

11-30-2023

## UAV-enabled Task Offloading Strategy for Vehicular Edge Computing Networks

Feng Hu

*Nanjing Vocational College of Information Technology, Nanjing 210023, China, njcit\_hufeng@163.com*

Haiyang Gu

*China Aerospace Science and Industry Corporation Limited, Beijing 100048, China*

Jun Lin

*Nanjing University, Nanjing 210023, China*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact [xtfzxb@126.com](mailto:xtfzxb@126.com).

---

# UAV-enabled Task Offloading Strategy for Vehicular Edge Computing Networks

## Abstract

**Abstract:** As intelligent vehicles are equipped with more and more sensors, the explosive growth of sensor data is generated, which brings severe challenges to vehicular communication and computing. In addition, the modern road presents a three-dimensional structure, and the system architecture of traditional vehicular networks cannot guarantee full coverage and seamless computing. A task offloading strategy for UAV-assisted and 6G-enabled (Sixth Generation) vehicular edge computing networks is proposed. Furthermore, a flexible and intelligent vehicular edge computing mode is composed by vehicles and UAVs, which provide three-dimensional edge computing services for delay-sensitive and computation-intensive vehicular tasks, and ensure timely processing and fusion of massive sensor data. Finally, the optimal task offloading strategy in the network is obtained by an algorithm based on reinforcement learning.

## Keywords

task offloading, vehicular computing networks, UAV, 6G(sixth generation), reinforcement learning

## Recommended Citation

Hu Feng, Gu Haiyang, Lin Jun. UAV-enabled Task Offloading Strategy for Vehicular Edge Computing Networks[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(11): 2373-2384.

## 无人机协同车载边缘网络中任务卸载策略

胡峰<sup>1</sup>, 谷海洋<sup>2</sup>, 林军<sup>3</sup>

(1. 南京信息职业技术学院, 江苏 南京 210023; 2. 中国航天科工集团有限公司, 北京 100048; 3. 南京大学, 江苏 南京 210023)

**摘要:** 随着智能车辆配备越来越多的传感器, 从而产生爆炸式增长的传感数据, 给车载通信和计算带来了严峻挑战。另外, 现代道路布局呈现出三维结构, 传统的车联网系统架构无法实现全覆盖和无缝计算。对此, 提出一种面向第六代通信技术(sixth generation, 6G)场景的无人机协同车载边缘网络任务卸载策略。通过车辆和无人机构建灵活智能的车载边缘计算网络, 为时延敏感、计算密集型车载任务提供三维边缘计算服务, 保障海量车载传感数据及时地处理和融合, 最后基于强化学习算法思想, 获取网络中最优任务卸载策略。

**关键词:** 任务卸载; 车载边缘网络; 无人机; 6G; 强化学习

中图分类号: TP273; TP391 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2023)11-2373-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0307

**引用格式:** 胡峰, 谷海洋, 林军. 无人机协同车载边缘网络中任务卸载策略[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(11): 2373-2384.

**Reference format:** Hu Feng, Gu Haiyang, Lin Jun. UAV-enabled Task Offloading Strategy for Vehicular Edge Computing Networks[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(11): 2373-2384.

## UAV-enabled Task Offloading Strategy for Vehicular Edge Computing Networks

Hu Feng<sup>1</sup>, Gu Haiyang<sup>2</sup>, Lin Jun<sup>3</sup>

(1. Nanjing Vocational College of Information Technology, Nanjing 210023, China

2. China Aerospace Science and Industry Corporation Limited, Beijing 100048, China; 3. Nanjing University, Nanjing 210023, China)

**Abstract:** As intelligent vehicles are equipped with more and more sensors, the explosive growth of sensor data is generated, which brings severe challenges to vehicular communication and computing. In addition, the modern road presents a three-dimensional structure, and the system architecture of traditional vehicular networks cannot guarantee full coverage and seamless computing. A task offloading strategy for UAV-assisted and 6G-enabled (Sixth Generation) vehicular edge computing networks is proposed. Furthermore, a flexible and intelligent vehicular edge computing mode is composed by vehicles and UAVs, which provide three-dimensional edge computing services for delay-sensitive and computation-intensive vehicular tasks, and ensure timely processing and fusion of massive sensor data. Finally, the optimal task offloading strategy in the network is obtained by an algorithm based on reinforcement learning.

**Keywords:** task offloading; vehicular computing networks; UAV; 6G(sixth generation); reinforcement learning

## 0 引言

随着智慧交通系统(intelligent transportation

systems, ITS)的发展, 车辆的智能化水平逐步提高。车辆通过无线通信技术接入互联网, 从而实现车与万物互联, 组成移动车载网络, 并高效利

收稿日期: 2023-03-16

修回日期: 2023-05-15

基金项目: 国家自然科学基金(2174084); 江苏省重点研发计划-重点项目(BE2019003-4); 江苏省高技能人才重点项目(2022157)

第一作者: 胡峰(1982-), 男, 副教授, 硕士, 研究方向为车联网通信和资源分配。E-mail: njcit\_hufeng@163.com

用所有车辆的感知信息, 提供给用户多种多样的车载服务, 例如辅助驾驶、碰撞预警、车载娱乐等。此外, 伴随着人工智能技术 (artificial intelligence, AI) 的发展, 越来越多的 AI 类应用部署到车辆中, 以满足用户更高的驾驶需求。车载应用给日常行驶带来方便的同时, 也对车载计算能力提高了要求。据统计, 部署在 ITS 各种应用程序中, 用于数据采集和任务处理物联网设备多达数十亿<sup>[1-3]</sup>, 连接到物联网的设备数量已超过 200 亿, 并且还在快速增长中<sup>[4-6]</sup>。据有关数据统计, 智能网联车辆配备的所有传感器每秒产生数据量达 1 GB, 车辆行驶一天所生成的数据量累计总和更是多达 30 TB<sup>[7]</sup>。面对当下爆炸式诞生的数据量以及计算密集型、时延敏感性车载应用特点, 如何及时高效地传输和处理车载传感数据, 给车联网中通信和计算带来了严峻挑战。

即将到来的第六代通信技术 (sixth generation, 6G) 能够提供的数据传输速率可达到 1 Tbps, 是 5G 通信性能的 1 000 倍<sup>[8-9]</sup>, 完全满足无人驾驶中庞大数据量计算需求, 从而实现车辆与其他基础设施上的海量传感数据进行及时地数据处理和融合, 保障车辆实时获取准确的环境感知。随着高架、桥梁和隧道的出现, 现代道路布局呈现出三维立体结构, 车载服务请求来自三维空间而不是二维区域。当前的蜂窝网络主要面向二维网络环境提供服务。随着新的高频无线技术的出现, 基站应该部署在离地面设备更近的地方, 以减少信号损失和多径衰落<sup>[10]</sup>。车与万物互联 (vehicle-to-everything, V2X) 环境下, 仅靠基站的固定部署方案很难为车载计算网络提供无缝且稳定的三维覆盖。另外由于车载服务需求随时间 (高峰时间与非高峰时间) 和位置 (市区与郊区) 的变化而显著变化, 在很多情况下, 高峰时段难以满足需求, 而部署更多基站可能导致非高峰时段利用率低, 代价昂贵且低效。

当前无人机技术已发展较为成熟, 无人机携带一定的通信、计算资源, 能够充当可移动蜂窝

基站。将无人机按需分配到某些计算服务密集区域, 满足任务低时延要求, 同时减轻地面蜂窝网负载压力。尤其针对地面基础设施覆盖不完善的偏远地区和特殊地形, 此时利用无人机来协助处理任务是一种低成本的高效解决方案。相比通过路边单元 (roadside unit, RSU) 进行任务卸载的方法, 可节省昂贵的部署成本; 相比通过远程云计算中心进行任务卸载的方法, 可避免较长的传输时延。此外, 无人机能够被灵活调遣, 可以根据网络计算负载情况进行动态调整。由于当前卫星通信存在较大的延迟, 搭载计算资源的无人机 (unmanned aerial vehicle, UAV) 被认为是协助地面 6G 蜂窝网络提供三维覆盖的最有效工具, 从而提供更灵活的基础设施、更高吞吐量、三维全方位覆盖和无缝联合计算能力<sup>[11]</sup>。

文献[10]介绍了面向 6G 场景的车联网发展趋势和潜在的技术挑战, 并设计一个灵活的计算卸载架构满足 V2X (vehicle to everything) 车载应用无缝链接。文献[12]提出一种无人机辅助的智能计算卸载方案, 通过最小化智能交通系统中物联网设备的能量消耗, 对各个任务收集节点进行资源调度。文献[13]提出一种基于无人机的 3 层车载网络, 提供移动边缘计算服务, 在无人机计算能力的限制下, 综合考虑无人机的部署和卸载决策以最小化任务处理时延, 最后通过解耦的方法将非凸的资源分配问题解决。文献[14]提出一种无人机辅助的地空网络任务卸载模型, 通过最大化系统负载和无人机收益, 建立深度神经网络搜寻最优计算方案。文献[15]提出一种基于无人机的计算卸载系统, 例如无人机借助地面边缘服务器完成自身计算密集型任务的处理, 最后通过调度无人机的位置来使无人机能量效率最大化。文献[16]将无人机充当边缘服务器盘旋在物联网设备上空, 同时与众多物联网设备建立通信, 把具备较大计算能力的无人机作为边缘服务器进行任务卸载。文献[17]提出一种支持软件定义网络的无人机辅助车辆计算卸载优化框架, 其中, 无人机和移动边缘

服务器可以协助处理延迟敏感和计算密集型的任务。文献[18]提出一种无人机协助的移动边缘计算网络,他们将无人机视作边缘服务器,并能够为网络中车辆提供计算服务,将任务卸载问题制定为一个多目标优化问题,最后借助迭代优化方法来求解最优值。文献[19]将无人机当作一个飞行状态的移动边缘服务器,联合用户的关联度、资源利用情况以及无人机轨迹寻求系统最优资源计算方案。综上,尚未有相关文献研究下一代6G高速网络对于无人机协同任务卸载带来的影响。

6G蜂窝网和无人机协同技术联合能够有效解决V2X车载网络中数据量传输不及时、链路不稳定问题。面对计算密集型车载应用,资源严格受限的车载终端无法满足其处理计算需求。对此任务卸载是一种被认为最有效的计算方法,任务卸载的目的是将计算密集型任务发送到计算能力较为充沛的边缘服务器上,从而大幅减少对云端的访问,避免上传云端数据的能耗,提升网络中的带宽利用率,有效节省任务处理时延和能源,从而帮助克服单个车辆的资源约束。周围车辆和无人机等设备都可以作为计算通信边缘服务器,未来的智能交通系统的计算和数据处理都会聚焦到车载网络中边缘服务器上进行。本文提出一种面向6G场景的无人机协同的车载边缘网络任务卸载策略,通过车辆和无人机构建灵活智能的任务计算模型,基于强化学习算法思想求解当前系统下最佳策略,并开展数值仿真实验来评估卸载策略的性能。

## 1 系统模型

### 1.1 移动模型

根据交通流理论,车辆的到达具有随机性,可以通过泊松分布这种离散型分布来描述车辆随机性。在无人机协同车载边缘网络中,假设车辆到达和离开均服从泊松分布,速率分别为 $\lambda_v$ 和 $\mu_v$ 。任务到达和离开的随机特性,也可同样采用泊松

分布来描述,其速率分别为 $\lambda_i$ 和 $\mu_i$ <sup>[15]</sup>。根据文献[20-21],静止状态的无人机能够保持最低功耗和较稳定的通信链路及拓扑结构。故本文假设携带计算资源的无人机悬停在最优位置处,为其通信覆盖范围内的车辆提供任务卸载服务。无人机协同车载边缘网络模型如图1所示。

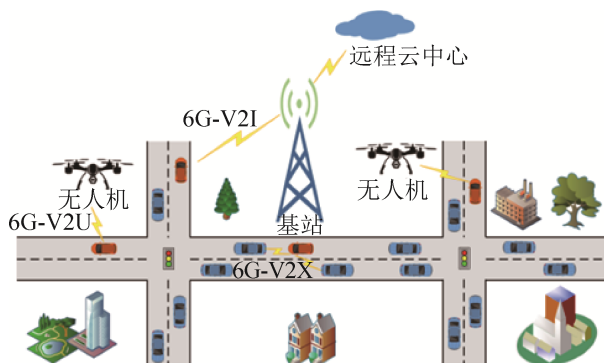


图1 无人机协同车载边缘网络模型

Fig. 1 UAV-assisted vehicular edge computing system model

### 1.2 通信模型

假设系统中的车辆、无人机和基站都配备支持6G通信的收发器,即采用基于6G的V2X通信技术,其具体可划分为3类:车辆与车辆之间的通信(6G enabled vehicle to vehicle, 6G-V2V)、车辆与无人机之间的通信(6G enabled vehicle to UAV, 6G-V2U)、车辆与基站之间的通信(6G enabled vehicle to infrastructure, 6G-V2I)。

### 1.3 计算模型

在无人机协同车载边缘网络中,首先利用资源虚拟化技术将车辆和无人机的计算资源进行抽象整合。每辆车可以虚拟为单个计算资源单元(computing unit, CU)。本场景下,计算密集型任务有3种卸载方式:①任务卸载到周围空闲车辆;②任务卸载到无人机;③任务卸载到远程云中心。不同时刻,车载网络中计算资源数量也不同,其取决于当前时刻所发生的事项,比如车辆到达和离开反映了计算资源的增加和减少、任务到达和离开反映了计算资源的占用和释放。

## 2 问题制定

本节将基于强化学习中马尔可夫决策过程，分别描述无人机协同车载边缘网络中系统状态、决策动作、收益和转移概率，进而可将本场景下任务卸载问题制定为强化学习模型中求解最优动作问题。

### 2.1 系统状态集合

无人机协同车载边缘网络中，任意时刻的系统状态应包括当前网络下的计算资源总数量、正在被系统计算的任务状态以及正在进行中的事项。系统状态集合  $S$  表示为

$$S = \{s | s = (M, m_1, \dots, m_i, n_1, \dots, n_i, E)\} \quad (1)$$

式中： $E$ 为正在进行中的事项；由于并从集合  $\{V_+, V_-, T_+, X_1, \dots, X_i, Y_1, \dots, Y_i\} (0 \leq i \leq z)$  中取值： $X_1, X_2, \dots, X_i$ 为系统中正在处理的计算任务， $i$ 为任务处理时所分配的资源数目；若该任务是分配给无人机处理，则用  $Y_1, \dots, Y_i$ 表示；任务最多可以分配至  $z$ 个资源共同处理，即  $i$ 的最大取值为  $z$ ； $V_+$ 和  $V_-$ 分别为有车辆进入或离开系统； $T_+$ 为系统中新加入一个计算任务； $(M, m_1, \dots, m_i, n_1, \dots, n_i, E)$ 为在特定事项  $E$ 下系统状态， $M$ 为当前系统下进行资源虚拟化后CU总数量， $m_1, m_2, \dots, m_i$ 为被周围  $i$ 个资源计算的任务数目， $n_1, n_2, \dots, n_i$ 为被无人机中  $i$ 个资源计算的任务数目。

此外，忙碌的CU数目应该遵守系统最大负载的限制，即  $\sum_{i=1}^z i \cdot m_i + \sum_{i=1}^z i \cdot n_i \leq K$ ，其中  $K$ 为无人机协同车载边缘网络中能够调度CU数目极限值，即系统中虚拟化后的计算资源最大值。

### 2.2 卸载动作集合

无人机协同车载边缘网络中，系统处于不同状态  $s$ 下，需要做出不同的决策行为，即卸载动作  $a(s)$ 。系统中所有可能发生的卸载动作归纳成集合表示，称之为动作集合。基于本场景建立的模型

分析出4种卸载动作：①不需要采取任何动作， $a(s)=0$ ；②将任务通过6G-V2I方式卸载给远程云中心， $a(s)=1$ ；③将任务通过6G-V2V方式卸载给周围  $i$ 个CU， $a(s)=a_i$ ；④将任务通过6G-V2U方式卸载给无人机中  $i$ 个CU， $a(s)=b_i$ 。那么，卸载动作集合可为  $\{0, 1, a_i, b_i\}$ 。当系统中正在发生的事项是车辆进入、车辆离开、计算任务离开时，是不需要做出任何卸载动作；当有计算任务到达，系统便需要综合考虑当前资源充沛情况和未来期望收益来做出卸载动作，此时系统可能卸载给周围或无人机中  $i$ 个CU处理，若此时计算资源匮乏，系统便会寻求远程云中心的计算资源。最后，卸载动作集合可为

$$A = \begin{cases} 0, & E \in \{V_+, V_-, X_1, \dots, X_i, Y_1, \dots, Y_i\} \\ 1, a_i, b_i, & E = T_+ \end{cases} \quad (2)$$

### 2.3 系统收益

系统接收到新的计算任务，并采取相应的卸载动作后，需要通过系统收益指标来衡量该卸载动作的好坏。在车载网络中关键的2个性能指标就是时延和能耗，故本文在制定系统收益时综合考虑了时延和能耗2个关键参数。每当系统决策出一个特定动作，便会收到环境反馈的即时收益  $B(s, a)$ 。实际情况下，当系统做出某个动作后，必须经过特定时间间隔转移到后续状态，此过程中系统产生的额外开销用  $F(s, a)$ 表示。那么，在某个系统状态  $s$ 下采取动作  $a$ 的系统收益  $R(s, a)$ 可以表示为

$$R(s, a) = B(s, a) - F(s, a) \quad (3)$$

下面将进一步描述无人机协同车载边缘网络中的即时收益和系统开销。

#### 2.3.1 即时收益

不同的事项和动作下，系统的即时收益也不同。根据事项和动作种类，可将即时收益的计算方式划分为以下5种情况。

(1) 当  $E = T_+, a = a_i$ 时：此时车载边缘网络中诞

生一个新任务, 系统便需要立即做出决策, 此时系统决定由周围  $i$  个 CU 计算新任务, 处理结束后将计算结果传回发送者。若任务在请求车辆内部计算时, 则需要一定的能量开销, 这里用  $E$  表示。车辆发送任务的发射功率为  $P$ , 车辆通过 6G-V2V 方式发送任务到周围 CU 的时间记为  $\delta_1$ 。那么任卸载处理和自身处理相比, 能量开销节省为  $E - P \cdot \delta_1$ 。节省的时延开销可计算为  $T_0 - \delta_1 - TV_i$ ,  $T_0$  为车辆内部计算消耗的时间,  $TV_i$  为周围  $i$  个 CU 处理任务的时间, 即  $1/(i \cdot \mu_i)$ 。 $\omega_e$  和  $\omega_t$  为分别设能量和时间的权重因子, 两者权重和为 1, 即  $\omega_e + \omega_t = 1$ 。 $\zeta_e$  和  $\zeta_t$  分别为传输时延用另外一种的价格  $\gamma$  表示, 为了将节省的能量和时延表示成收益, 需要分别制定价格, 系统收益表示为

$$B_1 = \omega_e \zeta_e (E - P \cdot \delta_1) + \omega_t \zeta_t (T_0 - \delta_1 - TV_i) - \gamma \delta_1 \quad (4)$$

(2) 当  $E = T_+$ ,  $a = b_i$  时: 此时任务被卸载给无人机中  $i$  个 CU 处理, 用  $\delta_2$  表示通过 6G-V2U 方式发送任务到无人机所需要的时间。 $TU_i$  表示任务被周围  $i$  个 CU 处理所需要的时间。参照上一种情况, 得出此时即时收益为

$$B_2 = \omega_e \zeta_e (E - P \cdot \delta_2) + \omega_t \zeta_t (T_0 - \delta_2 - TU_i) - \gamma \delta_2 \quad (5)$$

(3) 当  $E = T_+$ ,  $a = 1$  时: 系统感知到当前资源匮乏, 而将任务传送给远程云进行计算, 此时涉及的时延有两部分, 首先是通过 6G-V2I 方式发送任务到基站所需要的时间为  $\delta_3$ , 其次是任务从基站发送到远程云的时间  $\delta_4$ 。由于任务被卸载到远程云处理, 从而既节约本地资源, 又完成任务计算, 对此系统会获取部分收益:

$$G = \omega_e \zeta_e (E - P \cdot \delta_3) + \omega_t \zeta_t (T_0 - \delta_3 - \delta_4) \quad (6)$$

最后去除传输任务的时间开销后, 即时收益表示为  $G - \gamma(\delta_3 + \delta_4)$ 。

(4) 当  $E \in \{V_+, m_1, m_2, \dots, m_i, n_1, n_2, \dots, n_i\}$ ,  $a = 0$  时: 此时系统中发生的事项可能是车辆到达、被周围或无人机中  $i$  个 CU 处理的任务离开。在这些事项下不需要卸载动作, 从而不需要反馈给系统奖励。

(5) 当  $E = V_+$ ,  $a = 0$  时: 系统中正在进行的事项是车辆离开, 此时需要分两类讨论。若当前忙碌的 CU 数目满足关系  $\sum_{i=1}^{\infty} i \cdot m_i + \sum_{j=1}^{\infty} j \cdot n_j < M$ , 即计算资源还有剩余, 车辆离开不会影响任务卸载; 若  $\sum_{i=1}^{\infty} i \cdot m_i + \sum_{j=1}^{\infty} j \cdot n_j = M$ , 即计算资源全部被占用, 此时车辆的离开代表一个 CU 的离开, 从而造成任务卸载失败, 降低系统整体收益, 这对系统任务卸载是不利的, 故需对比情况进行制约。遵循上述能量和时延的价值计算规则, 此时可以设置负的价值, 即惩罚来规避此类情况发生。

综上, 在不同的事项和动作下, 系统的立即收益表示为

$$B(x, a) = \begin{cases} \omega_e \zeta_e (E - P \cdot \delta_1) + \omega_t \zeta_t (T_0 - \delta_1 - TV_i) - \gamma \delta_1, & E = T_+, a = a_i (i > 0) \\ \omega_e \zeta_e (E - P \cdot \delta_2) + \omega_t \zeta_t (T_0 - \delta_2 - TU_i) - \gamma \delta_2, & E = T_+, a = b_i (i > 0) \\ G - \gamma(\delta_3 + \delta_4), & E = T_+, a = 1 \\ 0, & E \in \{V_+, X_1, \dots, X_i, Y_1, \dots, Y_i\}, a = 0 \\ 0, & E = V_-, a = 0, \\ -\eta, & \begin{cases} \sum_{i=1}^{\infty} i \cdot m_i + \sum_{j=1}^{\infty} j \cdot n_j < M \\ E = V_-, a = 0, \\ \sum_{i=1}^{\infty} i \cdot m_i + \sum_{j=1}^{\infty} j \cdot n_j = M \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

### 2.3.2 系统开销

根据马尔可夫决策理论<sup>[22]</sup>, 当前决策和下次决策之间的时间开销服从的负指数分布, 表示为

$$F(s, a) = C(s, a) E_s^a \left\{ \int_0^{\tau} e^{-at} dt \right\} = \frac{C(s, a)}{\alpha + \sigma(s, a)} \quad (8)$$

式中:  $C(s, a)$  为期望开销速率表示已分配的 CU 数目;  $\sigma(s, a)$  为状态  $s$  动作  $a$  下发生的事项期望速率:

$$C(s, a) = \sum_{i=1}^{\infty} i \cdot m_i + \sum_{j=1}^{\infty} j \cdot n_j \quad (9)$$

$$\sigma(s, a) = \begin{cases} (M-U)\lambda_i + \lambda_v + \mu_v + \left(\sum_{i=1}^M i \cdot m_i + \sum_{j=1}^z j \cdot n_j + i\right)\mu_t, & E = T_+, a = a_i/b_i \\ (M-U)\lambda_i + \lambda_v + \mu_v + \sum_{i=1}^M i \cdot m_i + \sum_{j=1}^z j \cdot n_j \mu_t, & E = T_+, a = 1 \\ (M-U)\lambda_i + \lambda_v + \mu_v + \left(\sum_{i=1}^M i \cdot m_i + \sum_{j=1}^z j \cdot n_j - i\right)\mu_t, & E = X_i/Y_i, a = 0 \\ (M-U+1)\lambda_i + \lambda_v + \mu_v + \sum_{i=1}^M i \cdot m_i + \sum_{j=1}^z j \cdot n_j \mu_t, & E = V_+, a = 0 \\ (M-U-1)\lambda_i + \lambda_v + \mu_v + \sum_{i=1}^M i \cdot m_i + \sum_{j=1}^z j \cdot n_j \mu_t, & E = V_-, a = 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中： $U$ 为无人机提供的CU总数目。

## 2.4 转移概率

在强化学习模型中，状态转移具备马尔可夫特性，即下个状态受到当前状态影响。在确定环境下，从当前状态进入下个状态的过程称为状态转移，该过程发生的概率的称为转移概率。从当前状态 $s$ 转移到下个状态的 $s'$ 概率表示为 $P(s'|s, a)$ 。结合当前的状态和动作，转移概率的计算方式有4种，下面结合 $(M, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_z, T_+), a = a_i$ 环境下各转移概率的计算方式进行介绍。①当 $s'$ 中的事项为 $T_+$ 时，即产生一个新任务、且被系统发送到周围 $i$ 个CU计算时，若下个事项是继续产生新任务，此时转移概率通过任务产生速率占据事项总速率的比重来表示，即 $(M-U)\lambda_i/\sigma(s, a)$ 。②当 $s'$ 中的事项为 $X_i$ 时，即下个发生的事项是正在被周围 $i$ 个CU计算中的任务离开，那么正在计算中的CU数目为 $i(m_i+1)$ ，进而转移概率计算为 $i(m_i+$

$1)\mu_t/\sigma(s, a)$ 。③当 $s'$ 中的事项为 $X_j$ 时，即下个发生的事项是被无人机中 $j(i \neq j)$ 个CU计算的任务离开，此时正在计算中的CU数目为 $(n_j+1)j$ ；类推可得此情况下转移概率为 $(n_j+1)j\mu_t/\sigma(s, a)$ 。④当 $s'$ 中的事项为 $V_+$ 或 $V_-$ 时，即下个发生的事项是新的车辆加入系统或系统中的车辆离开，此时转移概率计算为 $\lambda_v/\sigma(s, a)$ 和 $\mu_v/\sigma(s, a)$ 。

综上，当有新任务产生时，并采取不同动作后的转移概率整合后分别表示为

$$(1) s = (M, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_z, T_+), a = a_i$$

$$P(s'|s, a) = \begin{cases} \frac{(M-U)\lambda_i}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_1, T_+) \\ \frac{(m_i+1)i\mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_1, X_i) \\ \frac{m_j j \mu_t}{\sigma(s, a)}, & i \neq j, s' = (X_1, X_j) \\ \frac{n_i i \mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_1, Y_i) \\ \frac{\lambda_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_1, V_+) \\ \frac{\mu_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_1, V_-) \end{cases} \quad (11)$$

式中： $X_1 = M, m_1, \dots, m_i+1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_z$ 。

$$(2) s = (M, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_z, T_+), a = b_i$$

$$P(s'|s, a) = \begin{cases} \frac{(M-U)\lambda_i}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_2, T_+) \\ \frac{m_i i \mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_2, X_i) \\ \frac{(n_i+1)i\mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_2, Y_i) \\ \frac{n_j j \mu_t}{\sigma(s, a)}, & i \neq j, s' = (X_2, Y_j) \\ \frac{\lambda_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_2, V_+) \\ \frac{\mu_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_2, V_-) \end{cases} \quad (12)$$

式中： $X_2 = M, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_i+1, \dots, n_z$ 。

$$(3) s = (M, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_z, T_+), a = 1$$



$$P(s'|s, a) = \begin{cases} \frac{(M-U)\lambda_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_3, T_+) \\ \frac{m_i i \mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_3, X_i) \\ \frac{n_i i \mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_3, Y_i) \\ \frac{\lambda_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_3, V_+) \\ \frac{\mu_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_3, V_-) \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $X_3 = M, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, \dots, u_z$ 。

$$(4) s = (M, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_z, Y_i), a = 0$$

$$P(s'|s, a) = \begin{cases} \frac{(M-U)\lambda_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_4, T_+) \\ \frac{(m_i-1)i\mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_4, X_i) \\ \frac{m_j j \mu_t}{\sigma(s, a)}, i \neq j, & s' = (X_4, X_j) \\ \frac{n_i i \mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_4, Y_i) \\ \frac{\lambda_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_4, V_+) \\ \frac{\mu_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_4, V_-) \end{cases} \quad (14)$$

式中:  $X_4 = M, m_1, \dots, m_i - 1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_z$ 。

$$(5) s = (M, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_z, Y_i), a = 0$$

$$P(s'|s, a) = \begin{cases} \frac{(M-U)\lambda_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_5, T_+) \\ \frac{m_i i \mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_5, X_i) \\ \frac{(n_i-1)i\mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_5, Y_i) \\ \frac{n_j j \mu_t}{\sigma(s, a)}, i \neq j, & s' = (X_5, Y_j) \\ \frac{\lambda_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_5, V_+) \\ \frac{\mu_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_5, V_-) \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $X_5 = M, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_i - 1, \dots, n_z$ 。

$$(6) s = (M, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_z, V_{+1}), a = 0$$

$$P(s'|s, a) = \begin{cases} \frac{(M-U+1)\lambda_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_6, T_+) \\ \frac{m_i i \mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_6, X_i) \\ \frac{n_i i \mu_t}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_6, Y_i) \\ \frac{\lambda_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_6, V_+) \\ \frac{\mu_v}{\sigma(s, a)}, & s' = (X_6, V_-) \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $X_6 = M+1, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, \dots, n_z$ 。

$$(7) s = (M, m_1, \dots, m_z, n_1, \dots, n_z, V_-), a = 0$$

与情况 6 相似, 不同的是将虚拟化后 CU 总数目+1 即可, 该情况计算公式不再罗列。

### 3 智能任务卸载策略

强化学习场景中, 智能体根据策略  $\pi$  做出一系列卸载动作后, 需要通过一个价值函数来衡量该动作的好坏以及对未来产生的影响, 从而引导系统往好的决策方向前进。价值函数又称值函数, 这里用  $V$  表示。值迭代算法基于 2 个状态间递推关系不断迭代更新, 并设定阈值来判断算法收敛条件。根据马尔可夫决策过程理论<sup>[22]</sup>, 如果建立合理的动作与奖励之间约束关系, 便可保证算法具备收敛性。在本文建模过程中, 系统收益会约束着动作行为, 从而保证在有限次迭代过程中能够获取系统收益最大值, 收益最大时所采取的一系列动作便是本模型全局最优卸载策略。具体实施过程为: 首先对每个状态的值函数和迭代参数进行初始化, 然后基于上次迭代的值函数来计算当前状态的值函数, 并选取能够使得值函数最大取值的动作, 最后基于贝尔曼方程, 计算出此次迭代过程中各系统状态的最大值函数。第  $k+1$  次迭代过程中, 值函数为

$$V_{k+1}(s) = \max_{a \in A} \left[ R(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} P(s'|s, a) V_k(s') \right] \quad (17)$$

式中:  $\gamma$  为折扣因子,  $\gamma = \sigma(s, a) / (\alpha + \sigma(s, a))$ 。

由于上述建模过程是基于连续时间马尔可夫决策过程，需要进一步对奖励、转移概率、折扣因子进行离散转换，分别用  $\hat{R}(s, a)$ 、 $\hat{\gamma}$ 、 $\hat{P}(s'|s, a)$  进行表示，即归一化操作<sup>[20]</sup>，具体见式(18)~(20)。

$$\hat{R}(s, a) = R(s, a) \frac{\alpha + \sigma(s, a)}{\alpha + \gamma} \tag{18}$$

$$\hat{\gamma} = \frac{\gamma}{(\gamma + \alpha)} \tag{19}$$

$$\hat{P}(s'|s, a) = \begin{cases} 1 - \frac{[1 - P(s|s, a)]\sigma(s, a)}{\gamma}, & s' = s \\ \frac{P(s'|s, a)\sigma(s, a)}{\gamma}, & s' \neq s \end{cases} \tag{20}$$

式中： $\gamma$  为归一化因子， $\gamma = K \cdot \lambda_r + K \cdot N \cdot \mu_r + \lambda_v + \mu_v$ 。那么，贝尔曼最优方程可以被重写为

$$\hat{V}_{k+1}(s) = \max_{a \in A} \left[ \hat{R}(s, a) + \hat{\gamma} \sum_{s' \in S} \hat{P}(s'|s, a) \hat{V}_k(s') \right] \tag{21}$$

在  $k+1$  次迭代中获取每个状态的最大值函数后，若和第  $k$  次迭代的值函数差的绝对值  $\|\hat{V}_{k+1} -$

$\hat{V}_k\|$  小于阈值  $\epsilon$ ，即

$$\epsilon = \frac{\epsilon(1 - \hat{\gamma})}{2\hat{\gamma}} \tag{22}$$

此时认为值迭代算法已收敛，即成功获取到当前系统下的最优卸载策略  $\pi^*$ 。对于系统下的任意状态  $s$ ，最优卸载动作求解为

$$\pi^*(s) = \operatorname{argmax}_{a \in A} \left[ \hat{R}(s, a) + \hat{\gamma} \sum_{s' \in S} \hat{P}(s'|s, a) \hat{V}_{k+1}(s') \right] \tag{23}$$

若迭代算法还未收敛，则继续进入下一次迭代过程，直至算法收敛。上述所描述的强化学习算法流程见图 2，其伪代码可表示如下：

算法 1 无人机协同车载网络最优卸载算法

输入：系统状态集合  $S$ ，卸载动作集合  $A$ ，奖励  $R(s, a)$ ，转移概率  $P(s'|s, a)$ ，收敛阈值  $\epsilon$ ；

输出：系统最优卸载策略  $\pi^*$

step 1: 对每个状态  $s$  的值函数  $V(s)$  和迭代次数  $k$  进行初始化；

step 2: 遍历系统状态集合  $S$  中的单个状态  $s$ ，求

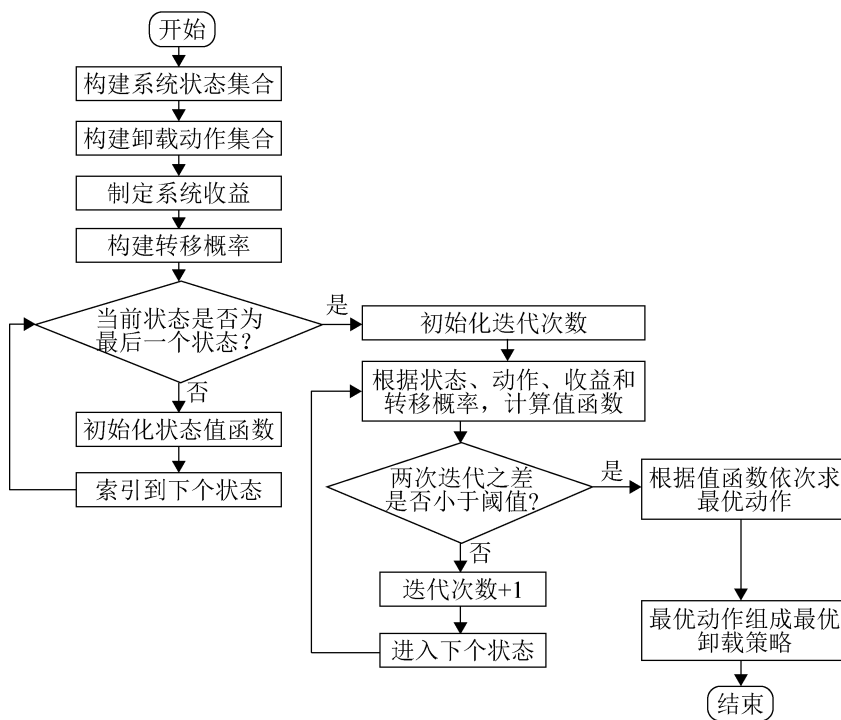


图 2 任务卸载算法流程图  
Fig. 2 Flowchart of proposed task offloading strategy

$$s' \in s \hat{V}_{k+1}(s) = \max_{a \in A} \left[ \hat{R}(s, a) + \hat{\gamma} \sum \hat{P}(s'|s, a) \hat{V}_k(s') \right];$$

step 3: 满足  $\|\hat{V}_{k+1} - \hat{V}_k\| < \epsilon$  时, 则认为已收敛, 跳到step 4; 若未收敛则  $k$  增加1并跳到step 2;

step 4: 求  $\operatorname{argmax}_{a \in A_c} [\hat{V}_{k+1}(s')]$ , 获取最优卸载策略  $\pi^*$ 。

## 4 仿真结果和分析

本节基于第1节所述的系统模型, 通过 Matlab 2014b 仿真平台进行数值仿真实验来评估本文中任务卸载方案的性能。实验首先根据式(1)~(3), 初始化系统模型的状态、卸载动作和奖励; 然后根据式(11)~(16)计算不同情况下的转移概率; 最后通过最大化系统模型的长期收益获取最优方案。另外, 通过和基于5G的任务卸载方案对比, 进一步验证本文任务卸载方案的优越性, 其中5G通信涉及的仿真参数参考于文献[23-24]。实验中设定每个任务最多可以卸载给2个CU, 即  $z = 2$ 。仿真实验中其他参数具体取值见表1, 个别参数取值参考于文献[25-26]。

表1 仿真参数表

Table 1 Simulation parameter table

参数	含义	取值	参数	含义	取值
$M$	资源总数目	15	$K$	资源最大数目	8~15
$N_U$	无人机数目	2	$T_U$	无人机资源数目	5~10
$\lambda_t$	任务到达速率	5	$\mu_t$	任务离开速率	5
$\lambda_v$	车辆到达速率	10	$T_0$	本地计算时间	20
$\mu_v$	车辆离开速率	10	$P$	车辆发射功率	5
$E$	能量开销	20	$\eta$	卸载失败惩罚	20
$\gamma$	传输时延价格	2	$\alpha$	收益折扣率	0.1
$\zeta_e$	节省能量价格	2	$\zeta_t$	节省时延价格	2
$\omega_e$	节省能量权重	0.5	$\omega_t$	节省时延权重	0.5

图3反映了系统中动作概率与车辆到达速率的变化关系。可以看出, 随着车辆到达速率增加, 卸载到周围车辆的动作概率也会增加, 这是因为到达的车辆数目变多, 从而使系统下虚拟化的CU数目增多, 该情况下系统会追求最大收益, 将任务更多卸载到周围车辆, 此时时间开销相对较小,

从而越来越少的任务被卸载到无人机中, 使得系统受益最大。另外, 为了降低任务卸载时延和能量消耗的影响, 系统卸载任务给远程云进行计算的概率会降低以获取更多收益。

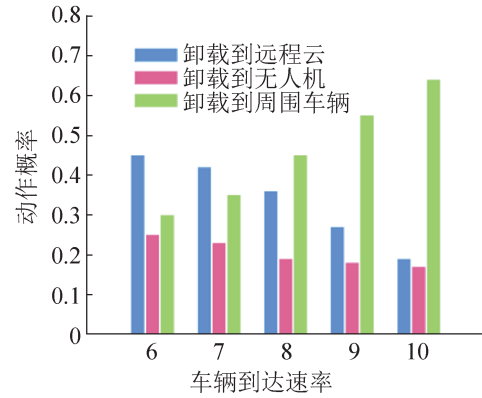


图3 动作概率随车辆到达速率变化趋势

Fig. 3 Action probability for different arrival of vehicle

图4展示了无人机协同车载边缘网络中动作概率随无人机数目变化趋势。可以看出, 卸载给无人机的动作概率伴随无人机的数目增加而呈现出相同的趋势。当前系统中无人机数目增多, 意味着系统中CU数目变多, 进而增强了系统计算能力, 此时系统会首选将任务卸载给无人机处理, 这样能够节约本地计算资源, 即卸载到周围车辆的动作概率减少。同时, 为了降低卸载时延来获取更大的收益, 系统会首选卸载给无人机或周围车辆, 而尽量避免卸载给远程云处理。

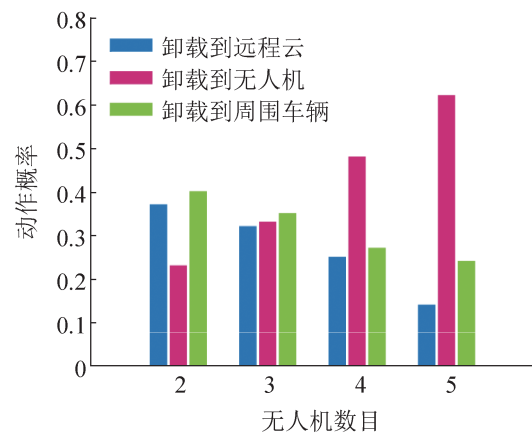


图4 动作概率随无人机数目变化趋势

Fig. 4 Action probability for different number of UAV

图5展示了无人机协同车载边缘网络中动作概率随任务到达速率的变化趋势。可以发现,伴随着任务到达速率增加,系统需要的计算能力也逐步提高,而此时系统中新车辆和新无人机到达速率保持不变,意味着网络边缘的计算资源开始变得供不应求,而此时唯一的缓和的方法便是将任务卸载请求分散到远程云进行处理,所以卸载给远程云的动作概率逐步增加。与此同时,卸载给无人机处理的任务也轻微增加,从而来弥补周围车辆的计算瓶颈。

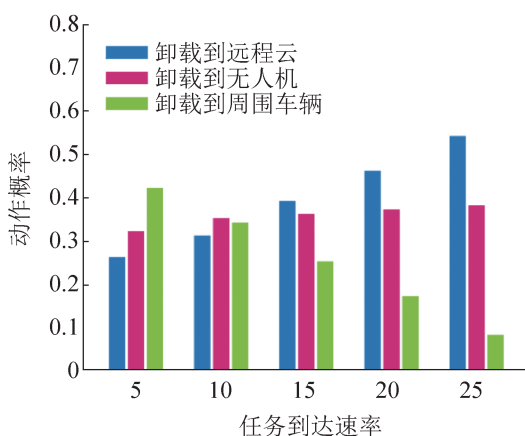


图5 动作概率随任务到达速率变化趋势  
Fig. 5 Action probability for different arrival of task

图6展示了不同任务卸载策略下系统长期收益伴随无人机数目的变化趋势。可以发现,2种任务卸载策略下系统长期收益皆伴随无人机数目的增加而增加,并且本文任务卸载策略始终优于基于5G的任务卸载策略。原因是无人机数目的增多意味着计算资源的增多,系统具备充足的计算资源后,便可以做出获取更多收益的卸载动作;本文卸载策略中采用6G通信技术,相比较5G而言具有更大的数据传输速率和更低的传输时延,从而节省时延开销,获取更多系统长期收益。另外,伴随无人机数目增多,两种卸载策略的长期收益逐渐接近,这是因为如果系统中计算资源足够充沛时,6G相比5G的低时延优势便会被缩小,系统可以选择分配更多资源来处理任务,从而削弱了时延的敏感性。

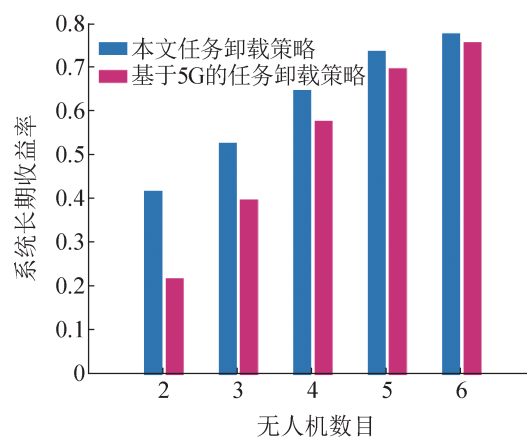


图6 系统长期收益随无人机数目变化趋势  
Fig. 6 Long-term reward for different number of UAV

## 5 结论

智慧交通系统中,车辆产生爆炸式增长的冗余传感数据,给车载通信和计算带来了严峻挑战。第六代通信技术的出现,保障了海量车载传感数据及时地处理和融合。另外,现代道路布局呈现出三维结构,传统的车联网系统架构无法实现全覆盖和无缝计算。对此,本文提出一种面向6G场景的无人机协同车载边缘网络任务卸载策略。

主要工作总结如下:

(1) 车载网中引入6G技术改善通信,提高数据传输速率,满足日益增长的海量数据的融合和传输需求。

(2) 通过车辆和无人机构建出灵活智能的车载边缘计算网络,为具有动态网络拓扑、生成海量数据和密集计算卸载需求的车辆提供三维边缘计算服务。

(3) 建立三维网络场景下任务卸载计算模型,建立强化学习领域中四元组数据,包含系统状态、卸载动作、奖励收益以及转移概率,借助强化学习思想,不断更新最优动作,以获取系统中最优卸载策略,即任意时刻的最优动作。

## 参考文献:

- [1] Guo Hongzhi, Liu Jijia. UAV-enhanced Intelligent Offloading for Internet of Things at the Edge[J]. IEEE

- Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(4): 2737-2746.
- [2] Ren Lei, Liu Yuxin, Wang Xiaokang, et al. Cloud-edge-based Lightweight Temporal Convolutional Networks for Remaining Useful Life Prediction in IIoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(16): 12578-12587.
- [3] Zhuo Cheng, Luo Shaoheng, Gan Houle, et al. Noise-aware DVFS for Efficient Transitions on Battery-powered IoT Devices[J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2020, 39(7): 1498-1510.
- [4] Shekhar S, Chhokra A, Sun Hongyang, et al. URMILA: Dynamically Trading-off Fog and Edge Resources for Performance and Mobility-aware IoT Services[J]. Journal of Systems Architecture, 2020, 107: 101710.
- [5] Liu Yuxin, Zeng Zhiwen, Liu Xiao, et al. A Novel Load Balancing and Low Response Delay Framework for Edge-cloud Network Based on SDN[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(7): 5922-5933.
- [6] Calderoni L, Magnani A, Maio D. IoT Manager: An Open-source IoT Framework for Smart Cities[J]. Journal of Systems Architecture, 2019, 98: 413-423.
- [7] Zhou Zhenyun, Yu Houjian, Xu Chen, et al. BEGIN: Big Data Enabled Energy-efficient Vehicular Edge Computing[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(12): 82-89.
- [8] Chowdhury M Z, Shahjalal M, Ahmed S, et al. 6G Wireless Communication Systems: Applications, Requirements, Technologies, Challenges, and Research Directions[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2020, 1: 957-975.
- [9] Kakkar R, Gupta R, Jadav N K, et al. Blockchain and Reverse Auction-based EVs Energy Trading Approach for Optimal Pricing[C]//2023 13th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 412-417.
- [10] Hu Jinna, Chen Chen, Cai Lin, et al. UAV-assisted Vehicular Edge Computing for the 6G Internet of Vehicles: Architecture, Intelligence, and Challenges[J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2021, 5(2): 12-18.
- [11] Liu Chengxiao, Feng Wei, Chen Yunfei, et al. Cell-free Satellite-UAV Networks for 6G Wide-area Internet of Things[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(4): 1116-1131.
- [12] Liu Run, Liu Anfeng, Qu Zhenzhe, et al. An UAV-enabled Intelligent Connected Transportation System with 6G Communications for Internet of Vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(2): 2045-2059.
- [13] Xia Jingming, Wang Peng, Li Bin, et al. Intelligent Task Offloading and Collaborative Computation in Multi-UAV-enabled Mobile Edge Computing[J]. China Communications, 2022, 19(4): 244-256.
- [14] Fan Bo, Jiang Li, Chen Yanyan, et al. UAV Assisted Traffic Offloading in Air Ground Integrated Networks with Mixed User Traffic[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(8): 12601-12611.
- [15] Zhou Jianshan, Tian Daxin, Sheng Zhengguo, et al. Joint Mobility, Communication and Computation Optimization for UAVs in Air-ground Cooperative Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(3): 2493-2507.
- [16] Guo Hongzhi, Liu Jiajia. UAV-enhanced Intelligent Offloading for Internet of Things at the Edge[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(4): 2737-2746.
- [17] Zhao Liang, Yang Kaiqi, Tan Zhiyuan, 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.
- [18] He Yixin, Zhai Daosen, Zhang Ruonan, et al. A Mobile Edge Computing Framework for Task Offloading and Resource Allocation in UAV-assisted VANETs[C]//IEEE INFOCOM 2021 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 1-6.
- [19] Wang Liang, Wang Kezhi, Pan Cunhua, et al. Deep Reinforcement Learning Based Dynamic Trajectory Control for UAV-assisted Mobile Edge Computing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022, 21(10): 3536-3550.
- [20] Diao Xianbang, Zheng Jianchao, Wu Yuan, et al. Joint Trajectory Design, Task Data, and Computing Resource Allocations for NOMA-based and UAV-assisted Mobile Edge Computing[J]. IEEE Access, 2019, 7: 117448-117459.
- [21] Du Yao, Yang Kun, Wang Kezhi, et al. Joint Resources and Workflow Scheduling in UAV-enabled Wirelessly-powered MEC for IoT Systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(10): 10187-10200.
- [22] Puterman M L. Markov Decision Processes: Discrete Stochastic Dynamic Programming[M]. New York: Wiley, 2014.
- [23] Hwang R H, Islam M M, Tanvir M A, et al.

- Communication and Computation Offloading for 5G V2X: Modeling and Optimization[C]//GLOBECOM 2020-2020 IEEE Global Communications Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 1-6.
- [24] Zhao Fei, Shi Lei, Shi Yi, et al. An Energy-saving Strategy for 5G Base Stations in Vehicular Edge Computing[C]//Collaborative Computing: Networking, Applications and Worksharing. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 309-325.
- [25] Zheng Kan, Meng Hanlin, Chatzimisios P, et al. An SMDP-based Resource Allocation in Vehicular Cloud Computing Systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(12): 7920-7928.
- [26] 胡峰, 王文轩, 顾红. V2X异构车载网络下智能任务卸载策略研究[J]. 控制与决策, 2022, 37(11): 3003-3011.
- Hu Feng, Wang Wenxuan, Gu Hong. Intelligent Task Offloading Strategy in V2X Heterogeneous Vehicular Networks[J]. Control and Decision, 2022, 37(11): 3003-3011.