间和能耗可以分别表示为:

$$T_{k,\text{leo}}^{\text{exe}}(n) = \frac{\beta_k(n)\eta_k(n)D_kS_k}{f_k^{\text{leo}}} \quad (16)$$

$$E_{k,\text{leo}}^{\text{exe}}(n) = \beta_k(n)\gamma(f_k^{\text{leo}})^2\eta_k(n)D_kS_k \quad (17)$$

与边缘计算过程类似,云计算过程中必须满足时隙约束:

$$\max(T_{k,\text{leo}}^{\text{tra}}(n) + T_{k,\text{leo}}^{\text{exe}}(n), T_k^{\text{loc}}(n)) \leq \delta_t \quad (18)$$

与文献[22]中类似,设定 UAV 的能耗主要由计算相关能耗和其推进能耗组成。UAV 推进能耗可以表示为:

$$E_u = \sum_{n=1}^N \left(c_1 \delta_t \|V_n\|^3 + \frac{\delta_t c_2}{\|V_n\|} \frac{c_2 \|V_n - V_{n-1}\|^3}{g^2 \|V_n\| \delta_t} \right) \quad (19)$$

其中, c_1 和 c_2 是与无人机重量、翼面积、空气密度等相关的参数, g 为重力加速度。式(19)表示 UAV 悬停在某一位置时,能量 $E_u \rightarrow \infty$, 此时计算效率为零,因此 UAV 必须在时间范围内保持非零速度飞行。

综上所述,在一个周期 T 内,执行所有计算任务的系统总能耗为:

$$E^{\text{tot}} = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N (E_k^{\text{loc}} + E_k^{\text{tra}}(n) + E_k^{\text{uav}}(n) + E_{k,\text{leo}}^{\text{tra}}(n) + E_{k,\text{leo}}^{\text{exe}}(n)) \quad (20)$$

3.3 问题定义

将系统能效定义为在时间周期内 UAV 的任务吞吐量与系统总能耗之比,即:

$$QE = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \lambda_k(n)D_k}{E^{\text{tot}}} \quad (21)$$

本文旨在解决以下优化问题:在给定系统参数的条件下,通过联合优化 UAV 飞行轨迹、MGDs 与 UAVs/LEO 之间的关联关系以及计算任务的卸载比例,实现系统能效的最大化。问题形式化如下:

$$P: \max_{\mathcal{Q}, \mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{O}} QE$$

$$\text{s. t. C1: } q(1) = q(N)$$

$$\text{C2: } V_{\min} \delta_t \leq \|q(n+1) - q(n)\| \leq V_{\max} \delta_t$$

$$\text{C3: } \lambda_k(n) \in [0, 1]$$

$$\text{C4: } \eta_k(n) \in [0, 1]$$

$$\text{C5: } \alpha_k(n) \in \{0, 1\}$$

$$\text{C6: } \beta_k(n) \in \{0, 1\}$$

$$\text{C7: } \alpha_k(n) + \beta_k(n) = 1$$

$$\text{C8: } \max\{T_k^{\text{tra}}(n) + T_k^{\text{exe}}(n), T_k^{\text{local}}(n)\} \leq \delta_t$$

$$\text{C9: } \max\{T_{k,\text{leo}}^{\text{tra}}(n) + T_{k,\text{leo}}^{\text{exe}}(n), T_k^{\text{local}}(n)\} \leq \delta_t$$

$$\text{C10: } \sum_{k=1}^K \alpha_k(n) \leq M_{\max}$$

$$\text{C11: } \alpha_k(n)d_k(n) \leq H \arctan \theta$$

$$\text{C12: } \|a(n)\| \leq a_{\max}$$

$$\text{C13: } v(n) - v(n-1) = a(n)\delta_t$$

$$\text{C14: } q(n+1) - q(n) = \frac{v(n) + v(n+1)}{2} \delta_t$$

其中,约束条件 C1 表示 UAV 在周期结束时需要返回其初始位置;约束条件 C2 表示 UAV 的速度限制;约束条件 C3 和 C4 表示卸载比例的取值范围;约束条件 C5 和 C6 表示 MGDs 与 UAVs/LEO 之间关联变量的取值范围;约束条件 C7 表示每个 MGD 在一个时隙中只能选择关联到一台 UAV 或者 LEO;约束条件 C8 表示在一个时隙中卸载到 UAV 的部分任务只能在当前时隙计算完成;约束条件 C9 表示在一个时隙中卸载到 LEO 的部分任务只能在当前时隙计算完成;约束条件 C10 表示关联到某台 UAV 上的 MGDs 数量不得超过其服务上限;约束条件 C11 表示被关联的 MGDs 都应该在 UAV 的可服务范围之内;约束条件 C12 - C14 表示 UAV 的路径与加速度约束。

4 SCDDA 两阶段交替优化算法

基于上述分析,提出了 SCDDA 两阶段交替优化算法来解决目标优化问题。在该算法中,将问题 P 解耦成两个子问题,并在第一阶段通过给定的 $\mathcal{Q} = \{q(n) | n \in \mathcal{N}\}$ 优化 $\{\mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{O}\}$;在第二阶段通过给定的 $\{\mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{O}\}$ 优化 \mathcal{Q} 。

4.1 关联关系和卸载比例优化

给定飞行轨迹后,关联关系和卸载比例优化子问题可以表示为:

$$P1: \max_{\mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{O}} \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \lambda_k(n)D_k}{E^{\text{tot}}}$$

$$\text{s. t. C3 - C11}$$

P1 是最大化分式目标函数优化问题。通过 Dinkelbach 方法[23],P1 的分式目标函数可以等效转换为基于引理 1 的参数问题。

引理 1 当且仅当:

$$f(\theta^*) \triangleq \max_{\mathcal{Q}, \mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{O}} \left\{ \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \lambda_k(n)D_k - \theta^* E^{\text{tot}} \right\} = 0 \quad (22)$$

时,问题 P1 得到最优解,其中 θ^* 为最优计算率。

证明:参考文献[23]。

因此,问题 P1.1 可以转换为以下等效参数问题:

$$\text{P1.1: } \max_{\mathcal{Q}, \mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{O}} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \lambda_k(n) D_k - \theta E^{\text{tot}}$$

s. t. C3-C11

定理 1 问题 P1.1 是关于变量 $\lambda_k(n)$ 的线性规划问题。

证明:构造辅助函数

$$f(\lambda_k) = \lambda_k D_k - \theta (E_k^{\text{loc}} + E_k^{\text{tra}} + E_k^{\text{uav}} + E_{k, \text{leo}}^{\text{tra}} + E_{k, \text{leo}}^{\text{exe}}) + C \quad (23)$$

并求该函数关于 λ_k 的二阶函数,可以得到 $\frac{\partial^2 f^2(\lambda_k)}{\partial \lambda_k^2} = 0$, 因此该函数是关于 λ_k 的线性函数。由于问题 P1.1 的目标函数是 KN 个上述线性函数之和,因此该目标函数是关于变量 λ_k 的线性函数。此外,由于约束条件 C8 和 C9 是关于变量 λ_k 的一阶线性不等式,约束条件 C3 表示变量 λ_k 的取值范围,满足凸集约束。对于约束条件 C5 和 C6,将二进制优化变量松弛成连续变量 $\alpha_k(n)_{k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}}$ 和 $\beta_k(n)_{k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}}$, 并将问题 P1.1 转换为:

$$\text{P1.2: } \max_{\mathcal{Q}, \mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{O}} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \lambda_k(n) D_k - \theta E^{\text{tot}}$$

s. t. C3-C4, C7-C11

C5.1: $\alpha_k(n) \in [0, 1]$

C6.1: $\beta_k(n) \in [0, 1]$

此外,对于约束条件 C10 和 C11,可以采用构造辅助函数求一阶偏导的形式证明其符合线性约束,此处不再赘述。

综合上述分析,可以得出问题 P1.2 的目标函数是线性函数,并且该问题的所有约束条件都是线性的,定理 1 得证。

由于上述线性规划问题涉及的优化变量和约束条件较多,直接求解该问题存在一定困难,因此采用 CVX 进行求解。基于 Dinkelbach 的计算任务卸载策略优化算法的详细步骤如算法 1 所示。

算法 1 基于 Dinkelbach 的计算任务卸载策略优化算法

1. 初始化 θ^0 ;
2. Repeat

$$Y_k^2(n) = \frac{B h_0 P_k \log_2 e}{\sigma^2 (H^2 + \|U_k(n) - q(n)\|^2) (H^2 + \|U_k(n) - q(n)\|) + \frac{h_0 P}{\sigma^2}} \quad (26)$$

对于在给定点 $q^r(n)$ 处展开得到下界值,通过引入非负的松弛变量 $y_k(n)_{k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}}$, 将问题 P2 转换为:

$$\text{P2.1: } \min_{\mathcal{Q}} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \alpha_k(n) \lambda_k(n) D_k P_k y_k(n)$$

s. t. C1-C2, C9, C11-C14

C8.1: $\alpha_k(n) \lambda_k(n) D_k y_k(n) \leq \delta_t - T_k^{\text{exe}}(n)$

C15: $y_k(n) \geq \frac{1}{R_k(n)}$

对于非凸约束 C2, 引入松弛变量 $\epsilon(n)_{n \in \mathcal{N}}$, 将其转换为:

$$\text{P2.2: } \min_{\mathcal{Q}} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \alpha_k(n) \lambda_k(n) D_k P_k y_k(n)$$

s. t. C1, C9, C11-C14

C2.1: $\|q(n+1) - q(n)\|^2 \leq V_{\max} \delta_t$

C2.2: $\|q(n+1) - q(n)\|^2 + \epsilon(n) \geq (V_{\max} \delta_t)^2$

C2.3: $\epsilon(n) \geq 0$

C8.1: $\alpha_k(n) \lambda_k(n) D_k y_k(n) \leq \delta_t - T_k^{\text{exe}}(n)$

3. 求解问题 P1.2, 得到 $\lambda^*(n), \alpha^*(n)$ 和 $\beta^*(n)$;

4. 更新 $\theta^r = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \lambda_k^*(n) D_k E^{\text{tot}*}$;

5. $r = r + 1$;

6. Until $\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \lambda_k(n) D_k - \theta E^{\text{tot}} \leq \epsilon$

7. 输出: $\lambda^*(n), \alpha^*(n), \beta^*(n)$

4.2 飞行轨迹优化

在该优化子问题中,原优化问题的优化变量 $Q = \{q(n) | n \in \mathcal{N}\}$ 与关联关系 \mathcal{A} 和 \mathcal{B} 以及卸载比例 \mathcal{O} 之间的耦合关系不再存在,执行计算任务所需的本地能耗 E_k^{loc} 、UAV 计算能耗 E_k^{uav} 、卫星计算能耗 $E_{k, \text{leo}}^{\text{tra}}$ 、卫星传输能耗 $E_{k, \text{leo}}^{\text{tra}}$ 都是已知的。同时,卸载比例 \mathcal{O} 也是已知的,即在该子问题中 $\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \lambda_k(n) D_k$ 是一个常数。因此,在给定 $\{\mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{O}\}$ 的条件下,飞行轨迹优化子问题可以简化为 UAV 传输能耗最小化问题,表示为:

$$\text{P2: } \min_{\mathcal{Q}} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \frac{\alpha_k(n) \lambda_k(n) D_k P_k}{R_k(n)}$$

s. t. C1-C2, C8-C9, C11-C14

可以发现,问题 P2 的目标函数以及约束条件 C2 和 C8 仍然具有非凸性。为了解决上述问题,提出了一种基于 SCA 的算法,通过将非凸约束替换成合适的凸约束,以得到问题的迭代解。具体地,在每次迭代中采用一阶泰勒展开的下界值取代非凸函数,即:

$$\begin{aligned} R_k(n) &= B \log \left(1 + \frac{h_0 P_k}{\sigma^2 (H^2 + \|U_k(n) - q(n)\|^2)} \right) \\ &\geq \underset{\wedge}{R_k(n)} \\ &\triangleq Y_k^1(n) - Y_k^2(n) \left(\frac{\|U_k(n) - q(n)\|^2}{-\|U_k(n) - q^r(n)\|^2} \right) \end{aligned} \quad (24)$$

其中, $q^r(n)$ 表示时隙 n 中经过 t 次迭代后 $R_k(n)$ 的泰勒展开点, $Y_k^1(n)$ 和 $Y_k^2(n)$ 分别表示泰勒展开式的常数项和一阶系数,具体如下:

$$Y_k^1(n) = B \log \left(1 + \frac{h_0 P_k}{\sigma^2 (H^2 + \|U_k(n) - q(n)\|^2)} \right) \quad (25)$$

$$\text{C15: } y_k(n) \geq \underset{\wedge}{\frac{1}{R_k(n)}} \quad (26)$$

定理 2 求解问题 P2.2 等价于求解问题 P2。

证明:首先能容易地推导出在得到问题 P2.2 的最优解时,约束 C15 需满足相等性。因为约束 C15 中存在一个约束满足严格不等式,所以始终可以增加对应的松弛变量 $y_k(n)$, 从而实现在不改变目标值的情况下满足所有约束。因此 P2.2 总是存在一个最优解,使得 C15 中的所有约束都满足相等性。同理,约束 C2.2 中的所有约束都满足等式。否则,总可以增加 $\epsilon(n)$ 得到另一个目标值较小的可行解。进一步地,约束 C2 可以用约束 C2.1-C2.3 来代替。因此,问题 P2.2 等价于问题 P2。定理 2 得证。

此时,问题 P2.2 是关于 Q, \mathcal{Y} 和 ϵ 的联合凸问题,可以采用 CVX 进行有效求解。原始非凸问题可以通过在每次迭代中更新 $\{q(n), v(n), \epsilon(n), y(n)\}$, 迭代优化 P2.2 来解决。使

用 CVX 求解 P2.2 时,其时间复杂度主要由内点法的复杂度决定,P2.2 中需要解决的优化变量包括用户数量 K 和时间周期 \mathcal{N} 。因此,P2.2 的总体时间复杂度可以表示为 $O(\log(1/\epsilon)(KN)^3)$,其中 ϵ 表示阈值。具体步骤如算法 2 所示。

算法 2 基于 SCA 的飞行轨迹优化算法

1. 初始化 $\{q^0(n), v^0(n), \epsilon^0(n), y^0(n)\}$;
2. Repeat
3. 根据给定局部点 $\{q^r(n), v^r(n), \epsilon^r(n), y^r(n)\}$,使用标准凸优化技术或者 CVX 工具对问题 P2.2 进行求解,获取当前最优解;
4. 更新第 r 次迭代的局部点;
5. $\{q^{r+1}(n), v^{r+1}(n), \epsilon^{r+1}(n), y_i^{r+1}(n)\} = \{q^*(n), v^*(n), \epsilon^*(n), y_i^*(n)\}$;
6. $r=r+1$;
7. Until 收敛到规定的精度
8. 输出: $\{q^*(n), v^*(n), \epsilon^*(n), y^*(n)\}$

5 仿真结果与分析

为了验证所提出的 SCDDA 两阶段交替优化算法的可行性和有效性,本文进行了大量的仿真,并且实现了多种对比算法。

5.1 仿真设置

本文考虑了一个空-天-地一体化移动边缘计算系统,该系统位于一块大小为 $200 \times 200 \text{ m}^2$ 的正方形区域。本文的时间周期为 $\{60, 80, 100\}$,时隙大小为 1 s 。 K 个 MGD 随机分布在该区域,并遵循所设定的移动模型,MGD 在每个时隙分别有一个输入数据大小为 $\{5, 10\}$ bits 的随机计算任务需要执行,它们的计算频率为 1 GHz 。UAV 的初始位置为 $q(1) = (200, 100)$,一台 UAV 能并行地向服务范围内的至多 4 个 MGD 提供计算卸载服务,UAV 为每个 MGD 提供的计算频率为 3 GHz 。UAV 的最大速度和最小速度分别为 80 m/s 和 20 m/s 。此外,利用近地轨道卫星作为远端的云中心,为地面用户提供无处不在的云计算服务,近地轨道卫星为每个地面用户提供的计算频率为 3.5 GHz 。其他的系统参数具体设置如表 2 所列。

表 2 系统参数

Table 2 System parameters

系统参数	值
系统带宽/Mbps	1
发射功率/W	0.1
信道增益/dB	-60
高斯白噪声/dBm	-100
芯片参数	10^{-27}
c_1	9.26×10^{-4}
c_2	2250
计算复杂度/cycle/bit	100
无人机飞行高度/m	100
无人机服务半径/m	100
无人机最大加速度/ m/s^2	5
卫星传输速率/Mbit/s	15
移动设备数量/台	6, 8, 10

5.2 收敛性分析

本节给出了在不同时间周期、不同用户数量任意搭配的场景下,所提出的 SCDDA 算法得到的能效随迭代次数的变化,具体的场景设置如表 3 所列,仿真结果如图 2 所示。从图中可以看出,在不同场景下,SCDDA 都能快速收敛到能效的近似最优解。对比场景 1-3、场景 4-6 和场景 7-9 的收敛曲线,可以发现相同时间周期下,用户数量发生变化时,SCDDA 可以收敛到近似最优解;而在相同的用户数量下,时间周期发生变化时,SCDDA 同样可以在 6 次迭代内收敛到近似最优解。上述分析验证了所提算法 SCDDA 的收敛性。同时,随着场景复杂度的增加,收敛曲线逐渐趋于密集,能效集中在 $[36, 40]$ 。这表明了在复杂环境下,系统能效也趋于稳定,在应对复杂场景时表现出了良好的收敛性,进一步验证了本文所提算法在处理多用户、多任务的复杂系统时的有效性和稳健性。

表 3 场景设置

Table 3 Scenario setup

时间周期/s	用户设备数量/个	场景
60	6	Scene1
	8	Scene2
	10	Scene3
80	6	Scene4
	8	Scene5
	10	Scene6
100	6	Scene7
	8	Scene8
	10	Scene9

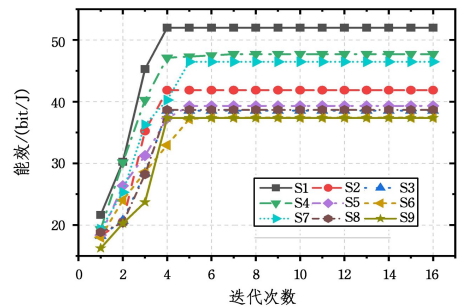


图 2 迭代收敛情况

Fig. 2 Iterative convergence status

5.3 系统参数约束下能效分析

本节给出了在时间周期为 80 s 、用户数量为 8 时,不同系统参数任意搭配的场景下,所提出的 SCDDA 算法获得的能效情况,仿真结果如表 4 所列。

表 4 不同系统参数下的能效

Table 4 Energy efficiency under different system parameters

场景	V_{\min}	V_{\max}	f_k^{UAV}	f_k^{leo}	能效	
1	20	50	2.5	4	36.4533	
2				3	40.7805	
3			3.5	2	36.6252	
4				2.5	45.9329	
5				38.9554		
6			50	80	3	40.9421
7			80	110		38.4701

由表 4 中场景 5-7 的实验结果可以得到,当其他系

统参数不变时,随着无人机速度的增加,能效整体的变化趋势呈倒 U 形。原因是,在无人机低速飞行时,无人机完整周期的任务吞吐量主要受限于无人机的移动速度和通信链路的质量。随着速度的增加,无人机能够更快地到达与用户的通信范围点,从而更快地覆盖多个用户并为其提供计算服务,从而提高任务的吞吐量。因此,在这个阶段,能效呈上升趋势。然而,随着速度的进一步提高,导致无人机的推进功耗急剧上升,且无人机与用户之间的相对速度较大,导致通信链路的质量下降,计算任务卸载的效率降低,进一步削弱了无人机的任务吞吐量。因此,能效整体呈下降趋势。

根据场景 3-5 的能效,当无人机分配给用户的计算频率较低时,无人机的计算能力有限,任务处理速率较低。随着计算频率的适度提高,任务吞吐量显著提升,而能耗增长较慢,系统能效呈上升趋势。直至接近峰值后,若继续增大计算频率,无人机的计算能耗可能将按照超线性关系增加,导致系统总能耗快速上升从而拉低系统的整体能效。

同理,在卫星分配给用户的计算频率增加的初期,系统的整体能耗会随之增加。在接近峰值达到瓶颈点后,会随着计算频率的增加而急剧下降。

5.4 性能分析

本节引入了其他算法与本文算法进行对比,分别从轨迹优化和计算卸载方案性能进行对比,以验证本文算法的有效性。为了与本文的场景进行更好的适配与性能比较,本文改写了相关研究中常用的几种基准算法,使其适用于

本文所提出的问题。

1) 圆形轨迹飞行(RT):以实验区域的几何中心为圆心,无人机以恒定的速度沿着圆的轨迹飞行,在时间周期内回到起点。

2) TCPS^[20]:根据移动设备的地理位置划分为多个簇,并为其划分圆形区域。无人机沿着每个簇的圆心以最大速度飞行。

3) 固定计算卸载策略(EO):无人机的飞行轨迹由第 4 章中的算法确定,卸载比例为某一固定值,无需计算。

4) 随机计算卸载策略(RO):无人机的飞行轨迹由第 4 章中的算法确定,卸载比例为可在截止日期内完成的在约束下的随机值,无需进行计算。

其中,RT 和 TCPS 两种基准算法的计算卸载策略都由第 4 章的算法确定。

图 3 展示了 8 个用户的轨迹和无人机在不同时间周期下的轨迹。可以看出,无人机的轨迹大体上与移动设备的移动方向是吻合的。这是因为无人机会随着移动设备的轨迹而调整自身的飞行方向,并尽可能地靠近每个设备,在其周围盘旋以便卸载更多的计算任务。随着时间周期的增长,为了尽可能地提高系统的能效,无人机在每个设备周围盘旋的时间更长,飞行覆盖范围更广。图 4 中的速度也验证了这种趋势,在 UAV 远离移动设备时,UAV 会提高速度向移动设备靠近;当靠近移动设备时,UAV 会降低速度以便与移动设备保持更好的通信,卸载更多的计算任务。

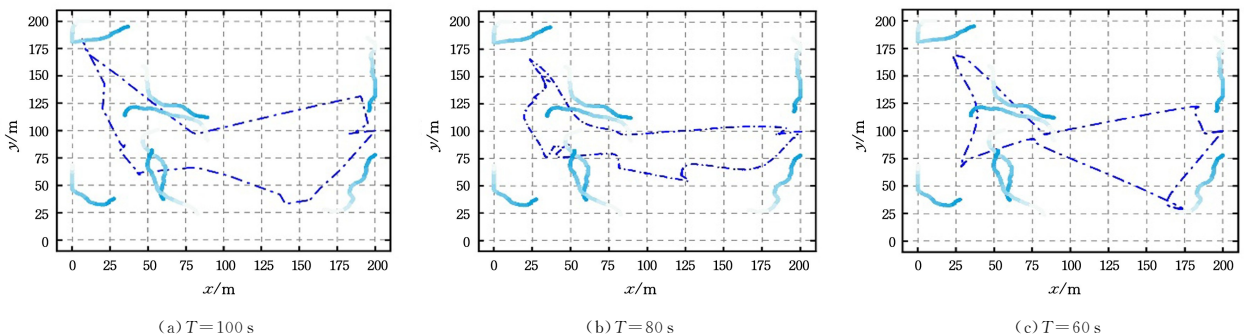


图 3 $K=8$ 时 UAV 的轨迹

Fig. 3 Trajectory of UAV when $K=8$

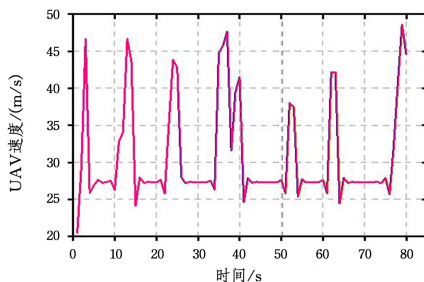


图 4 $T=100\text{s}, K=8$ 时 UAV 的速度

Fig. 4 UAV's speed when $T=100\text{s}, K=8$

图 5 分别绘制了 6 个、8 个和 10 个移动设备的场景下,不同算法在不同时间周期下的能效比较。可以发现,本文算

法在上述场景下的系统性能表现都是最优的,表明了本文算法在相同的能耗下能够卸载更多的计算任务。随着时间周期的增长,本文算法在能效上并没有发生明显的浮动,而 RT 在时间周期越长的情况下,能效随之降低。这是因为该算法没有根据移动设备的轨迹对 UAV 的轨迹进行优化,在无法更多地卸载移动设备计算任务的同时,还增大了 UAV 飞行推进能量的损耗,导致能效降低。TCPS 算法根据移动设备的位置划分簇,根据簇心来决定 UAV 的飞行轨迹,在一定程度上提高了系统的能效。但是,TCPS 算法仅适用于简单场景,由于其飞行轨迹局限于簇的划分,并同时影响到 UAV 与用户设备的关联性,该算法不能很好地适应每时刻移动设备的位置都在发生变化的复杂场景。

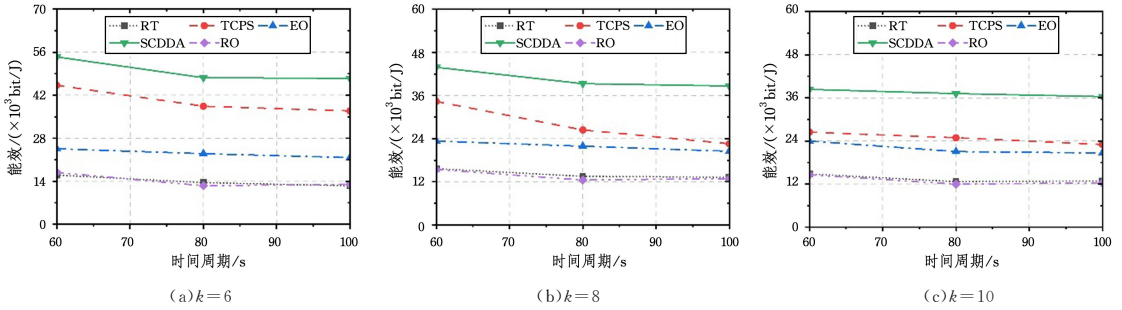


图 5 不同时间周期下的能效比较

Fig. 5 Comparison of energy efficiency under different time periods

图 6 展示了在不同时间周期下,随着用户的增长,各算法能效的变化情况,纵向验证了上述结论。从图 5 中可以发现 RT 的性能最差,但随着用户的增加,其能效逐渐超过 RO。这

是因为在固定飞行轨迹的情况下,用户数量越多,更多用户关联到 UAV 的概率就越大。而 EO 在不同任务负载下计算卸载策略缺乏灵活性,导致资源利用率不高,造成资源利用浪费。

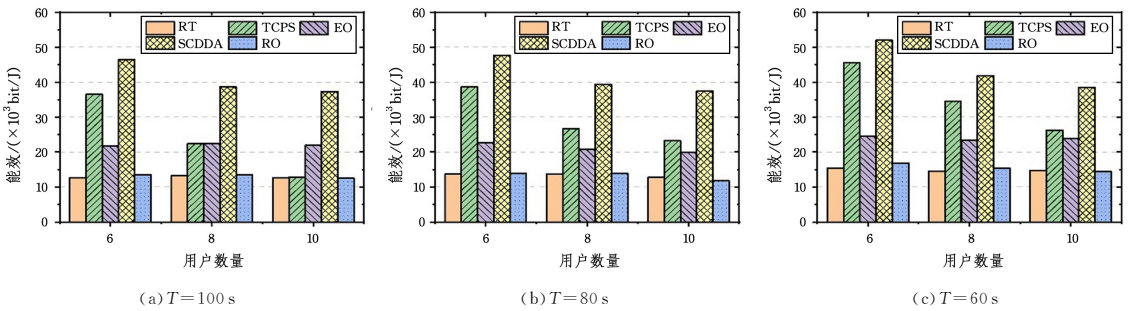


图 6 不同用户设备数量下的能效比较

Fig. 6 Comparison of energy efficiency under different numbers of MGDs

本文算法与 RT 和 TCPS 算法的性能差距验证了本文所提出的轨迹优化带来的能效上的增益。此外,通过与 EO 和 RO 的性能比较,也很好验证了本文算法中计算卸载策略优化的有效性与增益性。当优化计算任务的卸载比例时,可以提供更多的计算资源与分配灵活性,有助于系统获得更好的性能。

结束语 本文研究了在 SAGIN 中,考虑了用户的移动性,利用凸优化技术提出了一种有效的 SCDDA 算法,通过联合优化无人机的飞行轨迹与计算任务卸载策略实现系统能效的最大化。具体而言,通过 SCA 技术优化了无人机的飞行轨迹与飞行速度,通过 Dinkelbach 方法优化无人机的卸载比例和关联关系。数值仿真结果验证了该算法的有效性,与其他基准算法相比,表现出的性能更优。在实际应用中,由于环境的不确定性与动态变化,资源(如计算能力、通信带宽)的分配可能受限于硬件条件或预算约束,因此在未来,将进一步研究资源调度策略以优化资源利用率。

参考文献

[1] ZHU X, JIANG C. Integrated satellite-terrestrial networks toward 6G: Architectures, applications, and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(1): 437-461.
 [2] TAN J, TANG F, ZHAO M, et al. Performance analysis of space-air-ground integrated network (SAGIN): UAV altitude and position angle[C]// 2023 IEEE/CIC International Confe-

rence on Communications in China (ICCC), 2023: 1-6.
 [3] MAO Y, YOU C, ZHANG J, et al. A survey on mobile edge computing: The communication perspective[J]. IEEE Communications Surveys Tutorials, 2017, 19(4): 2322-2358.
 [4] WU J, JIA M, GUO Q. Space-Air-Ground Integrated Network Architecture Based on Mobile Edge Computing[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2021, 5(1): 24-31.
 [5] SUN S, ZHANG G, MEI H, et al. Optimizing multi-UAV deployment in 3D space to minimize task completion time in UAV-enabled mobile edge computing systems[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(2): 579-583.
 [6] 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.
 [7] 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.
 [8] ZHOU F, WU Y, SUN H, et al. UAV-enabled mobile edge computing: Offloading optimization and trajectory design[C]// 2018 IEEE International Conference on Communications (ICC), 2018: 1-6.
 [9] LI M, CHENG N, GAO J, et al. Energy-efficient UAV-assisted mobile edge computing: Resource allocation and trajectory optimization[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,

2020,69(3):3424-3438.

- [10] WANG D, TIAN J, ZHANG H, et al. Task offloading and trajectory scheduling for UAV-enabled MEC networks: An optimal transport theory perspective[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(1): 150-154.
- [11] XIANG K, HE Y. UAV-assisted MEC system considering UAV trajectory and task offloading strategy[C]// *ICC 2023 — IEEE International Conference on Communications*, 2023: 4677-4682.
- [12] CHEN J, XING H, XIAO Z, et al. A DRL agent for jointly optimizing computation offloading and resource allocation in MEC [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(24): 508-524.
- [13] ZHU B, BEDEER E, NGUYEN H H, et al. UAV trajectory planning in wireless sensor networks for energy consumption minimization by deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(9): 9540-9554.
- [14] 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.
- [15] WAN S, LU J, FAN P, 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.
- [16] WANG Z, YU H, ZHU S, et al. Curriculum reinforcement learning-based computation offloading approach in space-air-ground integrated network[C]// *2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing(WCSP)*. 2021: 1-6.
- [17] LI X Q, HE Z Q, ZHOU W T. Task Offloading and Resource Allocation for the MEC-Enabled Integrated Satellite-Terrestrial Network, [J]. *Computer Applications and Software*, 2023, 40(2): 130-137.
- [18] ZHOU C, WU W, HE H, et al. Deep reinforcement learning for delay-oriented IOT task scheduling in SAGIN[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(2): 911-925.
- [19] YANG Z Y, BI S Z, 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.
- [20] MIAO Y, HWANG K, WU D, et al. Drone swarm path planning for mobile edge computing in industrial internet of things[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(5): 6836-6848.
- [21] LI Q, SHI L, ZHANG Z, et al. Resource allocation in UAV-enabled wireless-powered MEC networks with hybrid passive and active communications[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(3): 2574-2588.
- [22] EL-EMARY M, RANJHA A, NABOULSI D, et al. Energy-efficient task offloading and trajectory design for UAV-based MEC systems[C]// *2023 19th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*. 2023: 274-279.
- [23] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming[J]. *Management Science*, 1967, 13(7): 492-498.



ZHENG Jingjing, born in 1999, post-graduate, is a student member of CCF (No. W5869G). Her main research interests include mobile edge computing and space-air-ground integrated networks.



ZHANG Jianshan, born in 1995, Ph.D, associate professor, is a distinguished member of CCF (No. D2738M). His main research interests include space-air-ground integrated networks and edge intelligence.

(责任编辑:柯颖)