

doi:10.3969/j.issn.1003-3114.2025.05.005

引用格式:杜雪琪,那振宇,任涵涵,等.多层空基车联网中基于切换感知的任务卸载与资源分配[J].无线电通信技术,2025,51(5):919-928. [DU Xueqi, NA Zhenyu, REN Hanhan, et al. Handover-aware Based Task Offloading and Resource Allocation in Multi-layer Aerial Internet of Vehicles[J]. Radio Communications Technology, 2025, 51(5): 919-928.]

多层空基车联网中基于切换感知的任务卸载与资源分配

杜雪琪¹,那振宇¹,任涵涵¹,刘丽哲^{2,3}

(1. 大连海事大学 信息科学与技术学院, 辽宁 大连 116026;

2. 通信网信息传输与分发技术国家重点实验室, 河北 石家庄 050081;

3. 中国电科网络通信研究院, 河北 石家庄 050081)

摘要:智能交通系统的迅猛发展催生了对实时性与高可靠计算服务的迫切需求,进而推动了车载边缘计算向更具动态性和灵活性的协同计算架构演进。多层空基网络突破了传统地面基础设施在覆盖范围与服务连续性方面的固有局限,正逐步成为支撑车载边缘计算的重要补充与发展方向。为此,构建了一种融合高空平台(High Altitude Platform, HAP)与无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)的多层空基边缘计算架构,协同为车联网(Internet of Vehicles, IoV)中的移动车辆提供高效计算支持。针对车辆移动引发的频繁空中小区切换问题,创新性地引入切换感知机制,预测车辆在 UAV 覆盖下的小区切换时间窗,在车辆与 UAV 能耗限制下,联合优化系统的带宽分配、计算资源分配与任务卸载决策,以最小化任务总时延,同时规避切换中断风险。为应对混合整数非线性规划(Mixed Integer Nonlinear Programming, MINLP)问题的高计算复杂度,设计了一种3步迭代求解算法,将原问题分解为带宽分配、计算资源分配和卸载决策优化子问题,采用 CVX 工具、线性松弛与交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)求解。仿真结果表明,相比于基线方案,所提算法在任务大小为 5~9 Mb 时,任务总时延分别降低了 11.9%、23.3% 和 25.5%。

关键词:边缘计算;高空平台;无人机;车联网;切换感知

中图分类号:TN929.5

文献标志码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号:1003-3114(2025)05-0919-10



Handover-aware Based Task Offloading and Resource Allocation in Multi-layer Aerial Internet of Vehicles

DU Xueqi¹, NA Zhenyu¹, REN Hanhan¹, LIU Lizhe^{2,3}

(1. School of Information Science and Technology, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China;

2. Science and Technology on Communication Networks Laboratory, Shijiazhuang 050081, China;

3. Academy for Network & Communications of CETC, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: The rapid development of intelligent transportation systems has intensified the demand for real-time and highly reliable computing services, driving the evolution of vehicular edge computing toward more dynamic and flexible collaborative architectures. Multi-layer aerial networks overcome the inherent limitations of traditional ground infrastructure in terms of coverage and service continuity, emerging as a promising supplement and development trend for vehicular edge computing. To this end, a multi-layer aerial edge computing architecture integrating High Altitude Platform (HAP) and Unmanned Aerial Vehicle (UAV) is proposed, collaboratively providing efficient computing support for moving vehicles in the Internet of Vehicles (IoV). To address frequent aerial cell handovers caused by vehicle mobility, a novel handover-aware mechanism is introduced to predict the time window for cell switching under UAV coverage. Under the energy constraints of both vehicles and UAV, the bandwidth partitioning, computing resource allocation, and task

收稿日期:2025-04-13

基金项目:国家自然科学基金(61971081)

Foundation Item: National Natural Science Foundation of China (61971081)

offloading decisions are jointly optimized to minimize total task latency and mitigate handover-induced service interruptions. Moreover, to tackle the high computation complexity of the Mixed Integer Nonlinear Programming (MINLP) problem, a three-step iterative algorithm is designed. This algorithm decomposes the problem into subproblems of bandwidth allocation, computing resource allocation, and offloading decision optimization, which can be solved using the CVX tool, linear relaxation, and Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM), respectively. Simulation results demonstrate that compared to baseline schemes, the proposed solution reduces total task latency by 11.9%, 23.3% and 25.5% for task sizes ranging from 5~9 Mb, respectively.

Keywords: edge computing; high-altitude platform; UAV; IoV; handover-aware

0 引言

智能网联汽车与自动驾驶技术的快速发展,推动 IoV 领域对实时信息交互、协同决策等高时效性服务产生刚性需求^[1]。此类场景下,紧急避障、协同驾驶和路径规划等关键任务需毫秒级响应能力,而传统依赖远程云中心的架构因核心网络拥塞与长距传输时延,难以满足用户的服务质量要求^[2]。移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)通过将算力下沉至路侧单元(Road Side Unit, RSU),显著缩短了端到端时延^[3-6],但其固定部署特性导致2个固有缺陷:一方面,RSU 受限于有限地理覆盖范围,且密集的建筑会阻挡其信号传输,导致 RSU 无法持续为移动的车辆提供高质量服务^[7];另一方面,RSU 基础设施容灾能力差,易受拥堵、故障或灾难等影响而无法提供服务,使得对应管辖区的路面呈盲区状态^[8],暴露了传统 MEC 在支持 IoV 实时服务中的架构瓶颈。

为解决上述问题,UAV 因高度灵活性与机动性,能够根据任务需求快速部署到目标区域,提供即时计算和通信支持,受到学术界和业界广泛关注^[9-10]。文献[9]构建了一种多 UAV 辅助 IoV 的资源分配和卸载框架,当车辆处于 UAV 覆盖范围内时,可将任务卸载至低负载 UAV,在满足能耗约束的同时有效降低系统延迟。文献[10]提出了一种 UAV 辅助卸载策略,分别考虑固定和移动边缘节点,以满足车辆用户的低时延和高可靠性要求。上述研究都假设在静态 IoV 中进行,但不考虑车辆的动态特性是不现实的^[11-12]。文献[11]提出了一种适用于 UAV 辅助 IoV 的边缘计算卸载和资源分配方案,在车辆的动态移动性下,通过联合优化卸载决策、计算资源和频谱资源,最小化系统能耗与时延的加权和。文献[12]利用单 UAV 为移动的车辆提供计算服务,同时将其作为中继节点部署,协助将计算任务转发至 MEC 服务器,在 UAV 能耗约束下最小化系统成本。然而,上述研究未

考虑 UAV 有限的续航能力,在需要持续覆盖或长时间滞空的任务中 UAV 的悬停能耗不可忽略。文献[13]采用随机梯度上升算法,在 UAV 能耗约束下优化其部署,以确保在 IoV 中用最少数量 UAV 实现高上行链路速率。但是,车辆的高速移动会导致频繁的空中小区切换,不仅会产生额外的信令开销,还可能导致关键信息传输的中断。现有研究缺乏对车辆移动性引发的小区切换问题的有效研究。上述研究多基于 UAV 单层网络,UAV 计算能力有限,难以支持大规模数据处理的需求。同时,UAV 高能耗与有限续航也制约其长时间执行任务的能力^[14-15]。

HAP 部署于平流层,可以提供更广的覆盖范围和更大的载荷能力,能够有效弥补 UAV 在覆盖与续航性能方面的不足^[16-18]。文献[16]提出在农村地区 HAP 辅助车辆边缘计算的网路架构,其中车辆可以决定在本地处理数据或将数据卸载到 HAP,在给定时延和计算能力约束下,最大限度地提高实时服务的可能性。文献[17]在传统地面通信基础设施不可用的偏远地区引入 HAP 辅助的车辆边缘网络,车辆可将任务转移到 HAP 计算,通过部分任务卸载和资源分配变量,在最小化能耗的同时最大限度地提高任务成功率。文献[18]提出一种分布式计算框架中的自适应方案,其中任务可由车辆本地计算或卸载至 RSU 和 HAP。

为同时发挥 UAV 的灵活性与 HAP 的广域覆盖优势,文献[19]研究了空地集成车载边缘计算网络中,基于 HAP 和 UAV 的卸载策略和多维资源分配优化问题,车辆可将任务卸载至 UAV 或通过 UAV 中继至 HAP,旨在最小化总任务卸载时延,但该研究仍未考虑车辆移动可能导致的切换问题。

由上述分析可知,目前针对 IoV 边缘计算的研究大多聚焦于 UAV 或 HAP 单一辅助计算场景,缺乏 HAP 和 UAV 协作辅助 IoV 边缘计算的研究。此外,现有研究多假设车辆可在当前 UAV 覆盖区域内完成任务处理,忽略了由车辆移动性而引发的小区

切换问题^[20-21]。针对上述挑战,构建了一个多层空基 IoV 边缘计算架构,并提出了一个基于切换感知的计算卸载和资源分配策略,以最小化任务总时延。主要工作如下:

① 建立了一个新型多层空基 IoV 边缘计算系统模型。其中,考虑到实际信道中信号传播的路径损耗和遮挡物引起的衰减,采用概率视距(Line of Sight, LOS)模型建立信道。UAV 和 HAP 均搭载了 MEC 服务器,车辆可以选择将任务直接卸载至 UAV 或 HAP。此外,引入车辆在 UAV 覆盖区内的切换感知机制,确保任务在切换前完成以避免中断,整个过程采用频分多址接入技术。

② 提出了一个基于切换感知的联合优化计算卸载和多维资源分配的方案。通过联合优化带宽分配、计算资源以及车辆的任务卸载决策,最小化任务总时延。由此产生的联合优化问题为 MINLP 问题,受到小区切换时延、车辆和 UAV 最大能耗、HAP 和 UAV 的可用计算资源的约束。

③ 提出了一个 3 步迭代的低复杂度算法。将所提 MINLP 问题解耦为带宽分配、计算资源分配和任务卸载决策 3 个子问题,分别采用 CVX、线性松弛法和 ADMM 进行求解,进而通过迭代优化求得近似最优解。仿真结果显示算法收敛,并能够表明所提方案在最小化任务时延方面优于基线方案。

1 系统模型和问题制定

1.1 系统概述

考虑图 1 所示的多层空基 IoV 边缘计算网络架构,研究场景是一条单向公路,一个搭载大型 MEC 服务器的 HAP 以准静态方式漂浮于平流层,为所有车辆提供全局信号覆盖。

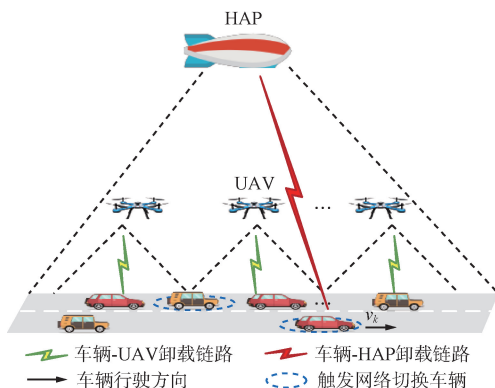


图 1 多层空基 IoV 边缘计算网络架构

Fig. 1 Multi-layer aerial IoV edge computing network architecture

在 HAP 的覆盖范围内, M 架配备小型 MEC 服务器的 UAVs 悬停于公路上方,每架 UAV 负责一个独立且不重叠的路段。车辆和 UAVs 的集合分别记为 $K = \{1, 2, \dots, K\}$ 和 $M = \{1, 2, \dots, M\}$ 。由于车载资源的有限性,任务无法在本地处理,且任务划分可能显著增加系统开销。因此,采用二进制卸载模式,即每辆车的任务要么利用车辆到 UAV (Vehicle to UAV, V2U) 链路完全卸载到 UAV,要么利用车辆到 HAP (Vehicle to HAP, V2H) 链路完全卸载到 HAP。

车辆 k 以速度 v_k 沿公路行驶,当车辆从一个 UAV 的覆盖区域进入下一个 UAV 的覆盖区域时,将触发网络切换。为了避免网络切换,本文聚焦于单个 UAV 所覆盖的独立路段,确保分配给当前 UAV 的任务能够在车辆离开其覆盖区域前完成。设 UAV 的覆盖范围为 D ,车辆 k 在当前 UAV 覆盖范围内的剩余行驶时间表示为:

$$T_k^n = \frac{D - |x_k(0) \bmod D|}{v_k}, \forall k, \quad (1)$$

式中: $x_k(0)$ 为 k 的初始位置, $|x_k(0) \bmod D|$ 为 $x_k(0)$ 除以 D 的余数,表示 k 相对于当前 UAV 覆盖区域起始边界的位置。 k 在时间 t 的水平位置可以表示为 $x_k(t) = x_k(0) + v_k t$ 。因此, k 与当前 UAV 之间的距离表示为:

$$d_{k,U}(t) = \sqrt{|x_k(0) + v_k t - x_U|^2 + h_U^2}, \forall k, \quad (2)$$

式中: x_U 表示 UAV 的水平坐标, h_U 为其悬停高度。特别是,由于车辆在高速公路上的行驶速度约为 80~140 km/h,即使以最高速度 140 km/h 计算,在 100 ms 的时间内车辆仅移动了 3.98 m。与 h_U (几十到几百米)相比,这一移动距离对 $d_{k,U}(t)$ 的影响可忽略不计。因此,在实际计算中, $d_{k,U}(t)$ 可近似为任务卸载时的一个常数,计算为:

$$d_{k,U} = \sqrt{|x_k(0) - x_U|^2 + h_U^2}, \forall k. \quad (3)$$

类似地, k 与 HAP 之间的距离表示为:

$$d_{k,H} = \sqrt{|x_k(0) - x_H|^2 + h_H^2}, \forall k, \quad (4)$$

式中: x_H 表示 HAP 的水平坐标, h_H 为驻空高度。

对于 k ,其产生的计算任务可表示为 $L_k \triangleq \{d_k, c_k\}$,其中 d_k 表示输入数据大小(bit), c_k 表示计算密度(CPU cycle/bit)。定义二元变量 $\varpi_{k,H} \in \{0, 1\}$ (或 $\psi_{k,U} \in \{0, 1\}$) 分别指示 k 是否将任务卸载至 HAP 或 UAV。如果 k 选择将任务卸载到 HAP (或关联的 UAV),则 $\varpi_{k,H} = 1$ (或 $\psi_{k,U} = 1$); 否则, $\varpi_{k,H} = 0$ (或 $\psi_{k,U} = 0$)。由于不采用任务划分技术,因此总有 $\varpi_{k,H} + \psi_{k,U} = 1$ 。考虑到 UAV 的计算能力有限,需保证 UAV 的接入数量不超过其最大载荷,

即满足 $\sum_{k=1}^K \psi_{k,U} \leq N_{\max}$, 其中 N_{\max} 表示 UAV 的最大接入数量。

1.2 通信模型

对于 V2U 链路, 采用 LOS 信道模型, 以反映信号传播中的随机性和不确定性^[22]。 k 与 UAV 之间的 LOS 概率为:

$$P_{\text{LOS}}(\theta_{k,U}) = \frac{1}{1 + \chi_1 \exp(-\chi_2(\theta_{k,U} - \chi_1))}, \quad \forall k, \quad (5)$$

式中: χ_1 和 χ_2 是与环境有关的经验参数, $\theta_{k,U}$ 为 k 与 UAV 之间的仰角:

$$\theta_{k,U} = \frac{180}{\pi} \arctan\left(\frac{h_U}{d_{k,U}}\right), \quad \forall k. \quad (6)$$

考虑到信号传播中的路径损耗和遮挡物引起的衰减, 记 $\hat{\xi}(\theta_{k,U})$ 为 V2U 链路的衰减因子, 其涵盖了 LOS 和非视距(Non LoS, NLOS)两种传播情况, 表示为:

$$\hat{\xi}(\theta_{k,U}) = \beta_0 P_{\text{LOS}}(\theta_{k,U}) + \eta(1 - P_{\text{LOS}}(\theta_{k,U})), \quad \forall k, \quad (7)$$

式中: β_0 表示在 LOS 情况下, 参考距离为 1 m 时的路径损耗, η 表示 NLOS 情况下的额外衰减。因此, k 与 UAV 之间的信道功率增益可计算为:

$$G_{k,U} = \hat{\xi}(\theta_{k,U}) d_{k,U}^{-\alpha}, \quad \forall k, \quad (8)$$

式中: $2 \leq \alpha \leq 4$ 为路径损耗指数。

为提升频谱效率且避免共信道干扰, 采用频分多址接入技术, 给车辆 k 分配总频谱带宽 B_{total} 的 $b_k \in [0, 1]$ 部分, 以实现并行通信。因此, V2U 链路中的信噪比表示为:

$$\gamma_{k,U} = \frac{P_k G_{k,U}}{\sigma^2}, \quad \forall k, \quad (9)$$

式中: P_k 为 k 的发射功率, $\sigma^2 = b_k B_{\text{total}} N_0$ 为 k 处的噪声功率, N_0 为噪声功率谱密度。基于上述模型, 从 k 到 UAV 的卸载速率可通过香农公式计算为:

$$R_{k,U} = b_k B_{\text{total}} \log(1 + \gamma_{k,U}), \quad \forall k. \quad (10)$$

对于 V2H 链路, HAP 悬停于平流层, 高度远超建筑物、树木等地面障碍物, 显著减少了多径效应和 NLOS 传播。因此, 车辆与 HAP 之间的通信链路由 LOS 主导^[14], 可建模为:

$$G_{k,H} = G \left(\frac{c}{4\pi d_{k,H} f_c} \right)^2 |\zeta_{k,H}|^2, \quad \forall k, \quad (11)$$

式中: G 为定向天线增益, c 为光速, f_c 为载波频率, $|\zeta_{k,H}|$ 为小尺度衰落系数。因此, k 到 HAP 的卸载速率为:

$$R_{k,H} = b_k B_{\text{total}} \log\left(1 + \frac{P_k G_{k,H}}{\sigma^2}\right), \quad \forall k. \quad (12)$$

1.3 时延模型

完成 L_k 的总延迟包括 V2U 的传输时延、UAV

计算时延、V2H 的传输时延以及 HAP 计算时延。由于输出数据下载过程中涉及的数据量相对较小, 本文未考虑该过程。V2U 的传输时延可定义为:

$$t_{k,U}^{\text{trans}} = \frac{d_k}{R_{k,U}}, \quad \forall k. \quad (13)$$

类似地, V2H 的传输延迟可表示为:

$$t_{k,H}^{\text{trans}} = \frac{d_k}{R_{k,H}}, \quad \forall k. \quad (14)$$

假设装载于 UAV 和 HAP 的 MEC 服务器都支持动态电压与频率调节, CPU 频率可根据任务需求动态优化。如果只有一辆车将任务卸载到 UAV 或 HAP, 则允许以全频率进行计算, 否则, 多辆车共享 UAV 或 HAP 的计算资源。假设 UAV 和 HAP 分配给 k 的计算资源分别为 $f_{k,U}$ 和 $f_{k,H}$, 则 UAV 和 HAP 计算时延分别表示为:

$$t_{k,U}^{\text{exe}} = \frac{d_k c_k}{f_{k,U}}, \quad \forall k, \quad (15)$$

$$t_{k,H}^{\text{exe}} = \frac{d_k c_k}{f_{k,H}}, \quad \forall k. \quad (16)$$

为了避免触发小区切换, k 将任务卸载至 UAV 的传输时延和 UAV 执行 L_k 的计算时延要满足以下约束:

$$\psi_{k,U}(t_{k,U}^{\text{trans}} + t_{k,U}^{\text{exe}}) \leq T_k^{\text{th}}, \quad \forall k. \quad (17)$$

综上, 完成 L_k 的总时延可计算为:

$$T_k = \psi_{k,U}(t_{k,U}^{\text{trans}} + t_{k,U}^{\text{exe}}) + \varpi_{k,H}(t_{k,H}^{\text{trans}} + t_{k,H}^{\text{exe}}), \quad \forall k. \quad (18)$$

1.4 能耗模型

由于 HAP 通常配备了高效的太阳能板, 因此 HAP 的能源供给被认为是自给自足的, 能够满足其运行期间的能源需求。基于此假设, 忽略了 HAP 处的各项能耗。从 k 卸载 L_k 到 UAV 和 HAP 的传输能耗分别表示为:

$$e_{k,U}^{\text{trans}} = p_k t_{k,U}^{\text{trans}} = \frac{p_k d_k}{R_{k,U}}, \quad \forall k. \quad (19)$$

$$e_{k,H}^{\text{trans}} = p_k t_{k,H}^{\text{trans}} = \frac{p_k d_k}{R_{k,H}}, \quad \forall k. \quad (20)$$

因此, k 的总能耗可计算为:

$$E_k = \psi_{k,U} e_{k,U}^{\text{trans}} + \varpi_{k,H} e_{k,H}^{\text{trans}}, \quad \forall k. \quad (21)$$

UAV 的 CPU 功耗为 $\kappa f_{k,U}^{\beta}$ ^[22], 其中 κ 为取决于 UAV 的 CPU 架构的有效切换电容系数。因此, UAV 的能耗计算为:

$$e_{k,U}^{\text{exe}} = \kappa f_{k,U}^{\beta} t_{k,U}^{\text{exe}} = \kappa f_{k,U}^{\beta} d_k c_k, \quad \forall k. \quad (22)$$

根据物理定律, UAV 悬停能耗与其高度呈线性关系^[23], 计算为:

$$E_U = \sum_{k=1}^K \psi_{k,U} e_{k,U}^{\text{exe}} + \lambda e_U^{\text{hover}} \leq E_U^{\text{max}}, \quad (23)$$

式中: E_U^{\max} 为 UAV 的最大可用能量, λ 为权重系数。

1.5 问题表述

针对所提系统模型,本文的目标是通过联合优化带宽分配比例 b_k 、UAV 计算资源分配变量 $f_{k,U}$ 、HAP 计算资源分配变量 $f_{k,H}$ 、V2U 的卸载决策 $\psi_{k,U}$ 以及 V2H 的卸载决策 $\varpi_{k,H}$,最小化任务总时延。通过定义 $\mathbf{B} \triangleq \{b_k, \forall k\}$ 、 $\mathbf{F} \triangleq \{f_{k,U}, f_{k,H}, \forall k\}$ 、 $\boldsymbol{\psi} \triangleq \{\psi_{k,U}, \forall k\}$ 和 $\boldsymbol{\varpi} \triangleq \{\varpi_{k,H}, \forall k\}$,该联合优化问题可以数学化制定为:

$$(P1): \min_{\mathbf{B}, \mathbf{F}, \boldsymbol{\psi}, \boldsymbol{\varpi}} \sum_{k=1}^K T_k, \quad (24)$$

$$\text{s. t. } \psi_{k,U}(t_{k,U}^{\text{trans}} + t_{k,U}^{\text{exe}}) \leq T_k^h, \forall k, \quad (24a)$$

$$\sum_{k=1}^K b_k \leq 1, \quad (24b)$$

$$b_k \in [0, 1], \forall k, \quad (24c)$$

$$\sum_{k=1}^K \psi_{k,U} f_{k,U} \leq f_U^{\max}, \quad (24d)$$

$$\sum_{k=1}^K \varpi_{k,H} f_{k,H} \leq f_H^{\max}, \quad (24e)$$

$$\sum_{k=1}^K \psi_{k,U} \leq N_{\max}, \quad (24f)$$

$$\psi_{k,U} e_{k,U}^{\text{trans}} + \varpi_{k,H} e_{k,H}^{\text{trans}} \leq E_k^{\max}, \forall k, \quad (24g)$$

$$\sum_{k=1}^K \psi_{k,U} e_{k,U}^{\text{exe}} + \lambda e_U^{\text{hover}} \leq E_U^{\max}, \forall k, \quad (24h)$$

$$\psi_{k,U} + \varpi_{k,H} = 1, \forall k, \quad (24i)$$

$$\psi_{k,U}, \varpi_{k,H} \in \{0, 1\}, \forall k, \quad (24j)$$

$$f_{k,U}, f_{k,H} \geq 0, \forall k, \quad (24k)$$

式中:式(24b)和式(24c)限制所有车辆的带宽分配之和不得超过总带宽,式(24d)和式(24e)表示 HAP 和 UAV 为车辆分配的总计算资源不能超过各自的最大计算能力 f_U^{\max} 和 f_H^{\max} ,式(24f)限制 UAV 的接入车辆数量不得超过其最大负载,式(24g)和式(24h)表示车辆和 UAV 的总能耗不得超过各自的最大可用能量,式(24i)规定车辆任务只能卸载到 UAV 或 HAP 中的一个节点,式(24j)约束卸载决策变量为二进制,式(24k)确保所有计算资源分配变量为非负值。

(P1)是一个典型的 MINLP 问题,伴随多项非线性耦合约束,求解难度极高。为此,需要将其分解为多个子问题求解,结合 CVX 工具、线性松弛法及 ADMM 来处理(P1)的多维非凸性和离散性。

2 优化算法设计

本节提出了一种高效的迭代算法。首先,将原问题(P1)分解为带宽分配、计算资源分配和任务卸载

策略优化子问题。随后,通过迭代优化,每次仅优化其中一个子问题,固定其余 2 个,从而逐步逼近整体最优解。

2.1 带宽分配优化

对于给定的 \mathbf{F} 、 $\boldsymbol{\psi}$ 及 $\boldsymbol{\varpi}$,则关于 \mathbf{B} 的优化问题可制定为:

$$(P2): \min_{\mathbf{B}} \sum_{k=1}^K T_k, \quad (25)$$

$$\text{s. t. } \psi_{k,U} \left(\frac{p_k d_k}{r_{k,U}} + \frac{d_k c_k}{f_{k,U}} \right) \leq T_k^h, \forall k, \quad (25a)$$

$$(24b), (24c), \quad (25b)$$

$$\psi_{k,U} \frac{p_k d_k}{r_{k,U}} + \varpi_{k,H} \frac{p_k d_k}{r_{k,H}} \leq E_k^{\max}, \forall k. \quad (25c)$$

(P2)中的目标函数关于带宽分配变量 b_k 是凸的。类似地,(P2)中的约束条件均为线性约束或凸函数与仿射变换的组合形式,因此同样是凸的。综上,(P2)是一个关于 \mathbf{B} 的凸优化问题,可以利用凸优化求解工具 CVX 高效求解。

2.2 计算资源分配优化

对于给定的 $\boldsymbol{\psi}$ 、 $\boldsymbol{\varpi}$ 及优化后的 \mathbf{B} ,关于 \mathbf{F} 的优化问题可制定为:

$$(P3): \min_{\mathbf{F}} \sum_{k=1}^K T_k, \quad (26)$$

$$\text{s. t. } (25a), \quad (26a)$$

$$(24d), (24e), \quad (26b)$$

$$\sum_{k=1}^K \psi_{k,U} \kappa f_{k,U}^2 d_k c_k + \lambda e_U^{\text{hover}} \leq E_U^{\max}, \forall k, \quad (26c)$$

$$(24k). \quad (26d)$$

同理,(P3)是一个关于 \mathbf{F} 的典型凸优化问题,可以用标准的凸优化求解工具 CVX 高效求解。

2.3 任务卸载决策优化

对于给定的优化后的 \mathbf{B} 和 \mathbf{F} ,关于 $\boldsymbol{\psi}$ 和 $\boldsymbol{\varpi}$ 的优化问题可制定为:

$$(P4): \min_{\boldsymbol{\psi}, \boldsymbol{\varpi}} \sum_{k=1}^K T_k, \quad (27)$$

$$\text{s. t. } (25a), \quad (27a)$$

$$(24d) \sim (24j). \quad (27b)$$

(P4)的目标函数和约束条件相对于 $\boldsymbol{\psi}$ 和 $\boldsymbol{\varpi}$ 均为线性。然而,由于 $\psi_{k,U}$ 和 $\varpi_{k,H}$ 为二元变量,(P4)本质上是一个混合整数非凸优化问题,具有非确定性多项式时间难(Non-deterministic Polynomial-time hard, NP)特性,传统的凸优化方法难以直接求解。为应对此类问题,可采用线性松弛法。具体而言,将二元变量 $\psi_{k,U}$ 和 $\varpi_{k,H}$ 松弛为连续变量,使其满足 $0 \leq \psi_{k,U} \leq 1$ 和 $0 \leq \varpi_{k,H} \leq 1$ 。通过对二元变量的松

弛,(P4)可重新制定为:

$$(P4.1): \min_{\psi, \omega} \sum_{k=1}^K T_k, \quad (28)$$

$$\text{s. t. (25a)}, \quad (28a)$$

$$(24d) \sim (24i), \quad (28b)$$

$$0 \leq \psi_{k,U}, \omega_{k,H} \leq 1, \forall k. \quad (28c)$$

ADMM 是一种高效的分布式凸优化算法,通过将全局问题分解为多个可独立求解的子问题,利用拉格朗日乘子协调解的更新,逐步逼近最优解。对于(P4.1),其松弛后的凸优化形式和耦合变量使 ADMM 成为理想的求解方法。引入拉格朗日乘子处理式(24i),同时加入惩罚项以确保约束的严格满足。增广拉格朗日函数可表示为:

$$\mathcal{L}_\rho(\psi, \omega, \tau) = \sum_{k=1}^K T_k(\psi, \omega) + \sum_{k=1}^K \tau_k(\psi_{k,U} + \omega_{k,H} - 1) + \frac{\rho}{2} \left\| \sum_{k=1}^K (\psi_{k,U} + \omega_{k,H} - 1) \right\|_2^2, \quad (29)$$

式中: $\|\cdot\|$ 为范数,拉格朗日乘子 τ 表示 τ_k 的向量, ρ 为惩罚参数,该惩罚项 $\frac{\rho}{2} \sum_{k=1}^K (\psi_{k,U} + \omega_{k,H} - 1)^2$ 为增广部分。首先,给定 ω 和 τ ,最小化增广拉格朗日函数:

$$\psi_{k,U}^{(t+1)} = \underset{\psi_{k,U}}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{k=1}^K T_k(\psi) + \sum_{k=1}^K \tau_k^{(t)}(\psi_{k,U} + \omega_{k,H}^{(t)} - 1) + \frac{\rho}{2} \left\| \sum_{k=1}^K (\psi_{k,U} + \omega_{k,H}^{(t)} - 1) \right\|_2^2 \right). \quad (30)$$

该问题旨在找到最优 ψ ,且满足约束。然后,给定 $\psi^{(t+1)}$ 和 τ ,优化 ω ,表示为:

$$\omega_{k,H}^{(t+1)} = \underset{\omega_{k,H}}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{k=1}^K T_k(\omega) + \sum_{k=1}^K \tau_k^{(t)}(\psi_{k,U} + \omega_{k,H}^{(t)} - 1) + \frac{\rho}{2} \left\| \sum_{k=1}^K (\psi_{k,U} + \omega_{k,H}^{(t)} - 1) \right\|_2^2 \right). \quad (31)$$

最后,更新 τ ,用于调整原问题中的耦合约束,使得问题在每轮迭代后逐步收敛:

$$\tau_k^{(t+1)} = \tau_k^{(t)} + \rho(\psi_{k,U}^{(t+1)} + \omega_{k,H}^{(t+1)} - 1). \quad (32)$$

此外,由于(P4.1)是一个凸优化问题,满足强对偶性,使得增广拉格朗日函数存在鞍点。在迭代过程中,残差、对偶变量和目标函数值会逐渐收敛,进而满足原始可行性和对偶可行性。因此,选用 ADMM 的合理停止准则作为收敛判定依据,即要求原始残差、对偶残差和尺度残差均小于设定的阈值。具体为:

$$r_p^{(t+1)} = \left\| \psi_{k,U}^{(t+1)} + \omega_{k,H}^{(t+1)} - 1 \right\|_2 \leq \epsilon_{\text{pri}}, \quad (33)$$

$$r_d^{(t+1)} = \left\| \tau_k^{(t+1)} + \tau_k^{(t)} - 1 \right\|_2 \leq \epsilon_{\text{dual}}, \quad (34)$$

$$r_s^{(t+1)} = \left\| \psi_{k,U}^{(t+1)} + \psi_{k,U}^{(t+1)} - 1 \right\|_2 \leq \epsilon_{\text{scal}}, \quad (35)$$

式中: ϵ_{pri} 、 ϵ_{dual} 和 ϵ_{scal} 为预设的足够小的正数,分别代表原始残差、对偶残差和尺度残差的收敛阈值。为了确保松弛后的连续变量符合原问题的二元性约束,采用基于概率的恢复方法,将连续变量 $\psi_{k,U}$ 和 $\omega_{k,H}$ 恢复为二元变量:

$$\psi_{k,U}^{(*)} = \begin{cases} 1, & \text{以概率 } \psi_{k,U} \\ 0, & \text{以概率 } 1 - \psi_{k,U} \end{cases}, \quad (36)$$

$$\psi_{k,H}^{(*)} = \begin{cases} 1, & \text{以概率 } \psi_{k,H} \\ 0, & \text{以概率 } 1 - \psi_{k,H} \end{cases}. \quad (37)$$

因此,初始化可行解集 $(\psi^{(0)}, \omega^{(0)}, \tau^{(0)})$ 后执行 ADMM,满足停止条件时即收敛至最优解 $\{\psi^{(*)}, \omega^{(*)}\}$ 。求解问题(P4.1)的算法步骤总结如算法 1 所示。

算法 1 问题(P4.1)的求解算法

- 1 初始化: $\psi^{(0)}$ 、 $\omega^{(0)}$ 、 $\tau^{(0)}$ 、惩罚参数 ρ 以及迭代计数器 $t = 1$;
- 2 重复:
 - 3 通过式(30)关于 $\psi_{k,U}$ 最小化增广拉格朗日函数 \mathcal{L}_ρ 更新 ψ ;
 - 4 在获得 $\psi^{(t+1)}$ 后,通过式(31)关于 $\omega_{k,H}$ 最小化增广拉格朗日函数 \mathcal{L}_ρ 更新 ω ;
 - 5 在获得 $\psi^{(t+1)}$ 和 $\omega^{(t+1)}$ 后,通过式(32)更新 τ ;
 - 6 通过式(33)~式(35)计算残差 r_p 、 r_d 、 r_s ;
 - 7 如果 $r_p \leq \epsilon_{\text{pri}}$ 、 $r_d \leq \epsilon_{\text{dual}}$ 以及 $r_s \leq \epsilon_{\text{scal}}$,则终止迭代;
 - 8 更新 $t = t + 1$;
- 9 直到 满足收敛条件或达到最大迭代次数 $t = t^{\text{max}}$ 。

所提 3 步迭代算法分别对优化问题(P2)、(P3)以及(P4)进行迭代求解。算法在目标函数值收敛至预设的阈值 δ 时终止,具体步骤如算法 2 所示。

算法 2 所提 3 步迭代算法

- 1 初始化: $B^{(0)}$ 、 $F^{(0)}$ 、 $\psi^{(0)}$ 、 $\omega^{(0)}$ 以及迭代次数 $l = 0$;
- 2 重复:
 - 3 通过已知的 $F^{(l)}$ 、 $\psi^{(l)}$ 以及 $\omega^{(l)}$ 求解问题(P2),并将所得结果记作 $B^{(l+1)}$;
 - 4 通过已知的 $B^{(l+1)}$ 、 $\psi^{(l)}$ 以及 $\omega^{(l)}$ 求解问题(P3),并将所得结果记作 $F^{(l+1)}$;
 - 5 通过已知 $B^{(l+1)}$ 和 $F^{(l+1)}$ 求解问题(P4),并将所得结果记作 $\psi^{(l+1)}$ 和 $\omega^{(l+1)}$;
 - 6 更新 $l = l + 1$;
- 7 直到 目标函数值收敛。

2.4 收敛性和复杂度分析

算法 2 的收敛性基于严格的数学准则和优化机制。带宽分配子问题和计算资源分配子问题是凸优化问题,目标函数及其约束条件均为凸的,根据凸优化理论,每次迭代解都逐渐接近全局最优解,且由于凸优化的强对偶性,算法能在有限次迭代内达到最优解。对于卸载决策子问题,采用 ADMM 方法,通过增广拉格朗日函数的更新并结合残差准则 $r_p \leq \epsilon_{pri}$, $r_d \leq \epsilon_{dual}$ 和 $r_s \leq \epsilon_{scal}$, 确保每次迭代逐步逼近最优解。全局上,算法 2 在优化过程中产生的目标函数值序列是非递增的,且目标函数有下界,因此算法 2 能在有限次迭代内收敛至全局最优或近似最优解。

算法 2 的计算复杂度由带宽分配、计算资源管理和卸载决策 3 个子问题决定。带宽分配子问题和计算资源管理子问题被建模为凸优化问题,使用 CVX 工具求解,其复杂度通常为 $\mathcal{O}(K^3)$ 。卸载决策子问题通过 ADMM 求解,迭代更新增广拉格朗日函数。单次迭代复杂度为 $\mathcal{O}(K)$; 设 ADMM 的迭代次数为 T , 则总复杂度为 $\mathcal{O}(KT)$ 。综上,算法 2 的总体复杂度为 $\mathcal{O}(L(K^3 + KT))$, 其中 L 为外部迭代次数。

3 仿真结果与分析

本节通过仿真实验验证推导求解过程的正确性以及所提 3 步迭代算法对于解决优化问题的有效性。

3.1 收敛性和复杂度分析

仿真环境考虑了一个 HAP、一架 UAV 以及 15 个车辆用户。UAV 和 HAP 的悬停高度分别为 $h_U = 100$ m 和 $h_H = 20\ 000$ m, 车辆行驶速度为 $v_k = 30$ m/s。每架 UAV 最多关联 $N_{max} = 5$ 辆车, 信道总带宽为 $B_{total} = 20$ MHz, 任务大小为 $d_k \in [5, 10]$ Mb, 计算 1 bit 任务所需的计算资源为 $c_k = [500, 1\ 500]$ cycles/bit。UAV 和 HAP 的最大计算能力分别为 $f_U^{max} = 30$ GHz 和 $f_H^{max} = 50$ GHz。其余参数设置如表 1 所示, 具体的参数设置参考文献[24-25]。

表 1 参数设置
Tab. 1 Parameter settings

参数	描述	取值
β_0 /dBm	LOS 下, 参考距离为 1 m 时的路径损耗	-40
η /dBm	NLOS 情况下的额外衰减	-8
P_k^t /dBm	车辆发射功率	23
f_U^{max} /GHz	UAV 最大计算能力	30
f_H^{max} /GHz	HAP 最大计算能力	50
G	定向天线增益	5
f_c /GHz	载波频率	2
N_0 /dBm	加性高斯白噪声功率	-110

3.2 仿真结果分析

图 2 展示了所提算法的收敛性能。随着迭代次数增加, 任务总时延逐步减少, 且在不同参数配置下均于第 3 次迭代时达到最小值, 验证了所提算法良好的收敛性与鲁棒性。此外, 用户数减少时, 任务总时延相应降低, 原因在于传输负载减轻, 任务调度与资源分配更为高效。在相同用户数下, UAV 最大接入数量的增加进一步缩短了计算时延, 归因于系统并行处理能力的提升与计算资源利用率的提高。

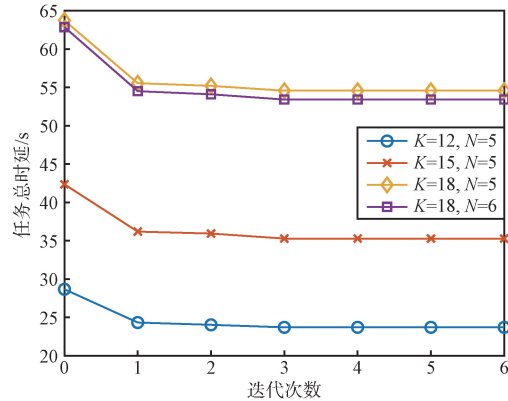


图 2 所提算法的收敛性能

Fig. 2 Convergence of the proposed algorithm

图 3 展示了不同方案下带宽资源与任务总时延的关系。

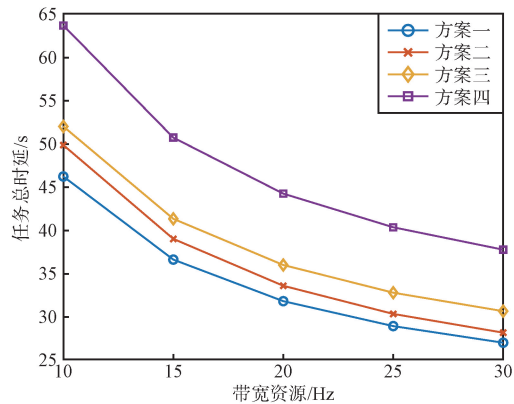


图 3 带宽资源与任务总时延的关系

Fig. 3 Bandwidth resources versus total task latency

对比的 4 种方案包括: 方案一为所提方案; 方案二为带宽资源均分; 方案三为 UAV 与 HAP 计算资源均分; 方案四为任务随机卸载至 UAV 或 HAP。结果表明, 所提方案在各带宽条件下均显著优于其他方案, 任务总时延最短。此外, 4 种方案的任务总时延均随带宽增大而减少, 原因在于更大的带宽提升了任务传输速率, 从而有效缩短了传输时延。

图 4 展示了不同方案下用户数量与任务总时延的关系。方案五表示所有用户均将任务卸载至 HAP。可见,在各用户数量下,所提方案始终优于其他方案。此外,随着用户数量增加,5 种方案的总任务时延均上升,这是由于 UAV 与 HAP 的计算资源被更多用户共享,单个用户可获得的资源减少,导致计算与传输时间延长。尤其在方案五中,由于任务集中卸载至 HAP,通信与计算资源更为稀缺,进一步加剧了延迟,任务总时延最高。

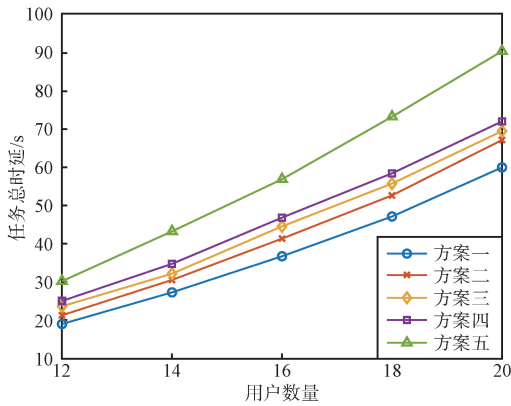


图 4 用户数量与任务总时延的关系

Fig. 4 User count versus total task latency

图 5 展示了不同方案下用户发射功率与任务总时延的关系。

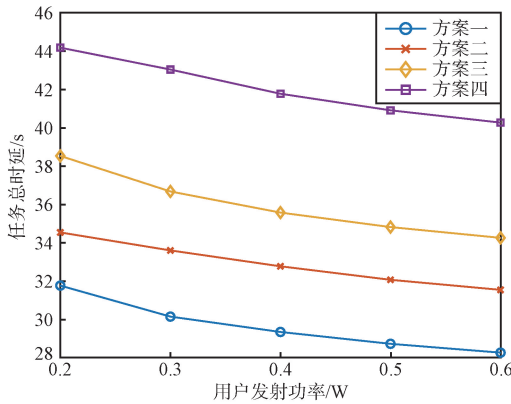


图 5 用户发射功率与任务总时延的关系

Fig. 5 User transmitting powers versus total task latency

可以看出,随着用户发射功率的增加,所有方案的总任务时延均呈下降趋势,且所提方案始终表现最佳。这是由于更高的发射功率减少了传输时延。值得注意的是,方案四的总任务时延显著高于其他方案,原因在于其采用随机卸载策略,未考虑任务需求与资源可用性,导致任务可能被分配至链路条件

差或计算资源紧张的节点,从而降低整体传输与计算效率。

图 6 展示了不同方案下 UAV 最大接入用户数与任务总时延的关系。可以看出,方案一~方案四的总任务时延均呈先降后升的趋势。初期下降主要得益于所提方案在计算资源与带宽之间进行协调优化,合理调整卸载策略,从而有效降低任务总时延。然而,当最大接入用户数进一步增加,UAV 的计算与带宽资源趋于饱和,导致任务总时延上升。

此外,方案四的总任务时延始终最高,原因在于其随机卸载机制无法保障资源分配的合理性,易造成资源失衡或过载,从而降低整体效率。

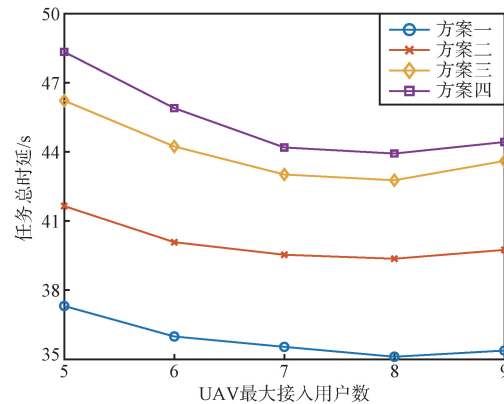


图 6 UAV 最大接入用户数与任务总时延的关系

Fig. 6 Maximum number of users for UAV access versus total task latency

图 7 展示了不同方案下任务大小和任务总时延的关系。可见,随着任务数据量增加,所有方案的总任务时延均显著上升,这是由于更大的任务加重了系统的计算负担,导致时延增加。

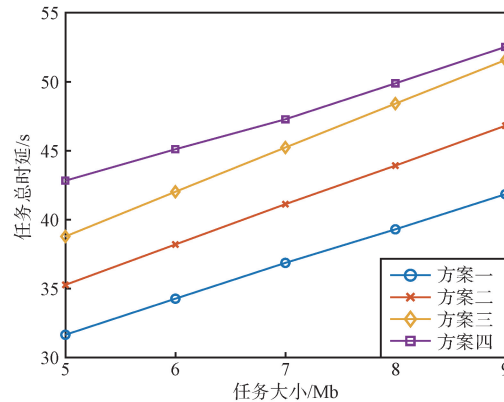


图 7 任务大小与任务总时延的关系

Fig. 7 Task sizes versus total task latency

值得注意的是,在各任务大小下,所提方案始终表现最优,表明其能为车辆提供高效的优化策略。具体而言,在任务大小为 5~9 Mb 时,所提方案的任务总时延相比其他基线方案分别降低了 11.9%、23.3% 和 25.5%,进一步验证了其优越性。

图 8 展示了不同方案下,计算 1 bit 任务所需计算资源与计算总时间的关系。可以看出,随着所需计算资源的增加,所有方案的任务总时延均显著上升,这是由于计算复杂度提升,无论任务被卸载至 UAV 还是 HAP,所需处理时间均相应增长。在不同计算需求下,所提方案始终表现最优,归因于其在带宽与计算资源分配上的联合优化,有效最小化了任务传输与计算时延的总和。

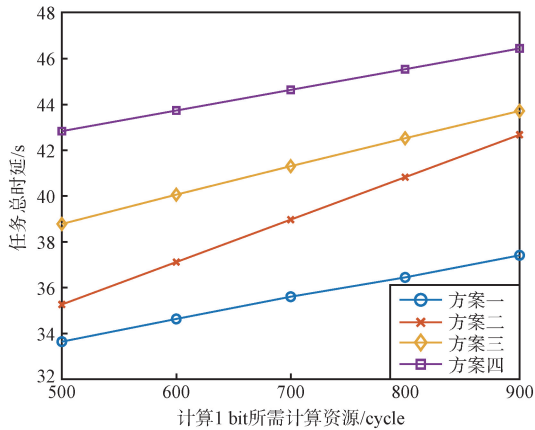


图 8 计算 1 bit 所需计算资源与任务总时延的关系
Fig. 8 Computing resources required to compute 1 bit versus total task latency

图 9 展示了不同方案下任务总时延随 HAP 计算能力变化的趋势。

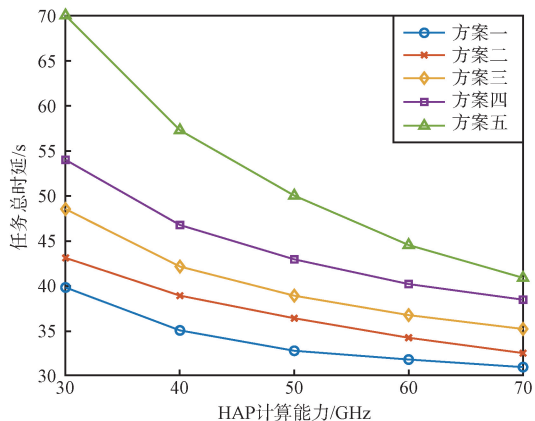


图 9 HAP 计算能力与任务总时延的关系
Fig. 9 HAP computing capability versus total task latency

可以看出,随着 HAP 计算能力的提升,5 种方案的任务总时延均逐渐减少。这是由于更强的计算能力缩短了任务处理时间。其中,方案五的任务总时延始终最高。一方面,车辆与 HAP 的通信距离较远,导致传输时延较大;另一方面,将任务全部卸载至 HAP,造成 UAV 资源闲置与 HAP 过载,进一步延长了时延。相比之下,所提方案通过联合优化资源分配,合理协调计算负载,显著降低了任务总时延。

4 结束语

本文构建了一种新型多层空基 IoV 边缘计算网络架构,充分融合 HAP 的广域覆盖能力与 UAV 的灵活部署优势,为车辆终端提供高效的计算服务。具体地,创新性地引入切换感知机制,预测车辆在 UAV 覆盖区域内的切换时间。同时,采用频分多址接入技术,建立基于 LOS 模型的信道状态表征,以准确模拟空地链路。通过联合优化 HAP 和 UAV 的计算资源、带宽分配比例及卸载决策,构建多维约束下的任务总时延最小化模型。最后,利用所提 3 步解耦迭代算法成功求解了制定的 MINLP 问题。仿真结果表明所提算法具有良好的收敛性,并在任务计算时延方面显著优于现有基线方案。在未来的研究中,将进一步考虑双车道或立交桥等更复杂交通环境,并探索 UAV 三维轨迹与资源调度的联合优化策略。

参考文献

- [1] 董梦圆,付宇钊,牛晓健. 6G 车联网中的通感算融合: 现状与挑战[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(1): 37-45.
- [2] WANG S G, XU J L, ZHANG N, et al. A Survey on Service Migration in Mobile Edge Computing[J]. IEEE Access, 2018, 6: 23511-23528.
- [3] LIN H, ZHADALLY S, CHEN Z H, et al. A Survey on Computation Offloading Modeling for Edge Computing[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2020, 169: 102781.
- [4] ALKAABI S R, GREGORY M A, LI S. Multi-access Edge Computing Handover Strategies, Management, and Challenges: A Review[J]. IEEE Access, 2024, 12: 4660-4673.
- [5] HU H, WANG Q, HU R Q, et al. Mobility-aware Offloading and Resource Allocation in MEC Enabled IoT Networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(24): 17541-17556.
- [6] ZHANG H B, LIU X Y, XU Y J, et al. Partial Offloading and Resource Allocation for MEC-Assisted Vehicular Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(1): 1276-1288.

- [7] YUAN X Y, ZHANG W Y, YANG J Y, et al. Efficient IoT Resource Management Through Enhanced Clustering, Matching, and Offloading in DT-enabled Edge Computing [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11 (18): 30172–30186.
- [8] DU P F, XIAO T Y, CHAKRABORTY C, et al. Energy-Efficient Drones and BS Management in Distributed Edge Intelligence Empowered IoV Networks [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(5):4667–4680.
- [9] CHEN Z, HUANG Z, ZHANG J, et al. Resource Allocation and Collaborative Offloading in Multi-UAV-assisted IoV with Federated Deep Reinforcement Learning [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 12(5):4629–4640.
- [10] ZOU Y, LIN L, ZHANG L. A Task Offloading Strategy for Compute-intensive Scenarios in UAV-assisted IoV [C] // 2022 IEEE 5th International Conference on Electronic Information and Communication Technology (ICEICT). Hefei: IEEE, 2022:427–431.
- [11] 岳文静, 李可, 陈志. 无人机辅助车联网边缘计算卸载和资源分配方案 [J/OL]. (2024-10-29) [2025-03-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1491.TP.20241028.1739.002.html>.
- [12] ZHAO L, YANG K Q, TAN Z Y, et al. A Novel Cost Optimization Strategy for SDN-enabled UAV-assisted Vehicular Computation Offloading [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(6):3664–3674.
- [13] LIAO Z, MA Y, HUANG J, et al. Energy-aware 3D-deployment of UAV for IoV with Highway Interchange [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71 (3): 1536–1548.
- [14] ZHANG Y, NA Z Y, WANG Y, et al. Joint Power Allocation and Deployment Optimization for HAP-assisted NOMA-MEC System [J]. *Wireless Networks*, 2022, 30 (6): 5007–5019.
- [15] WANG J, NA Z Y, LIU X. Collaborative Design of Multi-UAV Trajectory and Resource Scheduling for 6G-enabled Internet of Things [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(20):15096–15106.
- [16] TRASPADINI A, GIORDANI M, GIAMBENE G, et al. Real-time HAP-assisted Vehicular Edge Computing for Rural Areas [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2023, 12(4):674–678.
- [17] NGUYEN T H, PARK L. HAP-assisted RSMA-enabled Vehicular Edge Computing: A DRL-based Optimization Framework [J]. *Mathematics*, 2023, 11(10):2376.
- [18] REN Q, ABBASI O, KURT G K H, et al. Caching and Computation Offloading in High Altitude Platform Station (HAPS) Assisted Intelligent Transportation Systems [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21 (11): 9010–9024.
- [19] LI S C, ALE L, CHEN H, et al. Joint Computation Offloading and Multidimensional Resource Allocation in Air-Ground Integrated Vehicular Edge Computing Network [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11 (20): 32687–32700.
- [20] LIU Z Y, ZHOU E Z, CUI J J, et al. A Double-beam Soft Handover Scheme and Its Performance Analysis for mm-Wave UAV Communications in Windy Scenarios [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72 (1): 893–906.
- [21] ZHOU S Y, LIU X J, TANG B, et al. Handover and Coverage Analysis in 3-D Mobile UAV Cellular Networks [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(18):29911–29925.
- [22] HAO H, XU C Q, ZHANG W, et al. Joint Task Offloading, Resource Allocation, and Trajectory Design for Multi-UAV Cooperative Edge Computing with Task Priority [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23 (9): 8649–8663.
- [23] KANG H Y, CHANG X L, MIŠIĆ J, et al. Cooperative UAV Resource Allocation and Task Offloading in Hierarchical Aerial Computing Systems: A MAPPO-based Approach [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10 (12): 10497–10509.
- [24] ALAM M M, MOH S. Joint Optimization of Trajectory Control, Task Offloading, and Resource Allocation in Air-ground Integrated Networks [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(13):24273–24288.
- [25] LEE W, KIM T. Multiagent Reinforcement Learning in Controlling Offloading Ratio and Trajectory for Multi-UAV Mobile-edge Computing [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(2):3417–3429.

作者简介:

杜雪琪 女, (2001—), 硕士研究生。主要研究方向: 移动边缘计算、资源分配。

那振宇 男, (1981—), 博士, 教授, 博士生导师。主要研究方向: 空天地一体化网络、无人机通信、卫星通信、无线自组网和网络资源优化。

任涵涵 女, (2000—), 硕士研究生。主要研究方向: 空天地一体化、移动边缘计算和深度强化学习。

刘丽哲 女, (1978—), 硕士, 研究员级高级工程师。