

无人驾驶汽车车路协同任务卸载计算研究进展^{*}

杨勇毅 李陶深^{**}

南宁学院信息工程学院, 南宁 530200

摘 要 随着无人驾驶技术的快速发展, 车路协同任务卸载计算成为了提高无人驾驶安全性和效率的关键技术之一。本文针对无人驾驶汽车车路协同任务卸载策略的技术进行研究, 论述车-路协同、车-车协同、车-物协同的任务卸载方式等相关领域的国内外研究现状, 分析技术研究面临的一些问题, 阐述对未来研究工作的一些思考, 为无人驾驶汽车车路协同任务卸载策略研究和智能交通系统的发展提供技术参考和研究工作思路。

关键词 无人驾驶汽车, 移动边缘计算, 任务卸载, 车-路协同, 车-车协同, 车-物协同

Research on Task Offloading Strategy of Autonomous Vehicle Road Collaborative

Yang Yongyi Li Taoshen

School of Information Engineering
Nanning University
Nanning 530200, China
lts@unn.edu.cn

Abstract—With the rapid development of autonomous driving technology, vehicle-road collaborative task offloading computing has become one of the key technologies to improve the safety and efficiency of autonomous driving. This paper conducts an in-depth study on the task offloading computing of autonomous vehicles, and summarizes and reviews the current research status of task offloading strategies from the vehicle-to-infrastructure, vehicle-to-vehicle, vehicle-to-everything. The some problems existed in technology research are analyzed, and future research ideas are presented. This paper can provide technical references and research ideas for task offloading strategy in autonomous driving vehicle-road collaboration and the development of intelligent transportation systems.

Keywords—Autonomous vehicles, mobile edge computing(MEC), task offloading, vehicle-to-infrastructure, vehicle-to-vehicle, vehicle-to-everything

1 引言

无人驾驶是指通过给车辆装备多种传感器(如雷达和摄像头等)及计算机系统, 通过传感器获取周围信息后通过计算机系统实现车辆的自主安全驾驶, 安全高效地到达目的地并达到完全消除交通事故的目标^[1]。然而, 汽车实现安全稳定的无人驾驶并不是一件容易的事情, 无人驾驶汽车需要从当前行驶的环境中获取信息, 并通过获取到的环境信息作出行驶决策。无人驾驶汽车从环境信息的获取到行驶决策的制定可以分为3个阶段, 即环境信息获取、信息融合处理和驾驶行为决策^[2]。环境信息获取是指无人驾驶汽车通过自身传感器获取环境信息, 信息融合则是将多个传感器所感知的信息进行融合, 无人驾驶行为决策则通过融合的信息进行驾驶决策。

随着云计算技术的发展, 研究者们将无人驾驶汽车和云计算相结合来提升无人驾驶等级。然而, 随着无人驾驶汽车等级的提高, 所需的传感器数量和精度也将随之增加, 这使得传感器每秒所产生的数据量非常巨大^[3-4]。因此在高级别的无人驾驶中, 引入云计算也无法满足时延敏感型的无人驾驶场景的需求。移动边缘计算(Mobile edge computing, MEC)的提出使得高级别无人驾驶成为可能。人们发现在交通系统中, 车侧有着各个方面的复杂需求, 路侧又存在着大量的路面信息资源以及路边基础设施资源^[5]。这就使得 MEC 成为解决车侧需求大而路侧的基础设施无法充分参与的问题的关键技术, 因为 MEC 可以将计算和存储资源带到移动的网络的边缘(道路两侧), 使得其能够在满足严格时延要求的同时在无人驾驶汽车处运行高要求的应用^[6]。5G 和 6G 技术的发展得车联网(Internet of vehicle, IoV)成为可能, 人们将无人驾驶汽车与 MEC 相结合, 形成了车路协同的解决方案。该方案旨在路边放置路侧单元(Roadside unit, RSU)(RSU 包含 MEC

^{*} 基金资助: 本文得到广西重点科技攻关项目(桂科 AD20297125)

^{**}通信作者: 李陶深 lts@unn.edu.cn

服务器,从而使得 RSU 拥有数据处理能力),使得无人驾驶汽车不仅可以与 RSU 通信,还可以与道路上的其他无人驾驶汽车进行通信。这样,无人驾驶汽车可以获得道路上其他车辆的感知信息,扩大了自身的感知范围,从而提高环境感知数据的完整性。同时,还可以利用道路两侧的 RSU 和道路上的其他具有空闲计算资源的无人驾驶汽车处理计算任务,从而减小任务计算时延和能耗,提高了无人驾驶汽车的安全性^[7]。与云计算相比,车路协同技术在无人驾驶汽车领域可以有效降低回程链路的传输压力,从而节省相应的业务响应时延^[8]。

尽管 MEC 和 5G、6G 技术的出现能够提高无人驾驶汽车的安全性和减小信息处理的时延,但是随着无人驾驶汽车上传感器种类和数量的增多以及不同传感器精度的增加,无人驾驶汽车产生的数据量将是非常巨大的。在道路上出现大量无人驾驶汽车的情况下,以目前的 5G 网络的带宽和传输速度将会产生拥堵导致数据传输变慢从而使得无人驾驶汽车容易出现安全问题。与此同时,目前的服务器处理大量数据也将使得数据传输变慢,这在时延敏感的无人驾驶场景是不被允许的。因此,如何将这些数据有效的传输并进行计算(即计算任务的卸载策略)是目前车路协同技术当中研究的重点之一。计算任务的卸载策略不仅能够大幅度减小数据传输和计算的时延,还能有效利用道路中空闲车辆的计算资源,进而提高无人驾驶汽车的安全性。本文将对无人驾驶汽车中有关车-路协同、车-车协同、车-物协同的任务卸载方式的国内外研究现状进行分析研究,并介绍我们在该领域的未来研究的思路和设想。

2 国内外研究现状、水平及发展趋势

随着 5G 技术的发展,学者们将无人驾驶汽车产生的计算任务卸载到道路上具有空闲计算资源的其他无人驾驶汽车上进行并行计算,形成了车-车协同(Vehicle-to-Vehicle, V2V)任务卸载方案、车-路协同(Vehicle-to-Infrastructure, V2I)任务卸载方案和车-物协同(Vehicle-to-Everything, V2X)任务卸载方案,并将 MEC 技术作为应对无人驾驶汽车中数据的指数级增长的关键技术之一。下面,我们将对 V2V、V2I 和 V2X 的任务卸载方案的国内外研究现状和水平进行分析讨论。

2.1 车-车协同(V2V)的任务卸载方式研究

车-车协同(V2V)的任务卸载方式是将无人驾驶汽车产生计算任务卸载到道路上的其他有空闲计算资源的无人驾驶汽车上。研究者们采用相应优化算法对任务卸载比列、发射功率等进行优化,从而使得卸载总时延或者能耗最小化。与将无人驾驶汽车所产生的计

算任务全部在本地计算的方式相比,V2V 任务卸载方式不仅可以有效提高任务卸载效率,还能更加高效地利用道路上有空闲计算资源的无人驾驶汽车。V2V 任务卸载基础模型如图 1 所示。

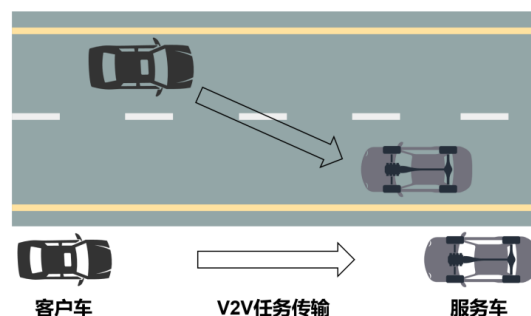


图 1 V2V 任务卸载基础模型图

研究者们对 V2V 的任务卸载方式的研究分为对模型和算法的研究。

在模型研究方面,文献[9]提出一种利用多跳车辆计算资源的任务分流模型,该模型中客户车的计算任务可经由多个中继服务车传递给满足计算条件的服务车,该服务车计算完成后将计算结果返回给客户车。并利用半定松弛方法自适应调整卸载过程从而有效降低计算任务的时延和能耗。文献[10]提出了一个分布式 V2V 计算卸载框架。在该框架中,客户车首先向基站(Base station, BS)发送任务卸载请求,然后 BS 决定处理该任务,并决定客户车的计算任务应该交付到哪一辆服务车,并将任务分流问题描述为一个序贯决策问题。于此同时他们考虑到具有空闲计算资源的车辆可能不会自愿共享其计算资源,因此在强化学习的基础上,提出了一种既考虑了共享空闲计算资源的激励,又考虑了任务分流成本的任务分流方案。文献[11]将方向相同,速度相近的车辆编排成一个队列,选择一个车辆为头部车辆负责控制其他车辆的传感器运行和任务卸载,这样可以有效利用无人驾驶汽车的空闲计算资源。

在算法设计方面,文献[12]提出了一种基于博弈论的策略,用于管理环形交叉口自动驾驶车辆的冲突情况。通过采用囚徒困境博弈策略,结合自动驾驶车辆的车对车(V2V)通信技术,可以有效解决环形交叉口的交通流问题,减少自动驾驶汽车的等待时间,提高交通效率。文献[13]提出一个多车任务卸载系统模型,其中主机车辆(Host vehicle, HV)将任务卸载到多个远程车辆(Remote vehicle, RV)上,该模型考虑了任务的大小、计算资源的分配、无线传输速率和延迟等因素,旨在每个时间周期内选择最合适的 RV 进行任务卸载,以最小化平均卸载延迟。并提出了一种多车任务卸载算法,该算法分为两个主要步骤:优先级排序和任务分配。通过自适应学习算法,根据前一个时间

周期的任务卸载经验,调整当前周期的任务卸载策略。文献[14]为了充分挖掘聚集车辆的空闲资源用于任务执行,从而提出了一种仅依靠V2V通信的任务卸载模型。通过将任务执行问题转化为一个任务和多个协同车辆之间的最大最小(Max-Min)问题,采用最大最小公平性方案优化任务执行时间,并进一步采用粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO)求解。

2.2 车-路协同(V2I)任务卸载方式研究

随着云计算的出现,研究学者们的研究内容从V2V的任务卸载方式转到了V2C的任务卸载方式。例如。文献[15]提出了一个基于V2C的多个车辆协同执行的计算卸载模型,根据车载计算能力的异构性和计算任务之间的相互依赖性提出了一个NP难的任务调度优化问题以解决最小化总响应时延,并设计了一种基于改进遗传算法的调度方案提高计算资源的利用率。V2C任务卸载方式可以将无人驾驶汽车产生的计算任务卸载到云服务器上进行计算,无需考虑云服务器的计算能耗,因此大大减少任务计算所需要的时延和能耗。文献[16]提出了一种高效的车载云计算模型,通过优先使用车载计算资源来解决车载计算资源的未充分利用与传统云计算在车辆中的应用存在的延迟和连接不稳定的问题。V2C任务卸载基础模型如图2所示。

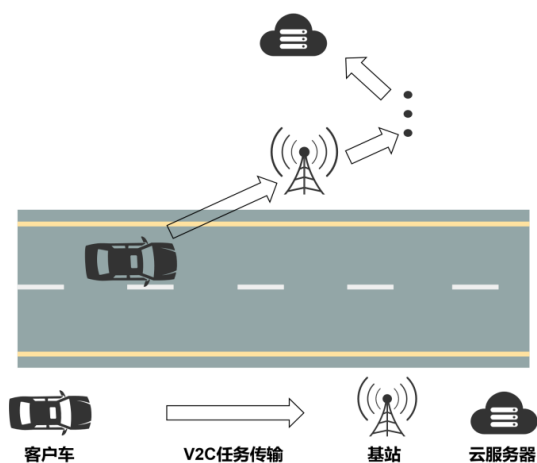


图2 V2C任务卸载基础模型图

由于无人驾驶汽车到云服务器需要多端路由,这将增加无人驾驶汽车计算任务的时延,同时也无法很好保证计算任务卸载时的安全性。这使得车-云协同(Vehicle-to-Cloud, V2C)任务卸载方式不能很好的解决无人驾驶领域中任务卸载问题。随着边缘计算的出现,出现了V2I的任务卸载方式,即道路上的无人驾驶汽车可以将产生的计算任务卸载到RSU和其他具有空闲计算资源的无人驾驶汽车上,这可以在提高任务卸载安全性的同时进一步减小无人驾驶汽车任务计算所需要的时延。V2I任务卸载基础模型如图3所示。

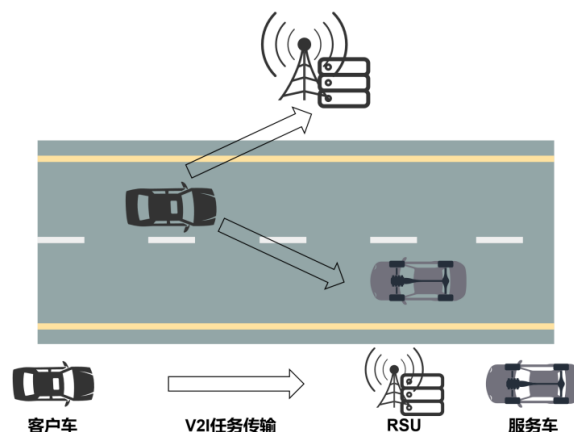


图3 V2I任务卸载基础模型图

在V2I任务卸载研究中,也分为对模型的研究和算法的研究。

在模型研究方面,在常见的V2I任务卸载模型的基础上,文献[17]考虑了一个具有MEC编排器、一组配备MEC服务器的RSU和一组车辆组成的道路模型。根据每个时隙的时延和能耗的加权和定义服务质量(Quality of Service, QoS),并最大化QoS。为此设计了一个PSO算法和深度神经网络(Deep neural network, DNN)的混合算法以弥补DNN需要大量标记数据和不能适应动态环境的缺点。文献[18]提出了一种停放在路边的车辆协作计算的任务卸载模型,该模型包含了道路上移动的车辆、RSU、停在路边的车辆和云服务器可以为客户车提供计算能力。考虑了时延和能耗问题,构建了时延和能耗加权和的数学问题,并提出一种基于爬山遗传算法和模拟退火算法的混合优化算法求解。文献[19]提出了一种基于协同计算的多层感知任务卸载模型,通过与邻近的无人驾驶汽车和RSU的协同计算使得无人驾驶汽车能够实现对感兴趣区(Region of Interest, ROI)的全面感知,通过充分考虑无人驾驶汽车的移动性、任务依赖性和延迟要求,建立了感知任务分配、负载和资源分配的联合问题,为了解决最小化该问题设计了一个求解混合整数非线性优化问题的两层二进制智能萤火虫算法。

在算法设计方面,针对常见V2I任务卸载模型中,文献[20]提出了一种基于自学习的车联网分布式计算卸载模型与算法,通过建立车联网通信与计算的卸载框架,将计算卸载问题构建为分布式卸载决策博弈,证明纳什均衡的存在性,进而使车辆达到均衡状态。文献[21]将四种车辆划分为生成计算任务和提供计算服务两个车辆集合的联合的任务卸载和资源分配方案。该方案通过车辆和路侧单元(RSU)的任务调度,信道分配,计算资源分配以达到最小化时延的目标。并设计了基于广义Benders分解和重构线性化的OJTR算法以求得最优解。他们还考虑了高计算复杂度情况,设

计了一个联合任务卸载和资源分配的启发式算法 HJTR 算法以较低的计算复杂度求出次优解。文献[22]提出一种云、边缘服务器和车辆的联合任务卸载模型,并根据量子力学原理设计了一种量子粒子群优化算法以克服传统粒子群优化算法的局部最优和早熟的现象用于求解时延和能耗优化问题。文献[23]针对在真实车辆边缘计算(Vehicular edge computing, VEC)应用下复杂的物理约束成为计算任务卸载的主要问题,设计了一种多阶段粒子群优化算法的VEC卸载方法使得在规定的时延下可以显著优化能耗的问题。文献[24]提出了一个车—边—云协同任务卸载模型并定义了一个以最小化任务卸载时延和能耗的混合整数非线性规划问题,并通过数学推导得出了最优车辆计算能力的解析解,并在其数值固定条件下采用深度Q网络(Deep Q network, DQN)算法获得了任务最佳卸载策略。文献[25]构建了一个边缘计算网络场景,其中闲置车辆和MEC服务器共同作为边缘节点,提供细粒度任务的卸载服务,并综合考虑了延迟和能耗,将问题形式化为马尔可夫决策过程(Markov decision process, MDP),并设计了状态、动作和奖励函数。进一步提出了一个多代理深度强化学习方法,其中包含改进的演员-评论家网络和联合机制,以提取特征和提高学习效率。

2.3 车-物协同(V2X)任务卸载方式研究

在V2I任务卸载方案中,学者们加入其他类型的计算结点,如手机、笔记本电脑和无人机等从而进一步提升任务计算的效率,就形成了V2X的任务卸载方式。V2X任务卸载基础模型如图4所示。

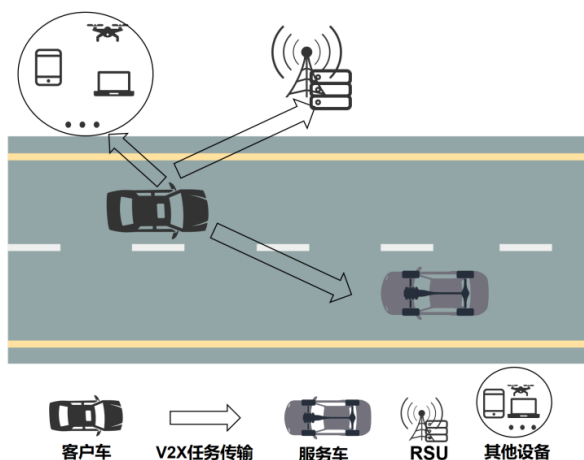


图4 V2I任务卸载基础模型图

文献[26]考虑了一个将手机、笔记本电脑作为计算结点的车载云计算(Vehicular cloud computing, VCC)系统,并基于多臂老虎机(Multi-armed bandit, MAB)理论的分布式任务卸载框架,提出了一种自适应波动上界置信度(Adaptive volatile upper confidence bound, AVUCB)算法,通过重新设计经典MAB算

法的效用函数,使其能够适应时间变化的负载和动作空间,从而能够在具有较低的复杂性和信令开销下使得高度动态的车辆环境中最小化平均卸载时延。文献[27]设计了一个用于无人机辅助的车辆边缘集群的VECCTO协作任务卸载框架,并通过深度强化学习(Deep reinforcement learning, DRL)方法实现了高效的任务卸载,具有低通信延迟和负载均衡的特点。未来的工作将进一步增强VECCTO的成本函数,考虑资源过载和任务优先级等因素,提高其在复杂VEC场景中的适应性和自主学习能力。文献[28]构建了一个符合5G核心网的车载网络架构,提出了使无人驾驶汽车可以有效地推送和拉取地图内容,而不会在网络核心上造成瓶颈的新方法。文献[29]提出了一种能充分利用了服务器上现有数据的重用性、降低系统开销方法来确定哪些边缘云服务器为哪些灯柱托管虚拟机,设计了一种具有LP松弛的迭代算法来寻找最优化问题的良好近似解。

3 已有研究工作分析和总结

根据上述的技术现状的研究分析,我们看到国内外大量的工作正在对无人驾驶汽车计算任务卸载问题进行研究,并取得了许多的成果。但是,针对不同任务卸载方式的研究还存在以下问题:

(1) V2V 任务卸载方式中,随着无人驾驶安全等级的提升,无人驾驶汽车携带的传感器也随着增加,产生的计算任务大小也随之增加,然而无人驾驶汽车的计算能力有限,这使得仅依靠 V2V 任务卸载不能够满足无人驾驶汽车计算任务的低时延的要求。

(2) V2I 任务卸载方式中,未考虑到无人驾驶汽车任务卸载计算过程中超出 RSU 通信范围和无人驾驶汽车存在自私性的情况。

(3) V2X 任务卸载方式中,由于参与计算任务的结点不可控且计算资源有限,无法稳定完成计算任务卸载计算的同时客户车还将考虑多种类型的计算结点,这也将增加客户车卸载决策的成本。

综上所述, V2I 任务卸载方式能稳定且高效完成计算任务卸载计算,这可以大大提升无人驾驶等级。我们将针对 V2I 任务卸载方式中当前研究存在的不足,拟在以下方面开展进一步的研究:

(1) 针对跨区域的无人驾驶汽车任务卸载场景,提出一个跨区域无人驾驶汽车任务卸载机制。该机制充分考虑计算任务在距离较远的相邻两个 RSU 之间迁移容易出现数据丢失等安全性和进一步提升任务卸载计算的效率,将服务车作为任务计算结果传输的结点,即 RSU 将任务的计算结果通过服务车传递到客户车上,服务车的计算结果可以直接传递到客户车上。通过设计一种自适应粒子群优化算法来优化客户

车向服务车和 RSU 的任务卸载策略和任务发射功率从而达到任务计算总时延和能耗加权和最小化的目标。

(2) 针对无人驾驶汽车自私性的情况, 提出一种基于信用值激励机制的服务车选择算法, 在解决无人驾驶汽车自私性的同时控制参与任务卸载计算的服务车数量的并能有效提高选择到低运算性能的无人驾驶汽车的概率。为了解决 PSO 算法容易陷入局部最优解和需要较大迭代次数情况, 设计一个双种群自适应粒子群优化算法, 使优化客户车向服务车和 RSU 的任务卸载策略和任务发射功率, 从而达到任务计算总时延和能耗加权和最小化的目标。

参考文献

- [1] 杨帆. 无人驾驶汽车的发展现状和展望[J]. 上海汽车, 2014, (3): 35-40.
- [2] 吕品, 许嘉, 李陶深等. 面向自动驾驶的边缘计算技术研究综述[J]. 通信学报, 2021, 42(3): 190-208.
- [3] 吕品, 李凯, 许嘉等. 无人驾驶汽车协同感知信息传输负载优化技术[J]. 计算机学报, 2021, 44(10): 1984-1997.
- [4] 孙铭. 基于强化学习的边缘计算卸载优化策略研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2023.
- [5] 林韬. 车路协同环境下的边缘计算资源优化方法研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2021.
- [6] Mach P, Becvar Z. Mobile edge computing: a survey on architecture and computation offloading[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(3): 1628-1656.
- [7] Wadkar P V, Garroppo P G, Nencioni G. 5G-MEC testbeds for V2X applications[J]. Future Internet, 2023, 15(5): 175.
- [8] Cui Y, Du L, He P, et al. Cooperative vehicles-assisted task offloading in vehicular networks[J]. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 2022, 33(7): e4472.
- [9] Liu L, Zhao M, Yu M, et al. Mobility-aware multi-hop task offloading for autonomous driving in vehicular edge computing and networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 24(2): 2169-2182.
- [10] Shi J, Du J, Wang J, et al. Distributed V2V computation offloading based on dynamic pricing using deep reinforcement learning[C]//2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), Seoul, Korea(South), IEEE Press, 2020: 1-6.
- [11] Du H, Leng S, Zhang K, et al. Cooperative sensing and task offloading for autonomous platoons[C]//2020 IEEE Global Communications Conference. Taipei, Taiwan, China, IEEE Press, 2020: 1-6.
- [12] Banjanovic-Mehmedovic L, Halilovic E, Bosankic I, et al. Autonomous vehicle-to-vehicle (V2V) decision making in roundabout using game theory[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2016, 7(8).
- [13] Qin H, Tan G, Zhou S, et al. Adaptive learning-based multi-vehicle task offloading[C]//2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China. Chongqing China, IEEE Press, 2020: 1-6.
- [14] Chen C, Chen L, Liu L, et al. Delay-optimized V2V-based computation offloading in urban vehicular edge computing and networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 18863-18873.
- [15] Fei S, Fen H, Nan C, et al. Cooperative task scheduling for computation offloading in vehicular cloud[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67: 11049-11061.
- [16] Tahmasebi M, Khayyambashi M R. An efficient model for vehicular cloud computing with prioritizing computing resources[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2019, 12(5): 1466-1475.
- [17] Hsu C, Chiang Y, Zhang Y, et al. Mobility-aware QoS promotion and load balancing in MEC-based vehicular networks: A deep learning approach[C]//2021 IEEE 93rd Vehicular Technology Conference (VTC2021-Spring). Helsinki, Finland, IEEE Press, 2021: 1-6.
- [18] Wen X, Sun H. Parking cooperation-based mobile edge computing using task offloading strategy[J]. Journal of Grid Computing, 2024, 22(1): 8-24.
- [19] Xiao Z, Shu J, Jiang H, et al. Perception Task Offloading With Collaborative Computation for Autonomous Driving[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(2): 457-473.
- [20] Luo Q, Li C, Luan T H, et al. Self-learning based computation offloading for internet of vehicles: Model and algorithm[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(9): 5913-5925.
- [21] Fan W, Su Y, Liu J, et al. Joint task offloading and resource allocation for vehicular edge computing based on v2i and v2v modes[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(4): 4277-4292.
- [22] Shu W, Li Y. Joint offloading strategy based on quantum particle swarm optimization for MEC-enabled vehicular networks[J]. Digital Communications and Networks, 2023, 9(1): 56-66.
- [23] Wen Y, Zhang Q, Yuan H, et al. Multi-stage PSO-based cost minimization for computation offloading in vehicular edge networks[C]//2021 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC), Xiamen, China, IEEE Press, 2021, 1: 1-6.
- [24] 王锦, 张新有. 基于 DQN 的无人驾驶任务卸载策略[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(09): 2738-2744.
- [25] Geng L, Zhao H, Wang J, et al. Deep-reinforcement-learning-based distributed computation offloading in vehicular edge computing networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(14): 12416-12433.
- [26] Sun Y, Guo X, Zhou S, et al. Learning-based task offloading for vehicular cloud computing systems[C]//2018 IEEE International Conference on Communications (ICC), Kansas city, MO, USA, IEEE Press, 2018: 1-7.
- [27] Zhang Z, Zhang F. VECCTO: an collaborative task offloading framework for UAV-assisted vehicular edge clusters[C]//2023 4th International Conference on Computer Engineering and Intelligent Control (ICCEIC), Guangzhou, China, IEEE Press, 2023: 433-437.
- [28] Lee S, Jung Y, Park Y H, et al. Design of V2X-based vehicular contents centric networks for autonomous driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(8): 13526-13537.
- [29] Kong P Y. Computation and sensor offloading for cloud-based infrastructure-assisted autonomous vehicles[J]. IEEE Systems Journal, 2020, 14(3): 3360-3370.