

空天地一体化网络中的联合轨迹优化与计算卸载策略

朱昊阳, 张月霞

(北京信息科技大学信息与通信工程学院, 北京 102206)

摘要: 空天地一体化网络作为一种新型网络架构, 能够有效提高网络覆盖范围和服务质量, 是未来 6G 实现万物互联的关键支撑。针对空天地一体化网络中计算资源分配不合理和无人机利用不充分的问题, 提出了一种空天地一体化网络中的联合轨迹优化与计算卸载策略。首先, 分析了无人机的盘旋模型和地面终端的关联关系。其次, 联合考虑了无人机轨迹、无人机与地面终端的匹配因子、任务卸载比例和计算资源分配, 建立了一个系统能耗最小化问题。最后, 采用结合了遗传算法算子的粒子群优化算法联合优化了无人机轨迹与计算卸载方案。仿真结果表明, 所提算法具有良好的收敛性, 可以使系统能耗降低约 33.5%, 具有较好的性能。

关键词: 空天地一体化网络; 无人机轨迹优化; 计算任务卸载; 移动边缘计算

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2025.00475

Joint trajectory optimization and computation offloading strategy for space-air-ground integrated networks

ZHU Haoyang, ZHANG Yuexia

School of Information and Communication Engineering, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 102206, China

Abstract: As a new type of network architecture, the space-air-ground integrated network can effectively improve the network coverage and service quality, and is the key support for the realization of the Internet of everything in the future 6G. Addressing the issues of inefficient computational resource allocation and underutilization of unmanned aerial vehicle (UAV) within such networks, a joint trajectory optimization and computation offloading strategy was proposed for the space-air-ground integrated network. Firstly, the correlation relationship between the UAV's hovering model and the ground terminal was analyzed. Secondly, a system energy minimization problem was established by jointly considering the UAV trajectory, the matching factor between the UAV and the ground terminal, the task offloading ratio and the computational resource allocation. Finally, a particle swarm optimization algorithm combined with a genetic algorithm operator was used to jointly optimize the UAV trajectory and the computational offloading scheme. The simulation results show that the proposed algorithm has good convergence and can reduce the system energy consumption by about 33.5% with good performance.

Key words: space-air-ground integrated network, UAV trajectory optimization, computational task offloading, mobile edge computing

0 引言

近年来, 空天地一体化网络凭借更低的传输时

延来保障信息传送的实时性^[1-2], 更广域的覆盖范围来实现“空天地海”全维度的泛在互联, 更快的传输速率来实现流畅的用户体验, 引起了人们的广泛

收稿日期: 2025-01-14; 修回日期: 2025-02-10

通信作者: 张月霞, zhyx-bupt@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62301058); 北京市科技计划课题 (No. Z191100001419012)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 62301058), Beijing Science and Technology Project (No. Z191100001419012)

关注^[3-4]。随着各种物联网设备的广泛部署,地面无线通信在用户数量和需要支持的服务方面都经历了爆炸式增长^[5],同时也对资源有限的终端设备的计算能力提出了更高的要求。为解决上述问题,设计合理的计算资源分配策略,对空天地一体化网络的研究具有十分重要的意义^[6]。

空天地一体化网络由天基网络、空基网络和地基网络组成。空天地一体化网络以地基网络为基础,空基网络中的无人机(UAV, unmanned aerial vehicle)具有部署灵活机动、受地面影响因素小的优势,通过搭载移动边缘计算(MEC, mobile edge computing)服务器,可有效增强无线网络的覆盖和容量^[7]。天基网络中的低轨(LEO, low earth orbit)卫星具有广域覆盖的优势,为地面终端(GT, ground terminal)提供云计算服务。通过多种网络深度融合,空天地一体化网络可以打破各自独立的网络系统之间数据共享的壁垒,为广域空间范围内的各种网络应用提供泛在、智能、协同、高效的服务^[8-10]。

目前,关于空天地一体化网络的研究已经取得了很多有价值的研究成果,空天地一体化网络与MEC技术相结合,为偏远的GT提供边缘计算服务^[11-14]。文献[15]提出了一种迭代优化方法,并利用贪心算法和连续凸逼近(SCA, successive convex approximation)方法使所有GT的总计算成本最小。由于电池容量有限,文献[16]通过提高地面用户、UAV和卫星的卸载比率和处理资源分配效率来降低能源消耗,在确保能源限制的同时,文献[17]优化卸载决策,以最小化网络时延,并提出了模拟验证的迭代分块连续上界最小化算法。文献[18]中部署UAV作为一个固定平台,通过二维搜索寻找UAV部署的最优位置,并给出相应的最优资源分配策略,使用户的能量消耗最小。文献[19]考虑由多个服务提供商运营的MEC网络,使用强化学习(RL, reinforcement learning)的算法管理UAV或基站上的服务器之间的交互并最大化它们的长期收益。文献[20]提出了一个综合卫星—空中—地面的网络,旨在通过解决关联变量、功率分配和UAV轨迹的联合最佳化问题来提高用户之间的平均吞吐量。文献[21]提出了一种结合太赫兹的空天地一体化网络方案,该方案利用太赫兹频谱的丰富带宽和太赫兹频率分配等优化变量来最小化网络系统的能

量消耗。文献[22]提出了一个整合软件定义网络的资源管理计划,通过分析优先级、时延、能源消耗和服务水平协议等变量来提高经济效率。文献[23]设计了一个由多个地面服务器和一架UAV组成的MEC架构,通过联合优化通信和计算资源及UAV轨迹使得系统的加权计算效率最大化。这些研究仅使用单一UAV,或是将UAV当作固定的空中平台,没有充分发挥UAV易部署和高机动的特性。

文献[24]提出了一种空天地一体化网络联合资源分配策略,通过利用块坐标下降法并引入辅助变量解决了复杂的联合优化问题。文献[25]提出了一种结合非正交多址接入的UAV MEC框架,其中多架UAV被作为边缘服务器,以降低任务卸载能耗。文献[26]研究了飞行自组网络中的无人机路由算法,用以提高空天地一体化网络中通信的可靠性。文献[27]中,UAV配备MEC服务器将地面计算任务迁移到UAV上,联合优化了多架UAV和地面站之间的关键变量,以降低能源消耗和延迟成本,从而提高了通信质量。文献[28]提出了一种新的UAV辅助MEC网络中的任务卸载框架,考虑了MEC排队延迟,通过联合优化用户关联和UAV部署使平均任务时延最小化。文献[29]研究了多UAV的MEC系统中的任务缓存问题,在保证所有设备和UAV能量预算的前提下最小化任务时延。文献[30]研究了一个多功能辅助的两阶段MEC系统,一阶段只执行部分卸载任务,二阶段UAV将部分任务转发给地面以最大限度降低能耗。上述文献对MEC系统中的资源分配问题进行了大量研究,但由于三层网络中的卸载决策和其他变量难以优化,大部分都是在MEC的两层网络中进行卸载决策的优化^[31-32]。因此,在空天地一体化网络框架内优化任务卸载策略,提高网络性能的资源分配仍然具有重要意义。为了充分利用UAV部署灵活、机动性高的特性以及卫星超大范围覆盖的优势,本文研究了空天地一体化网络中的联合轨迹优化与计算卸载策略,通过联合优化系统中UAV轨迹以及计算任务的卸载比例,实现系统总能耗最小。本文的贡献如下。

1) 考虑GT的计算能力有限,本文为了提高网络资源分配的合理性,在UAV上部署了边缘服务器来提供计算卸载服务,利用卫星提供云计算服务。在空天地一体化网络中建立“轨迹—匹配—卸

载一资源”四变量联合优化模型，突破现有研究的两层网络假设，提出了一个联合优化问题，目的是最小化系统能耗。

2) 针对所定义的联合优化问题，本文提出了一种引入遗传算法算子的粒子群优化算法 (PSO-GA, particle swarm optimization-genetic algorithm)，通过双层分解框架与自适应算子设计，高效求解混合整数非线性问题。具体措施是首先使用 PSO-GA 解决 UAV 轨迹与匹配因子的离散优化子问题，再对线性规划卸载率问题设计优先级调度策略进行优化，最后通过循环迭代求解。

3) 仿真结果表明，PSO-GA 性能优于其他算法，具有良好的收敛性，能有效优化 UAV 路径并降低系统能耗。

1 系统模型

空天地一体化 MEC 模型如图 1 所示，该系统由三层网络架构组成，三层网络架构分别是由 M 个 GT 组成的地基网络、由 N 台 UAV 组成的空基网络和由 1 台 LEO 构成的天基网络。在地基网络中， M 个 GT 随机分布，每个终端具有一定的本地计算能力，执行有最大时间约束的计算任务。在空基网络中， N 台 UAV 搭载边缘计算节点，为 GT 提供边缘计算服务，GT 可以将部分计算任务卸载到 UAV 上执行。在天基网络中，LEO 覆盖区域内所有 GT，并且允许 GT 将部分任务卸载到 LEO 上执行。为了方便分析，本文将 GT 和 UAV 的集合分别表示为 $M = \{1, 2, \dots, M\}$ 和 $N = \{1, 2, \dots, N\}$ 。

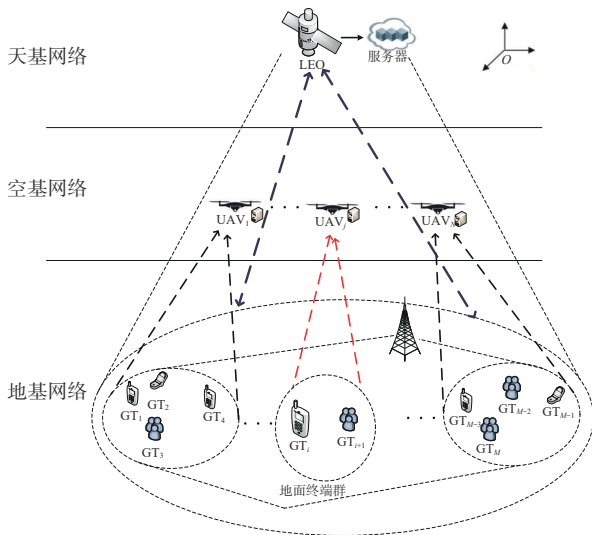


图1 空天地一体化 MEC 模型

本文使用三维笛卡尔坐标系表示 GT 和 UAV 的位置，GT 位置固定不变，因此第 i 个 GT 的位置可以使用三维坐标表示为 $u_i^{GT} = (x_i^{GT}, y_i^{GT}, 0)$ 。假设 UAV 的飞行周期为 T ，所有 UAV 飞行在固定高度 H ，且每架 UAV 在飞行周期结束后返回起点。为了方便描述 UAV 当前位置，选取长度为 $\omega_t = T/K$ 的足够小的时隙，记时隙集合 $\forall k \in K = \{1, 2, \dots, K\}$ ，第 j 个 UAV 在第 k 个时隙内的位置可以表示为 $u_j^{UAV}[k] = (x_j^{UAV}[k], y_j^{UAV}[k], H)$ 。为了保证 UAV 能遍历所有 GT 且相互之间不会发生碰撞，其位置必须满足以下约束

$$\begin{cases} C1: \|u_j^{UAV}[k+1] - u_j^{UAV}[k]\|^2 \leq (V_{\max} \omega_t)^2, \forall j \in N, k \in K \\ C2: \|u_j^{UAV}[k] - u_{j^*}^{UAV}[k]\|^2 \geq d_{\min}^2, \forall j, j^* \in N, k \in K \\ C3: u_j^{UAV}[1] = u_j^{UAV}[K], \forall j \in N \end{cases} \quad (1)$$

其中， V_{\max} 为 UAV 的最大飞行速度， ω_t 为时隙长度， j^* 表示任意与 j 不同的其他 UAV， d_{\min} 为最小安全距离。

为了充分发挥空天地一体化网络的优势，采用部分卸载策略，记 D_i 为第 i 个 GT 的总计算任务，则 D_i 可以分为 3 部分，在 GT、UAV 和 LEO 上执行的任务所占比例分别用 α_i^{GT} 、 α_i^{UAV} 和 α_i^{LEO} 表示，因此有

$$C4: \alpha_i^{GT} + \alpha_i^{UAV} + \alpha_i^{LEO} = 1, i \in M \quad (2)$$

整个系统的能耗由 4 部分组成：GT 执行任务产生的能耗、卸载到 UAV 和 LEO 上执行任务产生的能耗以及 UAV 飞行所需的能耗。

1.1 计算模型 E_i^{GT}

当任务在 GT 上执行时，定义参数 f_i^{GT} 为第 i 个 GT 的本地计算能力。根据总任务 D_i 和卸载比例 α_i^{GT} 的定义可知 GT 需要处理的任务量为 $\alpha_i^{GT} D_i$ ，第 i 个 GT 的计算时延可以表示为

$$T_i^{GT} = \frac{\alpha_i^{GT} D_i}{f_i^{GT}}, i \in M \quad (3)$$

第 i 个 GT 执行任务的能耗表示为

$$E_i^{GT} = \kappa (f_i^{GT})^2 \alpha_i^{GT} D_i \quad (4)$$

其中， κ 是一个常数，取决于处理器芯片。

当任务需要卸载到 UAV 上执行时，首先考虑 GT_i 与 UAV_j （第 j 个 UAV）的匹配关系，匹配因子用 $a_{i,j}$ 表示，当用户 i 与 UAV_j 匹配时 $a_{i,j} = 1$ ，否则 $a_{i,j} = 0$ 。 $p_{i,j}$ 为用户 i 到 UAV_j 的发射功率。第 i 个 GT 和第 j 台 UAV 之间的距离 $d_{i,j}$ 表示为

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i^{\text{GT}} - x_j^{\text{UAV}})^2 + (y_i^{\text{GT}} - y_j^{\text{UAV}})^2 + H^2}, i \in M, j \in N \quad (5)$$

本文假设UAV与GT之间的信道采取视距 (LOS, line of sight) 信道, 无线信道功率增益表示为

$$h_{ij} = \frac{\beta_0}{d_{ij}^2}, i \in M, j \in N \quad (6)$$

其中, β_0 表示参考距离 $d_0 = 1 \text{ m}$ 时的信道增益, 数据传输速率可以表示为

$$R_{ij} = b_{i,m} B \text{lb} \left(1 + \frac{p_{i,j} h_{ij}}{b_{i,m} B \sigma^2} \right), i \in M, j \in N \quad (7)$$

其中, $b_{i,m}$ 为带宽分配系数, B 为带宽, σ^2 表示噪声功率。

对于第 i 个 GT, 其卸载到 UAV 上完成任务的总时间可以表示为

$$T_i^{\text{UAV}} = a_{i,j} \left(\frac{\alpha_i^{\text{UAV}} D_i}{R_{ij}} + \frac{\alpha_i^{\text{UAV}} D_i}{f_j^{\text{UAV}}} \right), i \in M \quad (8)$$

其中, f_j^{UAV} 表示第 j 台 UAV 的计算能力。第 i 个 GT 计算所需的总能耗 E_i^{UAV} 可以表示为

$$E_i^{\text{UAV}} = a_{i,j} \left(p_{i,j} \frac{\alpha_i^{\text{UAV}} D_i}{R_{ij}} + p_{\text{UAV}} \frac{\alpha_i^{\text{UAV}} D_i}{f_j^{\text{UAV}}} \right) \quad (9)$$

其中, $p_{i,j}$ 表示第 i 个 GT 与 UAV 之间卸载任务的传输功率, p_{UAV} 表示 UAV 计算功率。

当任务需要在 LEO 上执行时, 根据已有技术, GT 可以直接将部分计算任务卸载到远端执行, GT _{i} 卸载到 LEO 的信道增益为 $h_{i,L}$, 则 GT _{i} 卸载到 LEO 的卸载速率为

$$R_{i,L} = \frac{B}{M} \text{lb} \left(1 + \frac{p_{i,L} h_{i,L}}{M^{-1} B \sigma^2} \right) \quad (10)$$

云计算模式下的任务完成时延可以表示为

$$T_i^{\text{LEO}} = \left(\frac{\alpha_i^{\text{LEO}} D_i}{R_{i,L}} + \frac{\alpha_i^{\text{LEO}} D_i}{f^{\text{LEO}}} \right), i \in M \quad (11)$$

其中, f^{LEO} 表示 LEO 分配给各 GT 的 CPU 计算频率。能耗表示为

$$E_i^{\text{LEO}} = \left(p_{i,L} \frac{\alpha_i^{\text{LEO}} D_i}{R_{i,L}} + p_{\text{LEO}} \frac{\alpha_i^{\text{LEO}} D_i}{f^{\text{LEO}}} \right) \quad (12)$$

其中, $p_{i,L}$ 表示第 i 个 GT 与 LEO 之间卸载任务的传输功率, p_{LEO} 为 LEO 在处理任务时的计算功率。

1.2 系统总能耗

UAV 在执行运算任务期间, 自身盘旋的能耗也是整体系统中不可忽视的一项, 在其运行周期 T_j 内, UAV 的自身能耗为

$$E_j = p^u T_j, j \in N \quad (13)$$

其中, p^u 表示 UAV 的飞行功率。

综合上述分析, 系统能耗的目标函数为

$$E_\zeta = \sum_{i=1}^M E_i^{\text{GT}} + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N E_i^{\text{UAV}} + \sum_{i=1}^M E_i^{\text{LEO}} + \sum_{j=1}^N E_j, i \in M, j \in N \quad (14)$$

2 优化问题描述

在满足任务最大时间约束的前提下, 模型尽可能让系统总能耗最低。在实际系统中, UAV 飞行比其他部件消耗更多的能源, 因此首先考虑优化 UAV 轨迹。系统中同时包含多个 GT 和多台 UAV, 应尽可能减少 UAV 数量以及减小 UAV 飞行总路程, 确定 GT 与 UAV 之间的关联关系。本文建立了匹配因子 $a_{i,j}$ 、计算任务 D_i 、卸载比例 α_i 以及 UAV 坐标 u_j^{UAV} 。制定的联合优化问题如下

$$\begin{aligned} & \min E_\zeta \\ & \text{s.t. C1, C2, C3, C4} \\ & \text{C5: } \max \{ T_i^{\text{GT}}, T_i^{\text{UAV}}, T_i^{\text{LEO}} \} \leq T \\ & \text{C6: } a_{i,j} \in \{0, 1\} \end{aligned} \quad (15)$$

其中, 约束 C1 表示 UAV 的飞行轨迹, 约束 C2 限制了 UAV 之间的距离以避免发生碰撞, 约束 C3 表示 UAV 的初始/终止坐标, 约束 C4 表示计算任务分配的比例, 约束 C5 表示计算任务所能接受的最大时延不能超过 T , 约束 C6 表示每个 GT 最多只能关联 1 个 UAV。

3 优化问题求解

PSO-GA 通过引入遗传算法中的选择、交叉和变异操作来弥补 PSO 算法在局部搜索中的局限性, 并通过 PSO 算法的速度和位置更新规则加速 GA 的进化过程。具体设计思路如下。

为了便于将 UAV 路径优化问题适用于 PSO-GA, 首先需要将 UAV 的路径表示为可优化的参数。UAV 在空间中的飞行路径可以表示为一系列关键点的集合, 由于 UAV 高度固定为 H , 因此其中每一个关键点可以由一个二维坐标描述, 如在第 t 轮迭代中, 种群中的第 k 个粒子可以表示为

$$U_k^t = (u_{k1}^t, u_{k2}^t, \dots, u_{km}^t) \quad (16)$$

$$u_{kj}^t = (x_{kj}^t, y_{kj}^t), j \in N \quad (17)$$

其中, x_{kj}^t 、 y_{kj}^t 分别为 UAV 部署位置的横、纵坐标。

在传统的 PSO 算法中, 粒子的速度和位置的更

新方式如下

$$V_k^{t+1} = wV_k^t + c_1r_1(pBest_k - U_k^t) + c_2r_2(gBest - U_k^t) \quad (18)$$

$$U_k^{t+1} = V_k^{t+1} + U_k^t \quad (19)$$

其中, V_k^t 、 U_k^t 分别表示第 k 个粒子在第 t 次迭代的速度和位置, $pBest_k$ 、 $gBest$ 分别表示粒子的历史最优位置和整个种群的历史最优位置, w 是惯性权重, c_1 、 c_2 分别表示个体学习因子和社会学习因子, r_1 和 r_2 是 $[0,1]$ 中随机值, 可增加迭代搜索的随机性。

PSO-GA在PSO算法的基础上, 经过若干次迭代后, 在GA阶段开始, 通过遗传操作(选择、交叉和变异)来进一步优化粒子群, 此时将粒子的位置视为GA的个体。选择操作是根据适应度值来选择适合的粒子。假设粒子 k 的适应度为 $f(U_k^t)$, 选择概率 P_k 可表示为

$$P_k = \frac{f(U_k^t)}{\sum_{j=1}^N f(U_j^t)} \quad (20)$$

其中, $f(U_k^t)$ 是粒子 k 的适应度, N 为总粒子数。假设选择了两个粒子 U_k^{t+1} 和 U_m^{t+1} 进行交叉操作, 生成两个新的后代粒子, 表示为

$$U_k^{t+1, new} = \alpha U_k^{t+1} + (1 - \alpha)U_m^{t+1} \quad (21)$$

$$U_m^{t+1, new} = \alpha U_m^{t+1} + (1 - \alpha)U_k^{t+1} \quad (22)$$

其中, α 是一个随机数, 通常取值为 $[0,1]$, 用于控制交叉比例。变异操作通过随机改变粒子的位置来增加解的多样性, 这里使用交换变异。对粒子 $U_k^{t+1, new}$ 进行变异可以表示为

$$U_k^{t+1, mu} = \text{swap}(U_k^{t+1}, U_m^{t+1}) \quad (23)$$

其中, U_k^{t+1} 、 U_m^{t+1} 是粒子路径中的两个位置, 变异操作会交换它们的位置。

通过PSO算法和GA阶段交替进行, GA阶段对PSO算法更新后的粒子位置进行优化, 产生新的粒子。最终, 粒子的更新可以表示为

$$U_k^{t+1, final} = \text{mutate}(\text{crossover}(U_k^{t+1}, U_m^{t+1})) \quad (24)$$

其中, U_k^{t+1} 、 U_m^{t+1} 是通过PSO算法更新后的粒子位置, $\text{crossover}(U_k^{t+1}, U_m^{t+1})$ 表示GA阶段的交叉操作, 生成新的后代粒子, $\text{mutate}(\cdot)$ 是变异操作, 用于进一步优化交叉后的粒子位置。最后, 结合PSO算法和GA阶段后的粒子位置 $U_k^{t+1, final}$ 需要重新评估适应度值。如果粒子在此次迭代中的新位置 $U_k^{t+1, final}$ 优于其历史最优位置 $pBest_k$, 则更新个体历史最优解

$$pBest_k = U_k^{t+1, final}, f(U_k^{t+1, final}) > f(pBest_k) \quad (25)$$

同时, 如果新位置 $U_k^{t+1, final}$ 优于全局最优解 $gBest$, 则更新全局最优解如下

$$gBest = U_k^{t+1, final}, f(U_k^{t+1, final}) > f(gBest) \quad (26)$$

通过这种方式, PSO算法的全局搜索能力与GA的局部搜索和多样性维护机制相结合, 能够提高算法的收敛速度和全局寻优能力。算法1总结了该方法的具体实现过程, 即优化UAV的轨迹并确定GT和UAV之间的匹配关系之后, 再使用CVX工具求解后续的任务卸载问题。

算法1 PSO-GA

输入: GT坐标 u_i^{GT} 、计算任务大小 D_i 、截止时间 T 、UAV最大计算频率 f^{uav}

输出: 满足条件下的全局最优解 $gBest$

初始化PSO-GA参数;

for each 初始化的粒子 s_i

根据式(14)计算粒子适应度;

初始粒子的局部最优解 $pBest_i$;

end for

初始化种群的全局最优解 $gBest$;

for i to p_N

使用遗传算子对粒子进行交叉和变异操作;

计算粒子的适应度函数值;

if $\text{Fitness}(s_i) < \text{Fitness}(pBest_i)$

更新 $pBest_i$;

if $\text{Fitness}(s_i) < \text{Fitness}(gBest)$

更新 $gBest$;

end for

end while

输出 $gBest$

为了合理分析算法的复杂度, 本文将问题拆分为两个子问题: 一是通过PSO-GA优化UAV的轨迹和关联关系, 二是利用优化工具求解线性卸载问题。算法复杂度的分析如下。

1) 使用PSO-GA优化UAV轨迹与关联关系的部分, 复杂度主要受粒子数量 N_p 、PSO算法的迭代次数 T_p 以及GA的交叉变异次数 T_g 的影响, 其总的复杂度为 $O(N_p \times (T_p + T_g))$ 。

2) 求解任务卸载问题是一个线性规划问题, 使用CVX工具的内点求解法, 因为变量涉及 M 个GT和 N 个UAV, 因此求解该线性规划问题的复杂度为 $O((M \times N)^3)$ 。

综上所述, 本文所提出的算法整体复杂度为

表1 UAV巡逻相关参数

编号	纬度/(°)	经度/(°)	需卸载到UAV的任务/MB	左时间窗/ms	右时间窗/ms
0	116.426 5	39.779 68	0	0	0
1	116.323 6	39.961 33	4	7	250
2	116.409 6	39.942 4	6	120	368
3	116.363 3	39.976 93	3	22	147
4	116.316 2	39.936 39	11	32	108
5	116.431 2	39.986 62	10	16	137
6	116.354 3	40.006 78	5	61	118
7	116.325 9	39.930 09	3	68	245
8	116.324 7	39.845 58	4	101	165
9	116.336 8	39.986 87	6	85	192
10	116.472 8	39.988 67	2	133	243

$O(N_p \times (T_p + T_g)) + O((M \times N)^3)$ 。该算法在保证系统能耗最小化的同时，具有较好的收敛性和相对较低的计算复杂度，适用于空地一体化网络中多UAV任务的优化场景。

4 仿真结果分析

为验证算法的有效性，使用MATLAB进行仿真。在仿真过程中，所有UAV均从起始点出发并在最后返回起始点，仿真区域设置为15 km×15 km。UAV巡逻相关参数见表1，经纬度表示区域内GT的位置，共有10个。每架UAV的最大航程为75 km，“需卸载到UAV的任务”表示UAV在对应坐标点GT需要处理的任务量，左右时间窗规定了任务所能允许的最大时延。每架UAV的最大任务处理量为20，若总任务量超过UAV最大任务处理量则需要增加UAV数量或重新优化路径，UAV最大飞行速度为15 m/s。

若UAV巡逻了点1~3，则UAV实际飞行距离为 $d = d_{01} + d_{12} + d_{23} + d_{30}$ 。在仿真过程中，粒子数量为100，最大迭代次数为200。

图2展示了传统遗传算法的最优路径。从图2可以看出，完成所有任务使用了4架UAV。4架UAV的路线分别为0→2→3→0、0→5→10→0、0→6→9→1→0和0→7→4→8→0，航行距离分别为57.82 km、69.32 km、71.26 km和69.75 km，4架UAV总航行距离为268.149 km。

图3展示了PSO-GA的最优路径。从图3可以看出，完成所有任务使用了3架UAV。3架UAV

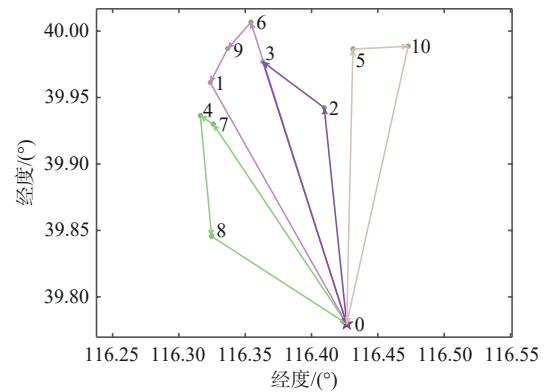


图2 传统遗传算法的最优路径

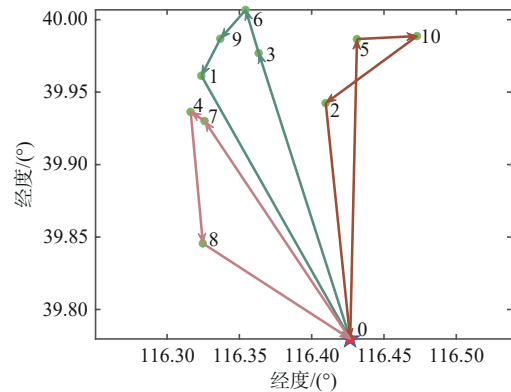


图3 PSO-GA的最优路径

的路线分别为0→3→6→9→1→0、0→7→4→8→0和0→5→10→2→0，航行距离分别为74.29 km、60.22 km和70.15 km，3架UAV总航行距离为204.653 km。通过与传统遗传算法的对比可以看出，PSO-GA使用了更少数量的UAV，还缩短了UAV的总航行距离，优化效果明显优于传统遗传算法，显著降低了系统能耗。

接下来是关于系统能耗的仿真。仿真参数设计如下，在 $15\text{ km} \times 15\text{ km}$ 的矩形区域内，GT 要处理的总任务量为 $5\sim 20\text{ MB}$ ，任务的最大时延为 1 s 。UAV 的 CPU 计算频率为 2 GHz ；LEO 能提供的计算频率为 3 GHz ，卫星高度为 700 km 。仿真参数设定见表 2。

表 2 仿真参数设定

参数	数值
H/m	50
B/MHz	30
σ^2/dBm	-130
β_0/dB	-30
p_{\max}/W	5
迭代次数/次	200
c_1	1.5
c_2	2.5

图 4 展示了系统能耗随 GT 数量变化的情况。GT 的最大功率 p_{\max} 设置为 5 W ，从图 4 可以看出，随着 GT 数量的增加，总的传输能耗增加。在不同的 GT 数量下，PSO-GA 的能耗总是小于 GA 的能耗，这表明所提算法具有更好的功率分配结果，能够有效降低系统能耗。

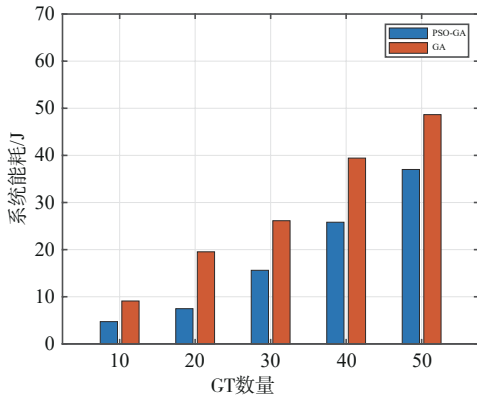


图 4 系统能耗随 GT 数量变化的情况

图 5 展示了不同 GT 能耗迭代曲线，反映了算法的收敛特性。从图 5 可以看出，随着 GT 数量增加，系统能耗增大，对于不同数量的 GT，系统能耗总是随迭代代数的增加显著降低，200 代后趋于平缓，可以看出所提算法具有良好的收敛性。

系统能耗随最大功率变化的情况如图 6 所示，在不同的最大功率 P_{\max} （即 $P_{\max}=3\text{ W}$ 、 4 W 、 5 W 、 6 W ）下，仿真了不同数量的 GT 的能源消耗。仿真表明，相同功率下，系统能耗随 GT 数量增加

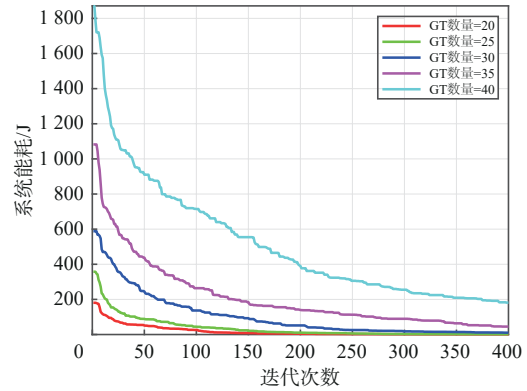


图 5 不同 GT 能耗迭代曲线

而增大，同时随着 P_{\max} 增加，系统能耗也提高。这是因为在较大的最大功率下，GT 的平均发射功率更高，虽然 P_{\max} 增加会提升传输速率，缩短传输时间，但在系统总能耗中，传输时间 t 的减少速率低于 P_{\max} 的增长速率，最终导致系统总能耗上升。

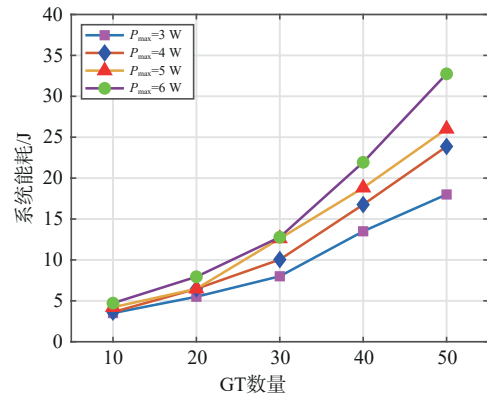


图 6 系统能耗随最大功率变化的情况

5 结束语

本文研究了空天地一体化网络中的联合轨迹优化与计算卸载及资源分配算法。首先，在给定计算任务和计算期限的情况下，分析了 UAV 的盘旋模型以及与 LEO 和 GT 的关联关系，考虑 UAV 轨迹优化和计算任务卸载优化，使系统能耗最小。其次，为了有效求解混合整数非线性规划问题，将原问题分解为两个子问题，先使用 PSO-GA 实现 UAV 的轨迹优化和关联匹配，再求解转化为线性问题后的计算卸载问题。最后，通过仿真验证了所提算法具有良好的收敛性，在降低系统能耗方面优于其他方法。

参考文献：

- [1] JIA Z Y, SHENG M, LI J D, et al. LEO-satellite-assisted UAV: joint trajectory and data collection for Internet of Remote Things in 6G aerial access networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(12): 9814-9826.
- [2] LETAIEF K B, SHI Y M, LU J M, et al. Edge artificial intelligence for 6G: vision, enabling technologies, and applications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(1): 5-36.
- [3] SHANG B D, YI Y, LIU L J. Computing over space-air-ground integrated networks: challenges and opportunities[J]. *IEEE Network*, 2021, 35(4): 302-309.
- [4] JI B F, WANG Y N, SONG K, et al. A survey of computational intelligence for 6G: key technologies, applications and trends[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(10): 7145-7154.
- [5] TIAN J, WANG D, ZHANG H X, et al. Service satisfaction-oriented task offloading and UAV scheduling in UAV-enabled MEC networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(12): 8949-8964.
- [6] YU H Y, CAO T Y, ZHOU S B, et al. Research and application of UAV-based high-altitude base station in air-heaven network[C]// *Proceedings of the 2024 4th International Conference on Neural Networks, Information and Communication Engineering (NNICE)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1770-1775.
- [7] JI A, GUO X, ZHANG R Q, et al. Joint HAP deployment and resource allocation for HAP-UAV-terrestrial integrated networks[J]. *IET Communications*, 2022, 17(1): 86-97.
- [8] LIU W C, WANG H, ZHANG X H, et al. Joint trajectory design and resource allocation in UAV-enabled heterogeneous MEC systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(19): 30817-30832.
- [9] LI X T, XU S, ZHAO Z P, et al. A survey on computing offloading in satellite-terrestrial integrated edge computing networks[C]// *Proceedings of the 2023 15th International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN)*. Shenyang, China. IEEE, 2023: 172-182.
- [10] WEI Q, CHEN Y Y, JIA Z Y, et al. Energy-efficient caching and user selection for resource-limited SAGINs in emergency communications[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2024(99): 1.
- [11] SRIHARSHA C, MURTHY C S R. Energy-efficient computation offloading in 6G space-air-ground integrated networks[C]// *Proceedings of the 2022 IEEE International Conference on Advanced Networks and Telecommunications Systems (ANTS)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-6.
- [12] SONG Z Y, HAO Y Y, LIU Y W, et al. Energy-efficient multi-access edge computing for terrestrial-satellite Internet of Things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(18): 14202-14218.
- [13] MAO S, HE S, WU J. Joint UAV position optimization and resource scheduling in space-air-ground integrated networks with mixed cloud-edge computing[J]. *IEEE Systems Journal*, 2021, 15(3): 3992-4002.
- [14] DING C F, WANG J B, ZHANG H, et al. Joint optimization of transmission and computation resources for satellite and high altitude platform assisted edge computing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(2): 1362-1377.
- [15] SHI Y P, ZHANG J J, GAO Y, et al. Inter-server computation offloading and resource allocation in multi-drone aided space-air-ground integrated IoT networks[J]. *Journal of Communications and Networks*, 2022, 24(3): 324-335.
- [16] CHEN B C, LI N, LI Y, et al. Energy efficient hybrid offloading in space-air-ground integrated networks[C]// *Proceedings of the 2022 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1319-1324.
- [17] TUN Y K, KIM K T, ZOU L Y, et al. Collaborative computing services at ground, air, and space: an optimization approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(1): 1491-1496.
- [18] HU J W, JIANG M, ZHANG Q, et al. Joint optimization of UAV position, time slot allocation, and computation task partition in multiuser aerial mobile-edge computing systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(7): 7231-7235.
- [19] ASHERALIEVA A, NIYATO D. Hierarchical game-theoretic and reinforcement learning framework for computational offloading in UAV-enabled mobile edge computing networks with multiple service providers[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(5): 8753-8769.
- [20] PERVEZ F, ZHAO L, YANG C G. Joint user association, power optimization and trajectory control in an integrated satellite-aerial-terrestrial network[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(5): 3279-3290.
- [21] TUN Y K, DÁN G, PARK Y M, et al. Joint UAV deployment and resource allocation in THz-assisted MEC-enabled integrated space-air-ground networks[J]. *arXiv preprint*, 2024, arXiv: 2401.11419.
- [22] CHOWDHURY M. Superactive: a priori ty, latency, and SLA-aware resource management scheme for software defined space-air-ground integrated networks[J]. *International Journal of Sensor Networks*, 2023, 41(1): 23-41.
- [23] XU Y, ZHANG T K, LIU Y W, et al. UAV-assisted MEC networks with aerial and ground cooperation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(12): 7712-7727.
- [24] XU Z, YU Q W, YANG X L. Joint resource allocation optimization in space-air-ground integrated networks[J]. *Drones*, 2024, 8(4): 157.
- [25] ZHANG X C, ZHANG J, XIONG J, et al. Energy-efficient multi-UAV-enabled multiaccess edge computing incorporating NOMA[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(6): 5613-5627.
- [26] LU Y X, WEN W, IGOREVICH K K, et al. UAV ad hoc network routing algorithms in space-air-ground integrated networks: challenges and directions[J]. *Drones*, 2023, 7(7): 448.
- [27] PERVEZ F, SULTANA A, YANG C G, et al. Energy and latency

- efficient joint communication and computation optimization in a multi-UAV-assisted MEC network[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(3): 1728-1741.
- [28] HAN Z H, ZHOU T, XU T H, et al. Joint user association and deployment optimization for delay-minimized UAV-aided MEC networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2023, 12(10): 1791-1795.
- [29] ZHENG G Y, XU C, WEN M W, et al. Service caching based aerial cooperative computing and resource allocation in multi-UAV enabled MEC systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(10): 10934-10947.
- [30] EI N N, ALSENWI M, TUN Y K, et al. Energy-efficient resource allocation in multi-UAV-assisted two-stage edge computing for beyond 5G networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(9): 16421-16432.
- [31] MAO S, HE S F, WU J S. Joint UAV position optimization and resource scheduling in space-air-ground integrated networks with mixed cloud-edge computing[J]. IEEE Systems Journal, 2021, 15(3): 3992-4002.
- [32] CHEN Z Y, ZHENG H Q, ZHANG J S, et al. Joint computation

offloading and deployment optimization in multi-UAV-enabled MEC systems[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2022, 15(1): 194-205.

[作者简介]



朱昊阳(1999-), 男, 北京信息科技大学信息与通信工程学院硕士生, 主要研究方向为空天地一体化网络、移动边缘计算。



张月霞(1978-), 女, 博士, 北京信息科技大学信息与通信工程学院教授、硕士生导师, 主要研究方向为6G资源管理。