

安全驱动的空地协同边缘计算网络中的 服务缓存与计算卸载策略

吴梦如¹, 孔亚威¹, 韩会梅¹, 陆海全², 斯沛远³, 卢为党¹, 郭磊⁴

(1. 浙江工业大学信息工程学院, 浙江 杭州 310023; 2. 东南大学移动通信全国重点实验室, 江苏 南京 210096;

3. 南洋理工大学计算机学院, 新加坡 639798; 4. 重庆邮电大学通信与信息工程学院智能通信与网络安全研究院, 重庆 400065)

摘要: 在空地协同边缘计算网络中, 无人机与地面用户之间的视距链路虽然有助于提升计算卸载的性能, 但是无线信道的广播特性使计算任务中的敏感信息极易遭受安全威胁。针对此问题, 提出了一种安全驱动的多域资源协同优化方案。该方案在考虑双重安全卸载速率限制以及无人机资源约束的基础上, 联合优化了无人机服务缓存决策、地面设备计算卸载决策、资源分配和无人机位置部署, 以最小化地面设备计算任务处理时延。上述问题是一个难以处理的混合整数非线性规划问题, 因此设计了基于内层交替优化和外层交叉熵的双层优化算法以对该问题进行求解。仿真结果表明, 所提方案具有较快的收敛速度, 并且与基准方案相比能够降低计算任务的处理时延。

关键词: 无人机; 移动边缘计算; 服务缓存; 计算卸载; 物理层安全

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025130

Security-driven service caching and computation offloading strategy in air-ground collaborative edge computing networks

WU Mengru¹, KONG Yawei¹, HAN Huimei¹, LU Haiquan², SI Peiyuan³, LU Weidang¹, GUO Lei⁴

1. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

2. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China

3. School of Computing, Nanyang Technological University, Singapore 639798, Singapore

4. Institute of Intelligent Communication and Network Security, School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract: In air-ground collaborative edge computing networks, the line-of-sight transmission links between an unmanned aerial vehicle (UAV) and ground users can improve computation offloading performance. However, the broadcast nature of wireless channels also poses a security risk to the private information of computation tasks. To address this issue, a security-driven multi-domain resource collaboration optimization scheme was proposed. Considering dual secrecy rate constraints and resource limitations suffered by a UAV server, UAV service caching, computation offloading decisions of ground devices, resource allocation, and UAV deployment were jointly optimized to minimize the task completion delay of ground devices. Since the formulated problem was a mixed-integer nonlinear programming problem that was difficult to solve, an effective bi-level optimization algorithm was developed based on alternating optimization and cross-entropy methods. Simulation results demonstrate that the proposed scheme converges rapidly and reduces the task processing delay compared to baselines.

Keywords: unmanned aerial vehicle, mobile edge computing, service caching, computation offloading, physical-layer security

收稿日期: 2025-04-12; 修回日期: 2025-07-10

通信作者: 卢为党, luweid@zjut.edu.cn

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目(No.LR25F010003, No.LQ24F010013); 国家自然科学基金资助项目(No.62301490, No.62271447)

Foundation Items: The Natural Science Foundation of Zhejiang Province (No.LR25F010003, No.LQ24F010013), The National Natural Science Foundation of China (No.62301490, No.62271447)

0 引言

随着移动通信系统的不断演进,6G网络面临着无缝覆盖和低时延服务的双重挑战。为了实现网络无缝覆盖,无人机(UAV,unmanned aerial vehicle)已成为增强网络覆盖范围的前景技术之一^[1]。尤其是固定位置的地面基站常因障碍物的遮挡而影响无线通信的性能。相比之下,UAV所具有的灵活性以及视距通信能力能够有效弥补这一缺陷,并为信号覆盖不佳的区域提供稳定的通信服务^[2]。与此同时,人脸识别、自动驾驶、智慧医疗等计算密集型和时延敏感型服务已广泛应用,而传统的云计算架构难以满足用户的低时延需求。在此背景下,移动边缘计算(MEC,mobile edge computing)应运而生。该技术将计算和存储资源下沉到网络边缘,使终端设备的计算任务能够就近处理,从而有效缓解设备的计算压力,进而为用户提供低时延服务^[3-4]。得益于UAV和MEC技术的发展,在UAV上部署MEC系统有望实现网络无缝覆盖,并为用户提供低时延服务。

目前,UAV搭载MEC系统因其高效的服务提供能力受到了人们的广泛关注。文献[5]研究了UAV辅助的MEC网络,在该网络中,地面设备可以利用收集到的能量将计算任务卸载到UAV上进行处理。文献[6]探索了多UAV与多边缘云协同的MEC系统,通过联合优化UAV的轨迹、任务分配和通信资源管理,从而最小化系统的时延和能耗。文献[7]通过联合优化通信和计算资源分配、UAV位置以及计算任务分割决策来最小化UAV的能耗。文献[8]为了解决UAV三维轨迹和任务卸载决策这一联合优化问题,结合深度Q学习和凸优化技术设计了一种深度强化学习算法。文献[9]设计了一种深度强化学习算法以实现多UAV位置、用户关联关系以及发射功率的联合优化。文献[10]通过充分考虑工业5.0应用的特殊挑战与需求,提出了一种面向多UAV移动边缘计算系统的可持续智能优化框架,旨在为消费者提供高能效的超高可靠低时延通信服务。文献[11]重点探讨了应用于多厂区及工业园区的无人机辅助应急响应系统设计,该系统通过搭载服务器的UAV为搜救任务提供支持。

虽然文献[5-11]展现了UAV辅助的MEC网络在实现无缝覆盖和低时延服务方面的性能优势,但在实际应用中仍面临着严峻的挑战。首要问题在

于UAV所搭载的MEC服务器的计算和存储资源有限,难以有效处理多样化的异构计算任务。例如,地面设备可能同时需要执行目标检测、语义分割等不同类型的任务。这些任务往往需要依赖特定的人工智能模型,从而要求边缘服务器预先存储相应的服务应用。由于UAV服务器的计算和存储资源有限,如何实现有效的服务缓存与计算卸载至关重要。为此,文献[12]研究了多UAV辅助的MEC系统中的服务缓存问题,通过联合优化服务缓存、计算卸载、通信和计算资源分配以及UAV的位置以最小化设备的计算任务处理时延。文献[13]提出了一种面向服务体验的协作服务缓存框架,通过联合优化多UAV服务缓存放置、任务卸载、资源分配和UAV轨迹最大化用户体验。文献[14-15]针对UAV辅助的MEC系统研究了服务缓存和计算卸载的优化问题,并进一步设计了基于深度强化学习的算法对该问题进行求解。

除了UAV的计算和存储资源受限问题外,安全计算卸载也是UAV辅助的MEC网络中的另一严峻挑战。具体来说,UAV与地面用户之间的视距链路虽然能够显著提升计算卸载的性能,但也给网络安全带来了潜在的威胁。由于无线信道本身具有的广播特性,UAV辅助的MEC网络中的敏感信息极易被恶意窃听者截获,从而对用户隐私和网络安全构成威胁。文献[16]考虑了不同类型的用户任务对计算设备剩余能量和处理时延的多样化偏好来最大化系统能效。文献[17]针对UAV辅助MEC系统设计了一种安全通信与计算任务处理方案,通过对时间分配、发射功率、计算任务分配以及UAV轨迹进行联合优化,实现系统加权能耗最小化。文献[18]通过联合优化卸载决策、资源分配和轨迹规划最大化终端用户的最小安全计算容量,并提出了一种基于动态规划与竞价的算法来解决该问题。文献[19-20]旨在优化系统的能耗和通信效率,并确保任务数据的安全传输。文献[21]研究了双UAV辅助MEC系统的安全问题,通过联合优化通信资源、计算资源和UAV轨迹,从而实现了最小安全计算容量的最大化。文献[22]研究了UAV辅助的MEC网络中的安全速率公平性问题,并利用强化学习算法对UAV轨迹、发射功率和任务调度进行了联合优化。

综上所述,尽管文献[12-15]在UAV辅助的

MEC 网络中探索了服务缓存和计算卸载的联合优化策略，但是忽视了计算卸载中的安全传输问题，使所设计的联合优化方案无法直接应用于保障地面设备的安全计算卸载性能。此外，文献[16-22]虽然研究了 UAV 辅助的 MEC 网络中的安全计算卸载问题，但是忽视了计算任务的异构性，并且没有考虑服务缓存问题。目前，关于 UAV 辅助的 MEC 网络中的服务缓存与安全计算卸载策略鲜有人关注。尤其是，当 UAV 搭载 MEC 服务器同时充当空中计算平台和中继时，存在从地面设备到 UAV 以及从 UAV 到地面基站的双重安全卸载问题。在此背景下，本文聚焦于窃听环境下的 UAV 辅助的空地协同边缘计算网络中的双重安全卸载问题，并通过联合优化 UAV 的服务缓存决策、地面设备的计算卸载决策、资源分配和 UAV 的位置部署以最小化地面设备的计算任务处理时延。本文的研究工作总结如下。

1) 建立了 UAV 辅助的空地协同边缘计算网络中的多域资源协同优化模型。在该网络中，UAV 充当空中计算平台和中继节点，在存在窃听者的情况下与地面基站协同为地面设备提供计算服务。通过联合优化 UAV 服务缓存决策、地面设备的计算卸载决策、传输带宽、UAV 与地面设备的发射功率、UAV 计算资源分配与位置部署，旨在实现计算任务处理时延最小化，并兼顾考虑计算卸载的双重安全约束以及通信、计算和存储资源限制。所构建的时延最小化问题是一个混合整数非线性规划问题，难以直接求解。

2) 提出了一种双层优化 (TLOP, two-layer optimization) 算法以求解所构建的时延最小化问题。该算法采用双层优化框架：内层优化将所构建的问题分解为带宽优化子问题、功率优化子问题、UAV 计算资源分配与位置部署子问题；外层优化则聚焦于服务缓存和计算卸载决策。其中，内层子问题可以借助连续凸逼近 (SCA, successive convex approximation) 方法转化为凸优化问题，并通过交替优化算法逐步逼近最优解。对于外层优化问题，设计了交叉熵算法以确定服务缓存与计算卸载决策。此外，本文对所提的 TLOP 算法的复杂度进行了理论分析。

3) 通过仿真实验对所提方案进行了性能评估，仿真结果表明，所提的 TLOP 算法展现出较快的收

敛性，即能够在较少的迭代次数内达到收敛状态。此外，与基准方案进行对比，所提方案在降低设备计算任务处理时延方面具有性能优势。

1 系统模型

本文研究如图 1 所示的空地协同边缘计算网络中的服务缓存与安全计算卸载问题。在该网络中，地面设备 $k \in \mathcal{K} \triangleq \{1, 2, \dots, K\}$ 产生不同类型的计算密集型、时延敏感型任务。为了对不同类型的计算任务进行处理，该网络中的计算任务需要由 N 类服务应用进行支撑。例如，地面设备 k 需要处理目标检测任务，并且需要由能够实现目标进行检测和分类的 YOLO 模型来支撑该任务的处理^[23]。不失一般性，假设地面设备 k 的计算任务需要由服务应用 $n \in \mathcal{N} \triangleq \{1, 2, \dots, N\}$ 来处理，即 $n = \varphi(k)$ ，其中 $\varphi(\cdot)$ 表示地面设备 k 与服务应用 n 之间的映射关系。

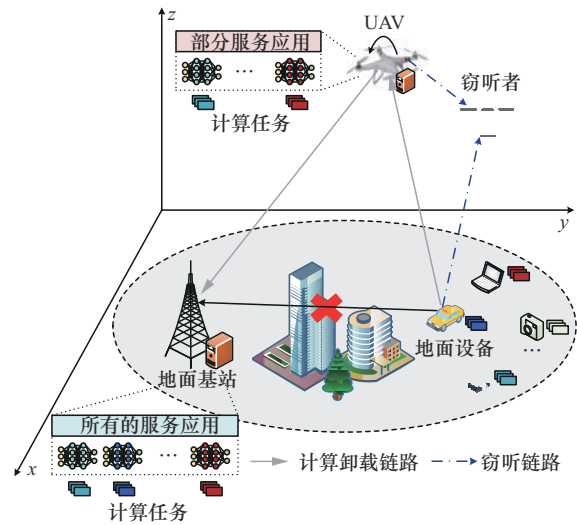


图 1 空地协同边缘计算网络

由于地面设备能力受限，搭载边缘服务器的 UAV 和地面基站构成了空地协同边缘计算平台，以为地面设备提供计算服务。具体来说，设备因障碍物的遮挡难以直接将计算任务卸载到地面基站上处理，因此部署一架 UAV 对部分设备的计算任务进行处理，同时辅助设备到地面基站的计算任务卸载过程。为了确保对设备产生的计算任务进行高精度处理，本文假设计算任务不可分割，只能采用二进制卸载方式，并采用 $a_k = \{0, 1\}$ 表示地面设备 k 对其计算任务的卸载决策。如果设备 k 选择卸载计算任

务到地面基站上处理,那么 $a_k = 0$;如果设备选择卸载任务到UAV u 上处理,那么 $a_k = 1$ 。由于地面基站具有较强的能力,本文假设地面基站缓存了处理所有计算任务所需要的服务应用。与地面基站相比,UAV u 的存储能力有限,只能部署部分服务应用以支撑对设备的计算任务进行处理。此外,由于无线信道的开放性和广播性,从地面设备 k 到UAV u 以及从UAV u 到地面基站的计算卸载过程受到窃听者 e 的非法窃听,因此需要保障计算卸载过程中的双重安全传输问题。另外,虽然本文聚焦单无人机单窃听者的场景,但是所提方案能够扩展到多无人机多窃听者场景。接下来,本文对UAV服务缓存模型、信道模型、UAV任务处理模型和地面基站任务处理模型分别进行具体介绍。

1.1 UAV服务缓存模型

对于地面设备 k 来说,其任务可以用二元组 $\{L_k, C_k\}$ 来表示,其中, L_k 为地面设备 k 需要处理的计算任务量, C_k 为处理1 bit计算任务所需要的CPU周期数。对于UAV u 来说,它的存储空间有限,只能存储部分服务。因此采用 $o_n \in \{0,1\}$ 来表示UAV u 对服务应用 n 的缓存决策,即 $o_n = 1$ 表示UAV u 缓存了处理任务所需要的服务应用 n , $o_n = 0$ 则表示UAV u 没有对服务应用 n 进行缓存。将服务应用 n 所占用的缓存空间表示为 s_n ,并将UAV u 的最大缓存空间表示为 S_{\max} ,可以得到UAV u 的缓存空间限制为

$$\sum_{n=1}^N o_n s_n \leq S_{\max} \quad (1)$$

由于对地面设备 k 的计算任务进行处理需要依赖于相应的服务应用 n ,因此只有当UAV u 已经存储了服务应用 n 时,它才有可能对地面设备 k 的计算任务进行处理,否则该计算任务只能被卸载到地面基站上进行计算。相应地,可以得到UAV u 服务缓存决策与设备计算卸载决策之间的关联关系为

$$a_k \leq o_n \leq 1, n = \varphi(k) \quad (2)$$

1.2 信道模型

在该网络中,采用三维笛卡尔坐标系来表示各个节点的位置,则UAV u 、地面设备 k 、地面基站 b 、窃听者 e 的位置坐标分别为 $\mathbf{q}_u = [x_u, y_u, H]^T$ 、 $\mathbf{q}_k = [x_k, y_k, 0]^T$ 、 $\mathbf{q}_b = [x_b, y_b, 0]^T$ 、 $\mathbf{q}_e = [x_e, y_e, H]^T$ 。当UAV的飞行高度超过一定高度时,地面设备和UAV之间的传播信道可以视为视距传输信道^[24]。

因此,本节使用自由空间路径损耗模型来表征地面设备 k 与UAV u 和窃听者 e 之间的信道增益,即

$$h_{kj} = \beta_0 d_{kj}^{-2} = \frac{\beta_0}{\|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_j\|^2}, j \in \{u, e\} \quad (3)$$

类似地,UAV u 与地面基站 b 、窃听者 e 之间的信道增益可以表示为

$$h_{uj} = \beta_0 d_{uj}^{-2} = \frac{\beta_0}{\|\mathbf{q}_u - \mathbf{q}_j\|^2}, \hat{j} \in \{b, e\} \quad (4)$$

其中, β_0 表示参考距离为1 m时的信道增益, $d_{k,u}$ 、 $d_{k,e}$ 、 $d_{u,b}$ 和 $d_{u,e}$ 分别表示设备 k 与UAV u 、设备 k 与窃听者 e 、UAV u 与地面基站、UAV u 与窃听者 e 之间的距离。

1.3 UAV任务处理模型

为了避免用户间的干扰,本节考虑在执行计算卸载时使用正交频谱资源。当地面设备 k 选择将计算任务卸载到UAV u 上执行,即 $a_k = 1$ 时,从地面设备 k 到UAV u 的计算卸载速率可以表示为

$$R_{k,u} = B_k \text{lb} \left(1 + \frac{P_k h_{k,u}}{\sigma_u^2} \right) \quad (5)$$

其中, B_k 、 P_k 和 σ_u^2 分别表示从地面设备 k 到UAV u 之间的传输带宽、地面设备 k 的发射功率和UAV u 处的噪声功率。此外,从地面设备 k 到窃听者 e 的窃听速率为

$$R_{k,e} = B_k \text{lb} \left(1 + \frac{P_k h_{k,e}}{\sigma_e^2} \right) \quad (6)$$

其中, σ_e^2 表示窃听者 e 处的噪声功率。特别地,窃听者 e 能够通过隐藏自身位置以提高自身窃听性能,因此合法节点难以确定其确切位置,并且合法节点难以获取窃听者准确的信道状态信息。定义 r_e 为窃听者位置的最大估计误差, $\tilde{\mathbf{q}}_e$ 为窃听者的估计位置,本节使用窃听者位置误差有界模型来表征窃听者位置的不确定性,即

$$\|\mathbf{q}_e - \tilde{\mathbf{q}}_e\| \leq r_e \quad (7)$$

基于式(5)~式(7),从地面设备 k 到UAV u 最差情况下的安全卸载速率为

$$R_{k,u}^{\text{sec}} = \min_{\|\mathbf{q}_e - \tilde{\mathbf{q}}_e\| \leq r_e} [R_{k,u} - R_{k,e}]^+ \quad (8)$$

其中, $[\cdot]^+ = \max\{0, \cdot\}$ 。在此基础上,地面设备 k 将任务数据上传到UAV u 上的传输时延以及UAV u 计算任务处理时延可以分别表示为

$$T_{k,u}^{\text{trans}} = \frac{L_k}{R_{k,u}} \quad (9)$$

$$T_{k,u}^{\text{com}} = \frac{L_k C_k}{f_{u,k}} \quad (10)$$

其中, $f_{u,k}$ 表示 UAV u 用于处理地面设备 k 的任务的计算资源。因此, 从地面设备 k 卸载任务到 UAV u 的任务处理时延可以表示为

$$T_k^{\text{UAV}} = T_{k,u}^{\text{trans}} + T_{k,u}^{\text{com}} \quad (11)$$

1.4 地面基站任务处理模型

当地面设备 k 选择将其计算任务卸载到地面基站上执行时, 也就是说 $a_k = 0$, UAV u 充当中继的角色辅助其计算卸载过程。具体来说, 地面设备 k 首先需要将其计算任务卸载到 UAV u , 再由 UAV u 将该任务卸载到地面基站上进行处理。因此, 地面基站进行计算任务处理的时延为三部分时延之和, 即地面设备 k 将任务卸载到 UAV u 的传输时延、UAV u 将任务卸载到地面基站的传输时延以及地面基站的计算时延。定义 UAV u 进行计算卸载时的发射功率为 P_u , 从 UAV u 将任务卸载到地面基站的速率可以表示为

$$R_{u,b} = B^{\max} \text{lb} \left(1 + \frac{P_u h_{u,b}}{\sigma_b^2} \right) \quad (12)$$

其中, B^{\max} 表示可用传输带宽, σ_b^2 为地面基站处的噪声功率。相应地, 从 UAV u 到窃听者 e 的窃听速率表示为

$$R_{u,e} = B^{\max} \text{lb} \left(1 + \frac{P_u h_{u,e}}{\sigma_e^2} \right) \quad (13)$$

因此, UAV u 将任务卸载到地面基站的安全卸载速率表示为

$$R_{u,b}^{\text{sec}} = \min_{\|q_e - \hat{q}_e\| \leq r_e} [R_{u,b} - R_{u,e}]^+ \quad (14)$$

此外, 计算任务从 UAV u 卸载到地面基站的传输时延可以表示为

$$T_{u,b}^{\text{trans}} = \frac{L_k}{R_{u,b}} \quad (15)$$

用 $f_{b,k}$ 表示地面基站用于处理地面设备 k 的 CPU 频率, 可以得到地面基站的计算时延为

$$T_{b,k}^{\text{com}} = \frac{L_k C_k}{f_{b,k}} \quad (16)$$

因此, 地面基站处理地面设备 k 的计算任务需要的总时延表示为

$$T_k^{\text{BS}} = T_{k,u}^{\text{trans}} + T_{u,b}^{\text{trans}} + T_{b,k}^{\text{com}} \quad (17)$$

2 问题描述

基于以上分析, 本节将对 UAV u 的服务缓存决策、地面设备 k 的计算卸载决策、地面设备到无人机的传输带宽、地面设备 k 和 UAV u 的发射功率、UAV u 的计算资源分配、UAV u 的位置部署进行联合优化以最小化系统的任务处理时延。与此同时, 本文将考虑 UAV u 的存储和计算能力限制、从地面设备到 UAV u 以及从 UAV u 到地面基站的双重安全卸载限制。在此基础上, 所形成的空地协同边缘计算网络中的计算时延最小化问题可以表示为

$$\begin{aligned} \text{P}_0: \quad & \min_{\{o_n\}, \{a_k\}, \{B_k\}, \sum_{k=1}^K a_k T_k^{\text{UAV}} + (1 - a_k) T_k^{\text{BS}}} \\ & \{f_{u,k}\}, \{P_k\}, P_u, q_u \\ \text{s.t. C1:} \quad & \sum_{n=1}^N o_n s_n \leq S_{\max}, \forall n \in \mathcal{N} \\ \text{C2:} \quad & a_k \leq o_n \leq 1, n = \varphi(k) \\ \text{C3:} \quad & R_{k,u}^{\text{sec}} \geq R_{k,u}^{\min}, \forall k \in \mathcal{K} \\ \text{C4:} \quad & (1 - a_k) R_{u,b}^{\text{sec}} \geq R_{u,b}^{\min}, a_k = 0, \forall k \in \mathcal{K} \\ \text{C5:} \quad & \sum_{k=1}^K B_k \leq B^{\max} \\ \text{C6:} \quad & \sum_{k=1}^K a_k f_{u,k} \leq F_u^{\max}, a_k = 1 \\ \text{C7:} \quad & q_u^{\min} \leq q_u \leq q_u^{\max} \\ \text{C8:} \quad & o_n, a_k \in \{0, 1\}, n = \varphi(k), \forall k \in \mathcal{K} \\ \text{C9:} \quad & B_k \geq 0, \forall k \in \mathcal{K} \\ \text{C10:} \quad & 0 \leq P_k \leq P_k^{\max}, \forall k \in \mathcal{K} \\ \text{C11:} \quad & 0 \leq P_u \leq P_u^{\max} \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $R_{k,u}^{\min}$ 和 $R_{u,b}^{\min}$ 分别是地面设备 k 到 UAV u 和 UAV u 到地面基站的最小安全卸载速率要求, F_u^{\max} 表示 UAV u 的最大计算能力, q_u^{\min} 和 q_u^{\max} 为 UAV u 的服务范围限制, P_k^{\max} 和 P_u^{\max} 分别为地面设备 k 和 UAV u 的最大发射功率。此外, 约束条件 C1 意味着服务缓存的空间不超过 UAV u 的最大存储容量。约束条件 C2 表示计算卸载与服务缓存之间的关系, 即卸载到无人机上处理的前提是该无人机已缓存相关的服务。约束条件 C3 和 C4 是双重安全卸载速率限制。约束条件 C5 表示地面设备到无人机的传输带宽限制。约束条件 C6 意味着用于处理地面设备计算任务的总计算资源不能超过 UAV u 的计算资源。约束条件 C7~C11 是相关变量的可行域限制。

显然, 所形成的优化问题的目标函数以及约束条件存在着优化变量之间的强耦合关系, 并且服务缓存和计算卸载决策均为二进制变量, 这使该问题为混合整数非线性规划问题。除此之外, 窃听者位置的不确定性使问题 P_0 更加难以直接求解。

3 算法设计

为了对 P_0 进行求解, 本节首先将包含窃听者信道不确定性的优化问题转化为确定性优化问题。然后对于转化后的问题, 基于交替优化和交叉熵的 TLOP 算法对问题 P_0 进行求解。所提算法的求解框架如图 2 所示。

3.1 问题转化

首先, 给定窃听者的估计位置 \tilde{q}_e 和最大估计误差 r_e , 最差情况下的安全卸载速率下界可以由三角不等式推导得到。具体来说, 首先推导出地面设备 k 与窃听者 e 之间、UAV u 与窃听者 e 之间的距离下界分别为

$$\begin{aligned} \|q_k - q_e\| &\geq \|q_k - \tilde{q}_e\| - \|\tilde{q}_e - q_e\| \geq \|q_k - \tilde{q}_e\| - r_e \\ \|q_u - q_e\| &\geq \|q_u - \tilde{q}_e\| - \|\tilde{q}_e - q_e\| \geq \|q_u - \tilde{q}_e\| - r_e \end{aligned} \quad (19)$$

进而可以得到最差情况下的安全卸载速率下界为

$$R_{k,u}^{\text{sec}} \geq \tilde{R}_{k,u}^{\text{sec}} \triangleq \left[R_{k,u} - B_k \text{lb} \left(1 + \frac{P_k h_{k,e}^{\text{max}}}{\sigma_e^2} \right) \right]^+ \quad (20)$$

$$R_{u,b}^{\text{sec}} \geq \tilde{R}_{u,b}^{\text{sec}} \triangleq \left[R_{u,b} - B^{\text{max}} \text{lb} \left(1 + \frac{P_u h_{u,e}^{\text{max}}}{\sigma_e^2} \right) \right]^+ \quad (21)$$

其中, $h_{k,e}^{\text{max}} = \frac{\beta_0}{(\|q_k - \tilde{q}_e\| - r_e)^2}$, $h_{u,e}^{\text{max}} = \frac{\beta_0}{(\|q_u - \tilde{q}_e\| - r_e)^2}$

相应地, 问题 P_0 可以转化为

$$\begin{aligned} P'_0: & \min_{\{o_n\}, \{a_k\}, \{B_k\}, \{f_{u,k}\}, \{P_k\}, P_u, q_u} \sum_{k=1}^K a_k T_k^{\text{UAV}} + (1 - a_k) T_k^{\text{BS}} \\ \text{s.t. } & C3': \tilde{R}_{k,u}^{\text{sec}} \geq R_{k,u}^{\text{min}}, \forall k \in \mathcal{K} \\ & C4': (1 - a_k) \tilde{R}_{u,b}^{\text{sec}} \geq R_{u,b}^{\text{min}}, a_k = 0, \forall k \in \mathcal{K} \\ & C1, C2, C5, C6, C7, C8, C9, C10, C11 \end{aligned} \quad (22)$$

问题 P'_0 中仍然存在连续变量和二进制变量。为此, 本节进一步将该问题分解为内外两层问题分别求解, 即

$$\begin{aligned} P_1: & \min_{\{B_k\}, \{f_{u,k}\}, \{P_k\}, P_u, q_u} \sum_{k=1}^K a_k T_k^{\text{UAV}} + (1 - a_k) T_k^{\text{BS}} \\ \text{s.t. } & C3', C4', C5, C6, C7, C9, C10, C11 \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} P_2: & \min_{\{o_n\}, \{a_k\}} \sum_{k=1}^K a_k T_k^{\text{UAV}} + (1 - a_k) T_k^{\text{BS}} \\ \text{s.t. } & C1, C2, C8 \end{aligned} \quad (24)$$

其中, P_1 为内层优化问题, 该问题聚焦于资源优化与 UAV 位置部署; P_2 为外层服务缓存与计算卸载问题。接下来, 本节将具体介绍内外层问题的求解方法。

3.2 基于交替优化的内层问题求解

在 P_1 中, 优化变量之间存在强耦合关系, 导致其仍然为一个非凸问题。为此, 本文采用交替优

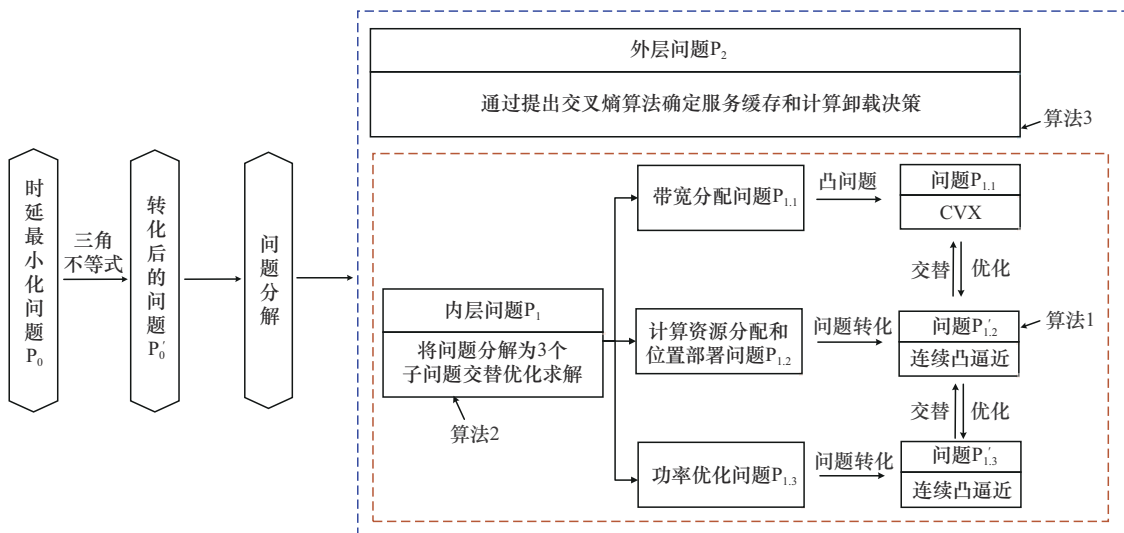


图 2 求解框架

化算法将其分解为带宽分配子问题 $P_{1.1}$ 、UAV 计算资源分配与位置部署子问题 $P_{1.2}$ 以及功率优化子问题 $P_{1.3}$ 。

$$P_{1.1}: \min_{\{B_k\}} \sum_{k=1}^K a_k T_k^{UAV} + (1 - a_k) T_k^{BS}$$

s.t. C3', C5, C9 (25)

$$P_{1.2}: \min_{\{f_{u,k}\}, \{q_u\}} \sum_{k=1}^K a_k T_k^{UAV} + (1 - a_k) T_k^{BS}$$

s.t. C3', C4', C6, C7 (26)

$$P_{1.3}: \min_{\{P_k\}, \{P_u\}} \sum_{k=1}^K a_k T_k^{UAV} + (1 - a_k) T_k^{BS}$$

s.t. C3', C4', C10, C11 (27)

子问题 $P_{1.1}$ 是一个凸问题，可以直接采用 CVX 进行求解。

定理 1 $P_{1.1}$ 是一个凸优化问题。

证明 由于式(25)中的所有约束都是关于传输带宽的线性约束，因此本文只需要说明式(25)中的目标函数是一个凸函数即可。为此，本文首先计算 $T_{k,u}^{trans}$ 的二阶导数为

$$\frac{d^2 T_{k,u}^{trans}}{d(B_k)^2} = \frac{L_k \left(2 \left(\frac{dR_{k,u}}{dB_k} \right)^2 - \frac{d^2 R_{k,u}}{d(B_k)^2} R_{k,u} \right)}{(R_k)^3} \quad (28)$$

由于 $\frac{d^2 R_{k,u}}{d(B_k)^2} = 0$ ，容易得知 $\frac{d^2 T_{k,u}^{trans}}{d(B_k)^2} \geq 0$ ，即

$T_{k,u}^{trans}$ 是关于 B_k 的凸函数。因此， $P_{1.1}$ 是一个凸优化问题。证毕。

在问题 $P_{1.2}$ 中，为了处理非凸的目标函数，引入辅助变量 $\gamma_{1,k}$ 和 γ_2

$$\gamma_{1,k} \leq R_{k,u} \quad (29)$$

$$\gamma_2 \leq R_{u,b} \quad (30)$$

在此基础上，问题 $P_{1.2}$ 的目标函数可以写成关于优化变量的凸函数形式，这是因为 $f(x) = \frac{1}{x}, x > 0$ 为凸函数。然而，约束条件式(29)、式(30)、C3' 和 C4' 仍为非凸约束。为此，本节进一步使用一阶泰勒展开对非凸约束中的 $R_{k,u}$ 和 $R_{u,b}$ 进行处理，即可得到其便于处理的下界为

$$R_{k,u} \geq \tilde{R}_{k,u} \triangleq B_k \text{lb} \left(1 + \frac{P_k \beta_0}{(\|q_k - q_u^{(i)}\|^2 + H^2) \sigma_u^2} \right) -$$

$$\frac{B_k \left(\frac{P_k \beta_0}{\sigma_u^2} (\|q_k - q_u\|^2 - \|q_k - q_u^{(i)}\|^2) \right)}{(\|q_k - q_u^{(i)}\|^2 + H^2)^2 \left(1 + \frac{P_k \beta_0}{(\|q_k - q_u^{(i)}\|^2 + H^2) \sigma_u^2} \right)} \ln 2 \quad (31)$$

$$R_{u,b} \geq \tilde{R}_{u,b} \triangleq B^{\max} \text{lb} \left(1 + \frac{P_u \beta_0}{(\|q_u^{(i)} - q_b\|^2 + H^2) \sigma_b^2} \right) -$$

$$\frac{B^{\max} \left(\frac{P_u \beta_0}{\sigma_b^2} (\|q_u - q_b\|^2 - \|q_u^{(i)} - q_b\|^2) \right)}{(\|q_u^{(i)} - q_b\|^2 + H^2)^2 \left(1 + \frac{P_u \beta_0}{(\|q_u^{(i)} - q_b\|^2 + H^2) \sigma_b^2} \right)} \ln 2 \quad (32)$$

其中， $q_u^{(i)}$ 为满足问题 $P_{1.2}$ 相关约束条件的一阶泰勒展开点。利用以上不等式，约束条件式(29)、式(30)、C3' 和 C4' 中的 $R_{k,u}$ 和 $R_{u,b}$ 可由 $\tilde{R}_{k,u}$ 和 $\tilde{R}_{u,b}$ 替代，并将约束式(29)、式(30)、C3' 转化为近似的凸约束。与此同时，为了进一步处理非凸约束 C4'，引入辅助变量 γ_3

$$\gamma_3 \leq (\|q_u - \tilde{q}_e\| - r_e)^2 \quad (33)$$

基于式(31)和式(32)，约束条件 C4' 可以转化为便于处理的凸约束。而对于非凸约束式(33)，需要进一步对该不等式的右边进行处理。具体来说，为了将其转化为便于处理的形式，可以采用一阶泰勒展开，即可得到

$$(\|q_u - \tilde{q}_e\| - r_e)^2 \geq \Gamma \triangleq (\|q_u^{(i)} - \tilde{q}_e\| - r_e)^2 +$$

$$2(\|q_u^{(i)} - \tilde{q}_e\| - r_e) \frac{(q_u^{(i)} - \tilde{q}_e)^T}{\|q_u^{(i)} - \tilde{q}_e\|} (q_u - q_u^{(i)}) \quad (34)$$

基于以上推导，可以将问题 $P_{1.2}$ 近似地转化为以下问题

$$P'_{1.2}: \min_{\{f_{u,k}\}, \{q_u\}, \{\gamma_{1,k}\}, \gamma_2, \gamma_3} \sum_{k=1}^K a_k \left(\frac{L_k}{\gamma_{1,k}} + \frac{L_k C_k}{f_{u,k}} \right) +$$

$$(1 - a_k) \left(\frac{L_k}{\gamma_{1,k}} + \frac{L_k}{\gamma_2} + \frac{L_k C_k}{f_{b,k}} \right)$$

s.t. C3'': $\tilde{R}_{k,u} - R_{k,e}^{\max} \geq R_{k,u}^{\min}, \forall k \in \mathcal{K}$

$$C4'': (1 - a_k) \left(\tilde{R}_{u,b} - B^{\max} \text{lb} \left(1 + \frac{P_u \beta_0}{\gamma_3 \sigma_e^2} \right) \right) \geq$$

$$R_{u,b}^{\min}, a_k = 0, \forall k \in \mathcal{K}$$

C6, C7

$$\gamma_{1,k} \leq \tilde{R}_{k,u}, \forall k \in \mathcal{K}$$

$$\gamma_2 \leq \tilde{R}_{u,b}, \gamma_3 \leq \Gamma \quad (35)$$

可以看出,问题 $P'_{1,2}$ 是一个凸优化问题,因此可以采用 CVX 工具包求解。此外,由于本节采用了一阶泰勒展开将非凸约束转化为凸约束,因此问题 $P_{1,2}$ 和 $P'_{1,2}$ 之间存在性能差异。为了减小2个问题间的性能差别,进一步设计基于 SCA 的迭代算法对该问题进行处理。具体来说,在每次迭代中,一阶泰勒展开点 $q_u^{(i)}$ 都被更新为第 i 次迭代中问题 $P'_{1,2}$ 的最优解。这种迭代持续进行,直到目标函数值收敛。基于 SCA 的资源分配与 UAV 位置优化算法如算法 1 所示。

算法 1 基于 SCA 的资源分配与 UAV 位置优化算法

- 1) 初始化: $\{o_n\}$ 、 $\{a_k\}$ 、 $\{B_k\}$ 、 $q_u^{(0)}$ 、 $\{P_k\}$ 、 P_u 以及 $i = 1$;
- 2) 循环
- 3) 给定 $q_u^{(i-1)}$, 使用 CVX 求解 $P'_{1,2}$, 得到其最优解 $\{f_{u,k}^*\}$ 和 q_u^* ;
- 4) 更新 $q_u^{(i)} \leftarrow q_u^*$;
- 5) 更新 $i = i + 1$;
- 6) 重复步骤 2)~步骤 5), 直到目标函数值收敛。

接着,本节对问题 $P_{1,3}$ 进行求解。为了将该问题转化为凸优化问题,本节首先使用一阶泰勒展开对非凸约束条件 C3' 和 C4' 中的 $R_{k,e}^{\max}$ 和 $R_{u,e}^{\max}$ 进行处理。相应地,可以得到 $R_{k,e}^{\max}$ 和 $R_{u,e}^{\max}$ 便于处理的上界为

$$R_{k,e}^{\max} \leq \tilde{R}_{k,e}^{\max} \triangleq B_k \text{lb} \left(1 + \frac{P_k^{(i)} h_{k,e}^{\max}}{\sigma_e^2} \right) + \frac{B_k h_{k,e}^{\max} (P_k - P_k^{(i)})}{(P_k^{(i)} h_{k,e}^{\max} + \sigma_e^2) \ln 2} \quad (36)$$

$$R_{u,e}^{\max} \leq \tilde{R}_{u,e}^{\max} \triangleq B^{\max} \text{lb} \left(1 + \frac{P_u^{(i)} h_{u,e}^{\max}}{\sigma_e^2} \right) + \frac{B^{\max} h_{u,e}^{\max} (P_u - P_u^{(i)})}{(P_u^{(i)} h_{u,e}^{\max} + \sigma_e^2) \ln 2} \quad (37)$$

其中, $P_k^{(i)}$ 和 $P_u^{(i)}$ 是第 i 次迭代中满足 $P_{1,3}$ 所有约束的一阶泰勒展开点。利用以上不等式,约束条件 C3'、C4' 中的 $R_{k,e}^{\max}$ 和 $R_{u,e}^{\max}$ 可由 $\tilde{R}_{k,e}^{\max}$ 和 $\tilde{R}_{u,e}^{\max}$ 替代,并可转化为近似的凸约束。基于以上推导,问题 $P_{1,3}$ 可以近似为以下问题

$$\begin{aligned} P'_{1,3}: \min_{\{P_k\}, P_u} & \sum_{k=1}^K a_k T_k^{\text{UAV}} + (1 - a_k) T_k^{\text{BS}} \\ \text{s.t. C3}''': & R_{k,u} - \tilde{R}_{k,e}^{\max} \geq R_{k,u}^{\min}, \forall k \in \mathcal{K} \\ \text{C4}''': & (1 - a_k) (R_{u,b} - \tilde{R}_{u,e}^{\max}) \geq R_{u,b}^{\min}, \\ & a_k = 0, \forall k \in \mathcal{K} \\ & \text{C10, C11} \end{aligned} \quad (38)$$

可以看出,问题 $P'_{1,3}$ 是一个凸优化问题,因此可以采用 CVX 工具包求解。与问题 $P'_{1,2}$ 类似,为了减小 $P_{1,3}$ 和 $P'_{1,3}$ 之间的近似误差,进一步采用基于 SCA 的迭代算法进行处理。

基于以上推导,可以分别对带宽分配子问题、功率优化子问题、UAV 计算资源分配与位置部署子问题进行求解。在此基础上,进一步设计基于交替优化的联合优化(算法 2)对内层问题 P_1 进行求解。在该算法中,3个子问题 $P_{1,1}$ 、 $P_{1,2}$ 以及 $P_{1,3}$ 在每一次迭代 t 中进行交替优化,直到目标函数值收敛。

算法 2 基于交替优化的联合优化算法

- 1) 初始化: $\{o_n\}$ 、 $\{a_k\}$ 、 $\{f_{u,k}^{(0)}\}$ 、 $q_u^{(0)}$ 、 $\{P_k^{(0)}\}$ 、 $P_u^{(0)}$ 以及 $t = 1$;
- 2) 循环
- 3) 给定 $\{f_{u,k}^{(t-1)}\}$ 、 $q_u^{(t-1)}$ 、 $\{P_k^{(t-1)}\}$ 和 $P_u^{(t-1)}$, 使用 CVX 求解 $P_{1,1}$ 并得到 $\{B_k^{(t)}\}$;
- 4) 给定 $\{B_k^{(t)}\}$ 、 $\{P_k^{(t-1)}\}$ 和 $P_u^{(t-1)}$, 使用 CVX 求解 $P'_{1,2}$, 并使用 SCA 方法逼近 $P_{1,2}$ 的最优解,得到 $\{f_{u,k}^{(t)}\}$ 和 $q_u^{(t)}$;
- 5) 给定 $\{B_k^{(t)}\}$ 、 $\{f_{u,k}^{(t)}\}$ 和 $q_u^{(t)}$, 使用 CVX 求解 $P'_{1,3}$, 并使用 SCA 方法逼近 $P_{1,3}$ 的最优解,得到 $\{P_k^{(t)}\}$ 和 $P_u^{(t)}$;
- 6) 更新 $t = t + 1$;
- 7) 重复步骤 2)~步骤 6), 直到目标函数值收敛。

3.3 基于交叉熵的服务缓存与计算卸载优化

问题 P_2 中的服务缓存与计算卸载决策涉及二进制变量,因此是一个组合优化问题。对于该问题,可以采用穷尽搜索的方式求得最优解。但是随着地面设备和服务应用数量的增加,其复杂度将呈指数级上升的趋势。因此,本节将设计低复杂度的交叉熵算法求得该问题的次优解。具体而言,所设计算法是一种自适应概率学习的方法^[25]。它利用交叉熵理论从分布式模型中随机采样来确定变量 $\{o_n\}$ 和 $\{a_k\}$ 的最佳概率分布,从而实现最小任务处理时延。为此, $\{o_n\}$ 和 $\{a_k\}$ 中的每个元素被建模为服从伯努利分布的随机变量,其概率分布函数

$\Phi(o_n)$ 和 $\Psi(a_k)$ 分别为

$$\Phi(o_n) = (\phi_{o_n})^{o_n} (1 - \phi_{o_n})^{1 - o_n}, \forall n \in \mathcal{N} \quad (39)$$

$$\Psi(a_k) = (\psi_{a_k})^{a_k} (1 - \psi_{a_k})^{1 - a_k}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (40)$$

其中, ϕ_{o_n} 和 ψ_{a_k} 分别代表 $o_n = 1$ 和 $a_k = 1$ 的概率。基于以上概率分布和约束C1、C2和C8, 随机生成可行的样本, 即 $\{o_1^{(v)}, o_2^{(v)}, \dots, o_N^{(v)}, a_1^{(v)}, a_2^{(v)}, \dots, a_K^{(v)}\}$, 其中 $v \in \mathcal{V} = \{1, 2, \dots, V\}$ 。相应地, 本文的目标是找到使设备任务完成时延最低的概率分布函数 $\Phi(o_n)$ 和 $\Psi(a_k)$ 。在此基础上, 对 V 个可行样本的任务处理时延按照升序进行排列, 并选择前 \hat{V} 个时延较低的样本作为“精英”样本。其中, “精英”样本的概率分布参数分别为

$$\phi_{o_n}^* = \frac{1}{\hat{V}} \sum_{v=1}^{\hat{V}} o_n^{(v)}, \forall n \in \mathcal{N} \quad (41)$$

$$\psi_{a_k}^* = \frac{1}{\hat{V}} \sum_{v=1}^{\hat{V}} a_k^{(v)}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (42)$$

此外, 为了避免在自适应概率学习的过程中产生振荡, 将每次迭代中概率分布参数的更新过程表示为

$$\phi_{o_n}^{\text{upd}} = (1 - \lambda_o) \phi_{o_n} + \lambda_o \phi_{o_n}^*, \forall n \in \mathcal{N} \quad (43)$$

$$\psi_{a_k}^{\text{upd}} = (1 - \lambda_a) \psi_{a_k} + \lambda_a \psi_{a_k}^*, \forall k \in \mathcal{K} \quad (44)$$

其中, λ_o 和 λ_a 是学习率。在基于交叉熵的算法中, 概率分布参数的值会一直迭代直到 $\{\phi_{o_n}, \psi_{a_k}\}_{\forall n \in \mathcal{N}, \forall k \in \mathcal{K}}$ 收敛, 以求得服务缓存决策和计算卸载决策。基于交叉熵的服务缓存和计算卸载优化算法如算法3所示。

算法3 基于交叉熵的服务缓存和计算卸载优化算法

- 1) 初始化: $\phi_{o_n} = 0.5$ 和 $\psi_{a_k} = 0.5$;
- 2) 循环
- 3) 根据式(39)、式(40)和约束C1、C2和C8, 随机生成可行的样本用于决策确定, 即 $\{o_1^{(v)}, \dots, o_N^{(v)}, a_1^{(v)}, \dots, a_K^{(v)}\}, \forall v \in \mathcal{V}$;
- 4) 针对每个样本, 调用算法2计算时延;
- 5) 将可行样本按时延升序的规则进行排列;
- 6) 保留前 \hat{V} 个作为“精英”样本, 根据式(41)和式(42)计算 $\phi_{o_n}^*$ 和 $\psi_{a_k}^*$;
- 7) 根据式(43)和式(44)计算 $\phi_{o_n}^{\text{upd}}$ 和 $\psi_{a_k}^{\text{upd}}$, 更新

$$\{\phi_{o_n}, \psi_{a_k}\} \leftarrow \{\phi_{o_n}^{\text{upd}}, \psi_{a_k}^{\text{upd}}\};$$

8) 重复步骤2)~步骤7), 直到收敛;

9) 输出: 服务缓存决策和计算卸载决策。

3.4 复杂度分析

总体来说, 所提TLOP算法的计算复杂度主要来源于求解内层优化问题 P_1 和外层优化问题 P_2 。具体来说, P_1 分解为3个子问题 $P_{1,1}$ 、 $P_{1,2}$ 和 $P_{1,3}$, 由于 $P_{1,1}$ 是凸问题, 可以直接利用CVX工具进行求解。 $P_{1,2}$ 和 $P_{1,3}$ 分别用算法1中的SCA方法转化为凸优化问题, 进而利用CVX工具进行求解。在此基础上, 算法2对3个子问题 $P_{1,1}$ 、 $P_{1,2}$ 和 $P_{1,3}$ 进行交替优化以对内层问题 P_1 进行求解。最后, 外层优化问题 P_2 则由算法3进行处理。

由于问题 $P_{1,1}$ 、 $P'_{1,2}$ 和 $P'_{1,3}$ 通过CVX中的内点法求解, 因此 $P_{1,1}$ 、 $P'_{1,2}$ 和 $P'_{1,3}$ 的计算复杂度分别为 $O(K^{3.5})$ 、 $O(I_{S_1} K^{3.5})$ 和 $O(I_{S_2} K^{3.5})$, I_{S_1} 和 I_{S_2} 分别是求解子问题 $P_{1,2}$ 和 $P_{1,3}$ 的SCA迭代次数。在此基础上, 算法2的计算复杂度可以表示为

$$O\left((1 + I_{S_1} + I_{S_2}) K^{3.5} \text{lb}\left(\frac{1}{\mu}\right)\right),$$

其中 μ 为算法2的收敛精度。此外, 算法3用于求解 P_2 , 其计算复杂度主要来自步骤4)和步骤7)。具体来说, 步骤4)计算每个候选目标函数的计算复杂度为 $O(V)$, 步骤7)更新概率参数的计算复杂度为 $O(N + K)$ 。相应地, 算法3的计算复杂度为 $O(V + N + K)$ 。因此, 所提TLOP算法的计算复杂度可以表示为 $O\left((1 + I_{S_1} + I_{S_2}) K^{3.5} \text{lb}\left(\frac{1}{\mu}\right) (V + N + K)\right)$ 。

此外, 与利用穷尽搜索来确定服务缓存和计算卸载决策的复杂度 $O(2^{(N+K)})$ 相比, 本文所设计的算法3的计算复杂度为 $O(V + N + K)$, 因此本文所提算法在一定程度上可以应用在大规模网络场景下。

4 仿真分析

为了对所提基于TLOP算法的多域资源协同优化方案的有效性进行分析, 本节将通过仿真实验进行性能验证。在仿真中, 本文考虑8个地面设备随机分布在 $1000 \text{ m} \times 1000 \text{ m}$ 的区域内, 由UAV和地面基站在存在窃听者的环境下为用户提供服务。此外, 考虑UAV的最大计算能力为 $F_u^{\text{max}} = 8 \text{ GHz}$, 地面基站分配给每个地面设备的计算资源为 $f_{b,k} = 2 \text{ GHz}$, 地面设备到UAV以及UAV到地面基

站的最小安全卸载速率为 $R_{k,u}^{\min} = R_{u,b}^{\min} = 0.01 \text{ Mbit/s}$, 噪声功率为 $\sigma_u^2 = \sigma_b^2 = \sigma_e^2 = -80 \text{ dBm}$, 窃听者位置的最大估计误差为 $r_e = 10 \text{ m}$, 学习率 $\lambda_o = \lambda_a = 0.3$ 。除非文中单独说明, 否则其他仿真参数设置如表 1 所示。此外, 本文将所提方案与以下基准方案进行性能对比。

表 1 参数设置

参数名称	取值
最大传输带宽 $B^{\max}/\text{MHz}^{[7]}$	10
UAV 和窃听者飞行高度 $H/\text{m}^{[13]}$	200
服务占用的存储空间 s_n/GB	2
UAV 最大缓存空间 $S_{\max}/\text{GB}^{[14]}$	8
任务量 L_k/Mbit	0.2
CPU 周期数 $C_k/(\text{cycle}\cdot\text{bit}^{-1})$	600
信道增益 $\beta_0/\text{dB}^{[15]}$	-60
设备的最大发射功率 P_k^{\max}/W	0.1
UAV 的最大发射功率 P_u^{\max}/W	1

1) 基于 TLOP 的 UAV 放置与卸载部署方案。该方案利用 TLOP 算法对服务缓存、计算卸载、地面设备的发射功率、UAV 位置部署、带宽和计算资源分配进行优化, UAV 的发射功率设为固定值。

2) 平均计算资源分配方案。在该方案中, UAV 的计算资源被平均分配用于地面设备的计算任务处理。

3) 随机卸载与缓存方案。该方案在 UAV 处随机缓存服务应用, 并且地面设备随机选择卸载任务到 UAV 处理或地面基站处理。

图 3 对比了所提算法的收敛性。从图 3 可以看出, 所提算法可以在较少的迭代次数内达到收敛状态, 这表明所提算法具有较快的收敛性。此外还可以看出, 计算任务处理时延随着窃听者位置的最大估计误差的增大而增大。这是因为随着窃听者位置不确定性的增加, 系统需按最坏情况提升安全速率要求, 迫使无人机远离潜在窃听点, 进而也会影响与合法用户之间的通信距离, 从而导致计算任务处理时延增加。图 3(c) 中的结果意味着 4 个服务应用被缓存在 UAV 上以处理地面设备的计算任务。

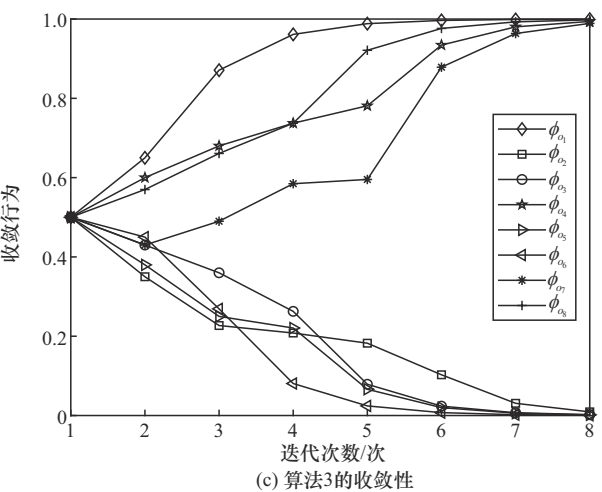
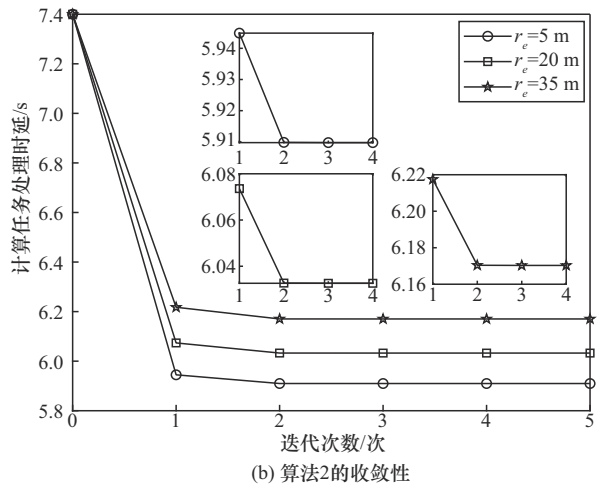
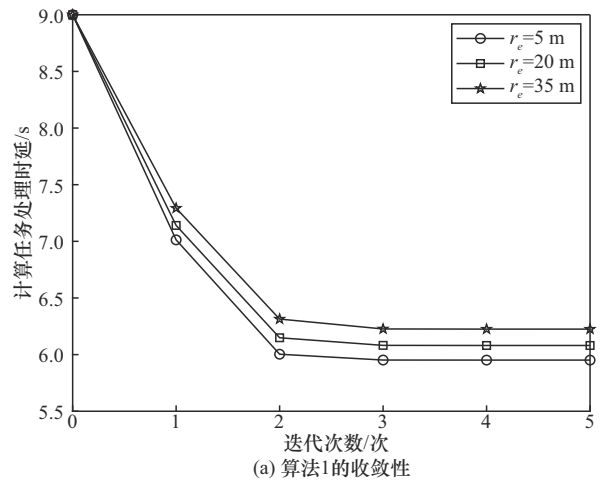


图 3 所提算法的收敛性

图 4 展示了计算任务处理时延与设备数量的关系。从图 4 中可以看出, 随着设备数量的增多, 计算任务处理时延呈现明显的上升趋势。这是因为随着计算设备数量的增多, 会有更多的计算任务需要处理, 使 UAV 服务器和地面基站处理计算任务的时延也随之增加。图 4 中的结果还表明, 所提方案

在性能上始终优于基准方案，这证明了所提方案在降低任务处理时延方面的优势。

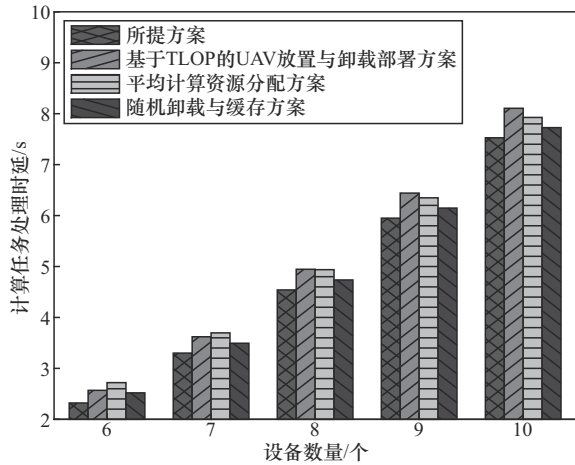


图4 计算任务处理时延与设备数量的关系

图5展示了计算任务处理时延与计算任务复杂度的关系，其中计算任务复杂度是指处理地面设备计算任务的CPU总周期数。从图5中可以看出，计算任务处理时延会随着计算任务复杂度的增加而上升。这是因为计算任务复杂度增加将导致UAV服务器和地面基站承担更多的工作负载，从而使UAV和地面基站处理计算任务所用的时间增加。除此之外，图5中的结果也反映了所提方案在降低计算任务处理时延方面的优势。

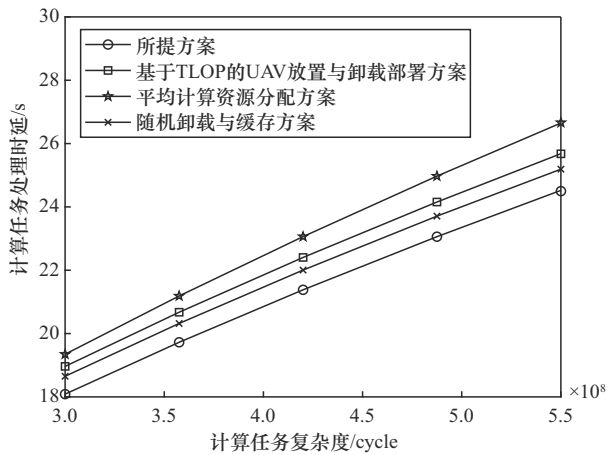


图5 计算任务处理时延与计算任务复杂度的关系

图6表明了计算任务处理时延与UAV的存储能力的关系。从图6中可以看出，随着UAV服务器缓存容量的增加，所有方案的计算任务处理时延均有所下降。这种下降可归因于UAV在存储能力提升

时可以缓存更多的服务程序，从而避免了将计算任务转发至地面基站的过程，有利于降低计算任务的传输时延。

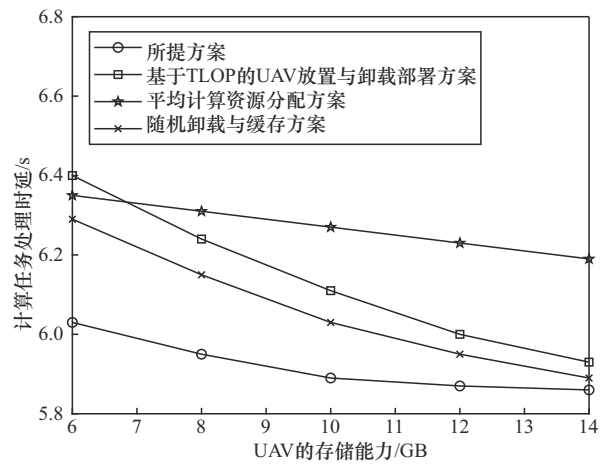


图6 计算任务处理时延与UAV的存储能力的关系

图7给出了计算任务处理时延与最小安全卸载速率的关系。随着安全卸载要求的提高，所有方案的计算任务处理时延均呈上升趋势。出现这一趋势的原因在于保密要求趋严，系统在功率受限和安全约束的双重限制下，被迫通过调整UAV位置远离窃听者以满足速率要求。这同时也会影响UAV与合法用户之间的通信距离，导致从地面设备到UAV以及从UAV到地面基站的传输时延增加，最终使计算任务处理时延增加。

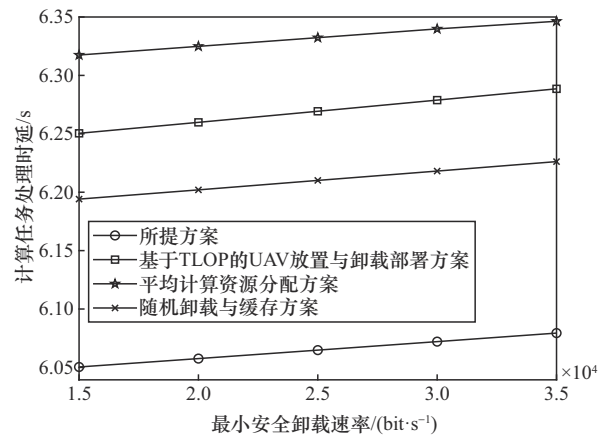


图7 计算任务处理时延与最小安全卸载速率的关系

图8进一步展示了算法运行时间和计算任务处理时延与设备数量的关系。其中，柱状图是所提方案和穷尽搜索算法在运行时间上的对比，折线图是所提方案和穷尽搜索在计算任务处理时延上的性能

对比。可以看出,所提方案在计算任务处理时延性能上接近穷尽搜索算法,但是实际运行时间却显著低于穷尽搜索算法。尤其是,当设备数量增加时,所提方案的算法运行时间相比于穷尽搜索算法大幅下降。这表明本文所提方案能以较低的复杂度实现较高的性能。

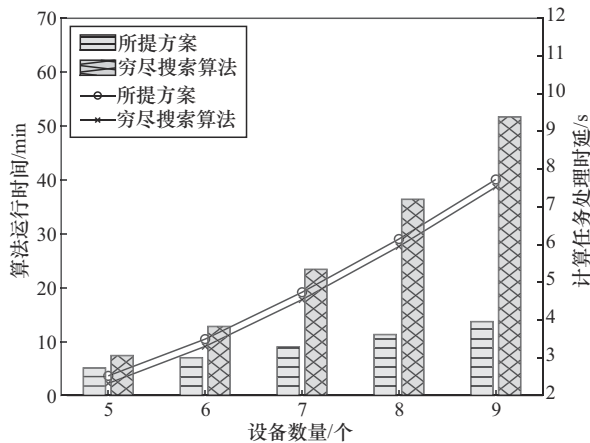


图8 算法运行时间和计算任务处理时延与设备数量的关系

5 结束语

本文研究了窃听场景下的空地协同边缘计算网络中的服务缓存与安全计算卸载,其中UAV在该网络中充当空中计算平台和空中中继。为了最小化地面设备的计算任务处理时延,本文在考虑计算卸载的双重安全约束以及通信、计算和存储资源限制的基础上,联合优化了UAV服务缓存决策、地面设备计算卸载决策、带宽分配、UAV与地面设备的发射功率、UAV计算资源分配与位置部署。由于所构建的问题是混合整数非线性规划问题,本文设计了一种有效的TLOP算法,将该问题分解为内层资源优化和UAV位置部署问题以及外层服务缓存和卸载决策问题。仿真结果表明,所提算法具有较快的收敛性,并且与基准方案相比能够降低计算任务处理时延。未来的工作将进一步探索混合多址接入方式以实现密集网络下的计算服务提供,以及构建多层次综合安全机制以提升系统的安全性。

参考文献:

[1] 颜志, 易正伦, 欧阳博, 等. 无人机集群联合拓扑控制的智能路由规划方法[J]. 通信学报, 2024, 45(2): 137-149.
YAN Z, YI Z L, OUYANG B, et al. Intelligent route planning method with jointing topology control of UAV swarm[J]. Journal on Communications, 2024, 45(2): 137-149.

[2] 白露, 孙铭然, 黄子蔚, 等. 面向应急通信的多无人机协同信道建模研究[J]. 通信学报, 2023, 44(7): 38-50.
BAI L, SUN M R, HUANG Z W, et al. Multi-UAV cooperative channel model for emergency communication[J]. Journal on Communications, 2023, 44(7): 38-50.

[3] WU M R, LI K X, QIAN L P, et al. Secure computation offloading and service caching in mobile edge computing networks[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(2): 432-436.

[4] 元晋, 孙海蓉, 巩锐, 等. 移动边缘计算中基于信誉值的智能计算卸载模型研究[J]. 通信学报, 2020, 41(7): 141-151.
QI J, SUN H R, GONG K, et al. Research on intelligent computing offloading model based on reputation value in mobile edge computing[J]. Journal on Communications, 2020, 41(7): 141-151.

[5] YANG Z Y, BI S Z, ZHANG Y A. Dynamic offloading and trajectory control for UAV-enabled mobile edge computing system with energy harvesting devices[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(12): 10515-10528.

[6] ZHAO N, YE Z Y, PEI Y Y, et al. Multi-agent deep reinforcement learning for task offloading in UAV-assisted mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(9): 6949-6960.

[7] ZHANG Y, GONG Y M, GUO Y X. Energy-efficient resource management for multi-UAV-enabled mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(8): 12026-12037.

[8] LIU C J, ZHONG Y L, WU R L, et al. Deep reinforcement learning based 3D-trajectory design and task offloading in UAV-enabled MEC system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(2): 3185-3195.

[9] CHEN J X, CAO X B, YANG P, et al. Deep reinforcement learning based resource allocation in multi-UAV-aided MEC networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(1): 296-309.

[10] RANJHA A, NABOULSI D, EL EMARY M, et al. Consumer-centric sustainability: empowering URLLC in multi-UAV-assisted MEC systems for industry 5.0[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2024, PP(99): 1.

[11] COUTINHO R W L, BOUKERCHE A. UAV-mounted cloudlet systems for emergency response in industrial areas[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(11): 8007-8016.

[12] 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.

[13] GAO X X, ZHAI L B. Service experience oriented cooperative computing in cache-enabled UAVs assisted MEC networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, 23(10): 9721-9736.

[14] YAN H Z, LI H W, XU X L, et al. UAV-enhanced service caching for IoT systems in extreme environments[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(16): 26741-26750.

[15] LI J, YI C Y, CHEN J Y, et al. Joint trajectory planning, application placement, and energy renewal for UAV-assisted MEC: a triple-learner-based approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(15): 13622-13636.

[16] LU W D, MO Y D, FENG Y Q, et al. Secure transmission for multi-UAV-assisted mobile edge computing based on reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2023, 10(3): 1270-1282.

[17] DING Y, ZHANG Q Q, LU W D, et al. Collaborative communication and computation for secure UAV-enabled MEC against active aerial eavesdropping[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(11): 15915-15929.

[18] ZHANG Y H, KUANG Z F, FENG Y Y, et al. Task offloading and trajectory optimization for secure communications in dynamic user multi-UAV MEC systems[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing,

2024, 23(12): 14427-14440.

- [19] 崔高峰, 徐媛媛, 张尚宏, 等. 基于最小能耗的多无人机无线网络安全数据卸载策略[J]. 通信学报, 2021, 42(5): 51-62.
CUI G F, XU Y Y, ZHANG S H, et al. Secure data offloading strategy for multi-UAV wireless networks based on minimum energy consumption[J]. Journal on Communications, 2021, 42(5): 51-62.
- [20] 余雪勇, 邱礼翔, 宋家宁, 等. 无人机辅助边缘计算中安全通信与能效优化策略[J]. 通信学报, 2023, 44(3): 45-54.
YU X Y, QIU L X, SONG J N, et al. Security communication and energy efficiency optimization strategy in UAV-aided edge computing[J]. Journal on Communications, 2023, 44(3): 45-54.
- [21] XU Y, ZHANG T K, YANG D C, et al. Joint resource and trajectory optimization for security in UAV-assisted MEC systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(1): 573-588.
- [22] KARMAKAR R, KADDOUM G, AKHRIF O. A novel federated learning-based smart power and 3D trajectory control for fairness optimization in secure UAV-assisted MEC services[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, 23(5): 4832-4848.
- [23] CHEN Z G, YANG K, WU Y D, et al. HCLT-YOLO: a hybrid CNN and lightweight transformer architecture for object detection in complex traffic scenes[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(3): 3681-3694.
- [24] 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.
- [25] WU M R, CHEN W J, QIAN L P, et al. Joint service caching and secure computation offloading for reconfigurable-intelligent-surface-assisted edge computing networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(19): 30469-30482.

[作者简介]



吴梦如 (1994-), 女, 山东邹城人, 博士, 浙江工业大学讲师, 主要研究方向为移动边缘计算、无人机通信、物理层安全等。



孔亚威 (2000-), 男, 河南开封人, 浙江工业大学硕士生, 主要研究方向为移动边缘计算、资源分配等。



韩会梅 (1990-), 女, 山东济宁人, 博士, 浙江工业大学副教授, 主要研究方向为智能通信以及多用户接入。



陆海全 (1994-), 男, 安徽六安人, 东南大学博士生, 主要研究方向为超大规模 MIMO 通信和可重构天线通信等。

斯沛远 (1995-), 男, 浙江嘉兴人, 南洋理工大学博士生, 主要研究方向为低空通信、安全通信。

卢为党 (1984-), 男, 浙江宁波人, 博士, 浙江工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能通信、无人机通信、安全通信等。

郭磊 (1980-), 男, 四川眉山人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为光通信网络、无线通信网络。