

车载边缘计算卸载技术研究综述

刘 雷, 陈 晨, 冯 杰, 肖婷婷, 裴庆祺

(西安电子科技大学综合业务网理论及关键技术国家重点实验室, 陕西西安 710071)

摘 要: 通过将移动边缘计算技术应用在车联网, 车载边缘计算技术可为车载用户提供低时延、高带宽、高可靠性的应用服务. 首先详细介绍了车载边缘计算卸载技术的背景、意义以及本文的贡献. 其次, 分别概述了车载边缘计算卸载技术的网络架构、主要挑战以及应用场景. 然后, 从移动分析、卸载模式、资源协作和管理等多个维度全面综述了车载边缘计算卸载技术的研究工作. 最后, 对车载边缘计算卸载技术的未来研究进行了展望, 可对该领域深入的研究提供有价值的参考.

关键词: 车联网; 移动边缘计算; 车载边缘计算; 计算卸载; 资源管理; 边缘智能

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)05-0861-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20200936

A Survey of Computation Offloading in Vehicular Edge Computing Networks

LIU Lei, CHEN Chen, FENG Jie, XIAO Ting-ting, PEI Qing-qi

(State Key Laboratory of Integrated Services Networks, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: With the integration of mobile edge computing offloading into internet of vehicles, vehicular edge computing offloading can support low-latency, high-bandwidth and high-reliability application services. We first introduce the background and significance of vehicular edge computing offloading technology as well as the contributions of this survey. Then, we describe the network architecture, key challenges as well as popular application scenarios of vehicular edge computing offloading, respectively. After that, we provide the comprehensive survey of the state-of-the-art vehicular edge computing offloading from the different dimensions, including mobility analysis, offloading model, resource cooperation as well as management. Finally, we point out the future work about vehicular edge computing offloading, which can provide valuable reference and guidance for the in-depth study in vehicular edge computing offloading.

Key words: internet of vehicles; mobile edge computing; vehicular edge computing; computation offloading; resource management; edge intelligence

1 引言

据国际能源署预测, 全球乘用车保有量在 2035 年将达到 17 亿量. 随着城市化进程的快速推进以及汽车数量的飞速增长, 道路安全、交通效率和环境污染等一系列交通问题日益突出. 鉴于此, 亟需更安全、更高效以及更绿色的交通管理系统, 实现交通出行的全新变革, 以改善当前的交通状态, 提升人们的出行质量. 在此

环境之下, 车联网应运而生. 车联网通过车内、车与车、车与路、车与人、车与服务平台的全方位万物互联, 可实现智能交通管理控制、车辆智能化控制和智能动态信息服务的一体化^[1]. 由于在智慧城市和智慧交通中扮演的重要角色, 车联网已成为国内外争相抢占的科技制高点. 中共中央、国务院于 2019 年 9 月印发《交通强国建设纲要》, 明确了我国发展信息化、网络化、智能化的交通系统的目标要求. 当前“新基建”的重要部署, 更

收稿日期: 2020-08-26; 修回日期: 2020-11-30; 责任编辑: 梅志强

基金项目: 国家重点研发计划 (No. 2020YFB1807500); 国家自然科学基金 (No. 62072360, No. 62001357, No. 61571338, No. 61672131, No. 61901367); 陕西省重点研发计划 (No. 2017ZDCXL-GY-05-01, No. 2020JQ-844); 嵌入式系统与服务计算教育部重点实验室 (同济大学) 资助 (No. ESSCKF2019-05); 西安市重点实验室建设项目 (No. 201805052-ZD3CG36); 西安市科技计划项目 (No. 20RGZN0005); 广东省基础与应用基础研究基金 (No. 2020A1515110496, No. 2020A1515110079, No. 2020A1515110772)

进一步激发了车联网发展的无限可能。

随着车联网的快速发展,一系列涵盖信息服务、行驶安全和交通效率的车载应用将喷薄而生^[2,3]。不同的车载业务所产生的海量数据给网络的带宽带来了巨大压力。对于其中的计算密集型和时延敏感型业务,更是对网络的计算和存储功能提出了严峻的挑战。其中,自动驾驶汽车代表未来智能交通的主流,预计到2035年将会占据路面上车辆75%左右。据估计,单台自动驾驶汽车每秒将会产生1G左右的数据,半分钟内所记录的数据就相当于一部苹果手机的内存容量。当前车辆由于自身计算和存储资源的限制,显然难以有效应对以上挑战。云计算虽能够解决车辆资源不足的问题,但由于其远距离部署将会导致不可预测的时延,此外也会加重带宽的费用开销。移动边缘计算技术(Mobile Edge Computing, MEC)通过将云计算和存储能力下沉到网络边缘^[4],可以实现应用、服务和内容的本地化、近距离、分布式部署,从而能够缓解云计算所带来的问题^[5,6]。通过将移动边缘计算和车联网技术结合,车载边缘计算(Vehicular Edge Computing, VEC)有能力应对复杂、异构、动态的车载环境,为用户提供低时延、高带宽、高可靠性的服务,最大程度保障不同用户多样化的服务质量。

车载边缘计算由于其广阔的前景得到了学术界和产业界的广泛关注。边缘计算早期提出者之一、美国韦恩州立大学施巍松教授指出车联网是边缘计算的重要应用场景^[7]。车载边缘计算领域的权威专家、挪威奥斯陆大学张彦教授系统总结了当前车载边缘计算的发展状况和未来研究方向^[8]。2019年,IMT-2020(5G)推进组C-V2X工作组发布了《MEC与C-V2X融合应用场景》白皮书,详细描述了MEC与C-V2X融合的11个应用场景。迄今为止,车载边缘计算的研究虽然取得了一定的进展,但仍属起步阶段。本文主要就车载环境下计算卸载的研究工作进行综述,旨在为车载边缘计算的深入研究提供有价值的参考和指导。主要贡献如下:(1)详细介绍了车载边缘计算卸载技术的网络架构、重要挑战和应用场景;(2)从不同维度分类总结了车载边缘计算卸载技术的研究工作;(3)展望了车载边缘计算卸载技术未来的研究方向。

2 网络架构

2.1 基本元素

车载边缘计算一般包括三层网络架构:用户层,边缘层和云层,如图1所示。

(1)用户层:用户层包括行人的智能手机、可穿戴式设备和车辆等。其中,车辆是用户层的主要组成部分。随着车辆的普及性和智能化,用户层将拥有丰富的感知、计算和存储资源。通过安装的摄像头、雷达、电子地

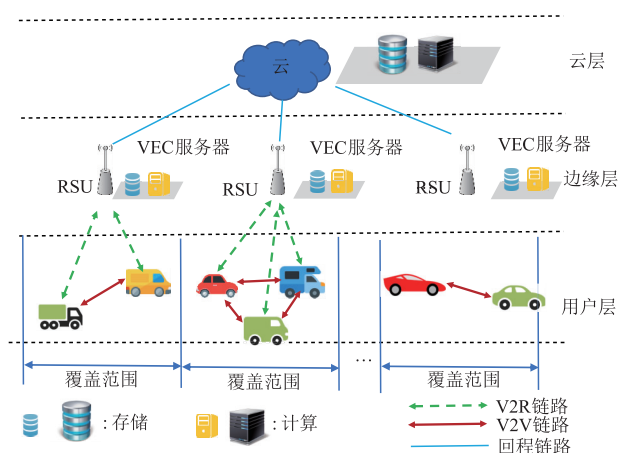


图1 车载边缘计算网络架构

图和全球位置定位系统等,车辆可以实时掌握、收集自己的状态信息和周边的环境信息;利用车-车通信(Vehicle-to-Vehicle, V2V)和车-设施(Vehicle-to-Infrastructure, V2I)通信方式,车辆能够与其他车辆以及路边单元设施交换和分享数据^[9,10];基于计算和存储资源,车辆可以实现任务的本地处理,降低任务卸载的通信开销,也可以通过缓存流行度较高的内容,避免车辆从云端下载造成的延迟和网络拥塞。

(2)边缘层:边缘层可由基站和路边单元(Road Server Unit, RSU)等具有相对丰富资源的边缘节点组成。这些节点通过高容量的链路接入骨干网,能够利用车-设施方式与其覆盖范围内的车辆通信。与车辆相比,边缘节点具有相对丰富的计算和缓存资源,负责车辆数据的收集、分发和处理,甚至可以把数据上传给云层。其中,基站有较大的覆盖范围,具备较好的移动管理能力,路边单元由于临近用户侧且广泛部署于路边通常作为主要的边缘服务节点,能够保障用户低时延的业务需求。

(3)云层:相较于边缘层,云层拥有大量的计算和存储资源。当用户和边缘服务器由于资源的限制,难以有效处理任务时,可诉诸云端寻求支持。然而,由于部署较远,云端在处理任务时,会带来难以预估的时延。为此,云端主要面向时延容忍业务的服务提供。

2.2 架构特点

车载边缘计算网络的架构一般通过纵向和横向协作模式以及智能化的部署,实现全局资源的有效管理,如图2所示。

(1)纵向协作:用户层、边缘层和云层,三层共存车载边缘计算架构当中,为资源受限的用户提供了多元的卸载模式选择。换言之,用户可以根据实际情况在本地处理自身的任务,也可以将任务卸载给周边的车辆、边缘服务器和云端实现任务的处理。其中,后者以通信开销为代价,可以有效降低处理的时间。就边缘层和云

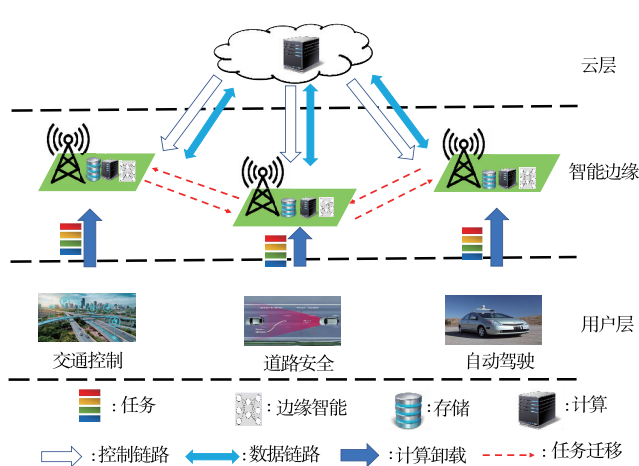


图2 车载边缘计算网络架构特点

层而言,边缘层是云端的延展,通过将云的服务下沉,可以提供近地服务;云则视为边缘层的补充,在边缘资源不足的情况下,提供必要的资源支持。

(2)横向协作:边缘服务器的资源在空时维度的分布往往呈现差异性,轻负载的边缘服务器,会由于资源未能利用而造成浪费;而过负荷的服务器则由于资源不足,影响任务的正常处理。为此,可以通过跨域多点协同实现全网资源的深度融合和有效调度,进一步提升网络的资源利用效率。另外一方面,任务车辆也可以通过车载通信的方式,将任务通过一跳和多跳传输机制卸载给周边车辆实现处理,以充分发掘大量限制的车辆资源,加强用户的服务质量。

(3)智能部署:随着车联网的发展,车载网络将会变得愈发的复杂。一方面,不同的网络实体存在于网络当中,另外一方面,大量的用户有着各不相同的服务需求,加之车载网络固有的动态性、随机性和时变性,实现最优的资源和服务管理是极具挑战的一项任务。鉴于人工智能算法,尤其是深度强化学习算法,在分析、判断、预测和控制等方面的优势,可以将其部署于网络的各个层,以促进复杂车载环境下灵活的计算卸载和资源调度。

3 主要挑战

(1)拓扑的频繁变化。车载网络区别于传统移动网络的典型特点在于节点的快速移动以及由此导致的拓扑动态变化^[11]。车辆的移动和拓扑的变化会造成车间间歇性的连通度,影响车间正常的信息传输,从而导致任务卸载的失败;此外,也会带来资源,甚至是业务的时空迁移,从而会改变不同地段、边缘服务节点的资源配置和服务需求。

(2)复杂的网络环境。在车载环境下,网络拓扑频繁动态变化。为此,网络的密度不仅取决于节点分布,而且与路段的位置和时间息息相关,比如道路在高峰期可能出现拥堵,而在晚间则往往比较稀疏。此外,不同场

景的下的信道模型,比如高速公路、城市、和郊外等,也不尽相同。以城市为例,因为节点密度的变化和建筑物、树等障碍物的存在,通信环境异常复杂,从而会造成阴影、多径和衰落等效应。

(3)服务质量的保障。车联网的发展将会催生大量的车载应用。在动态的车载环境下,面对不同的应用类型,用户呈现的服务需求也千差万别且随时间推移和位置的更新而不断变化。更重要的是,未来海量车载互联网的接入势必造成用户需求几何级数的激增,甚至展现集中式爆发的态势,这进一步激化受限资源与用户需求之间的矛盾。

(4)网络资源的管理。在车载网络当中,存在不同的网络实体。这些网络实体在数据速率、网络时延、能量开销等方面呈现的需求各不相同。为了满足用户多样化的服务需求,传统方法实现资源的有效管理需要依赖于完整的网络信息。这显然难以适应车载网络动态的拓扑和时变的信道。鉴于人工智能算法在通信网络方面的巨大突破,亟需设计智能化资源管理策略在复杂车载环境下实现资源的有效管理和任务的灵活调度,为用户提供高质量、差异化的服务质量。

4 应用场景

(1)道路安全:路边部署的摄像头和雷达等设施,可以实时感知和收集交通信息,如图3所示。边缘服务节点,基于收集到的信息,利用视频分析功能,能够识别车牌号,同时可以判断以及预测车辆的驾驶行为。一旦发现车辆的行为违规或者存在风险,边缘服务节点可以发送必要的警报信息给当前车辆以及其周边的车辆,以提醒相关车辆做好应急措施。

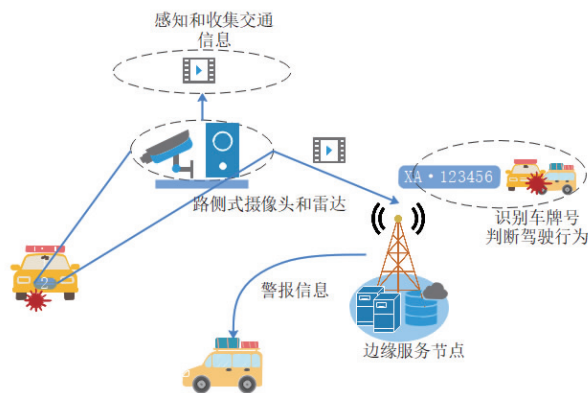


图3 道路安全

(2)娱乐服务:车联网的发展带动了一系列新型的车载应用,这些应用在计算能力和时延方面都有极高的要求。通过把这些应用迁移到边缘服务节点,可以有效降低平均处理时延,加强用户的体验,如图4所示。增强现实通过将真实世界信息和虚拟世界信息巧妙融

合,可以使得用户在试听方面获得超越于现实的非凡感官体验.然而,它需要足够的计算资源支撑任务的卸载,较低的时延保障用户的服务质量以及较高的带宽实现可持续的服务.车载边缘计算通过将任务卸载给具有丰富资源的路边单元则可以赋能增强现实.

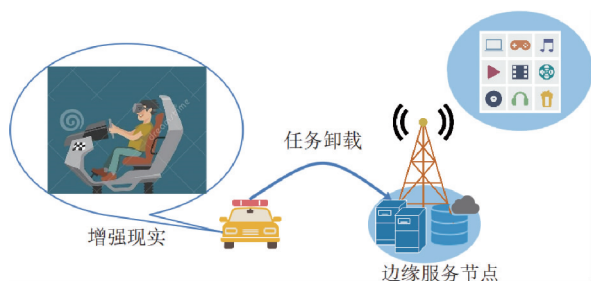


图4 娱乐服务

(3) 自动驾驶:自动驾驶作为汽车技术发展的前沿方向,包含车辆感知、路径导航和自主控制等重要部分.实现自动驾驶技术的关键在于对海量数据的采集、存储、处理、传输和共享^[12],如图5所示.其中,数据的处理对于车辆的计算能力有着极高的需求.鉴于单台车辆资源的限制,可充分利用车载边缘计算技术高可靠、低时延的优势,通过边缘服务节点扩展车辆的感知能力、辅助车辆的智能驾驶,进而提高整个城市的交通更安全效率.

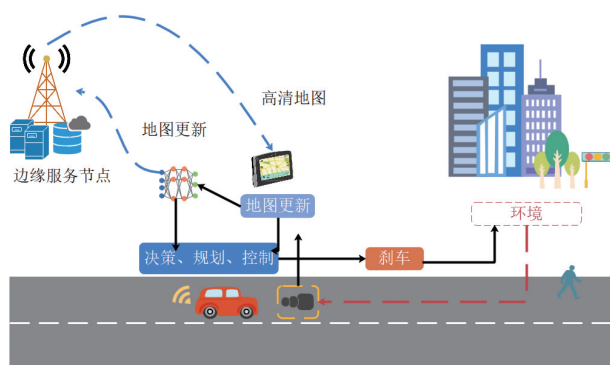


图5 自动驾驶

(4) 交通管理:通过道路内部部署的感应线圈、路边部署的视频监控设备和微波雷达传感器以及车载安装的GPS、电子地图和位置服务等,可以记录大量天气情况、地理特征、车流状况、交通环境、控制决策等相关信息,如图6所示.利用车载边缘的计算资源,基于对收集到的历史交通信息的处理,有利于了解车辆的行为特征,掌握交通变化规律,评估人们的出行时间,判断道路的堵塞程度,以及分析在给定环境下过往所采取的管控策略的可行性,从而为当下有效的智能化交通管理提供必要的依据.

5 车载计算卸载机制

迄今为止,车载边缘计算方面的研究已经取得了

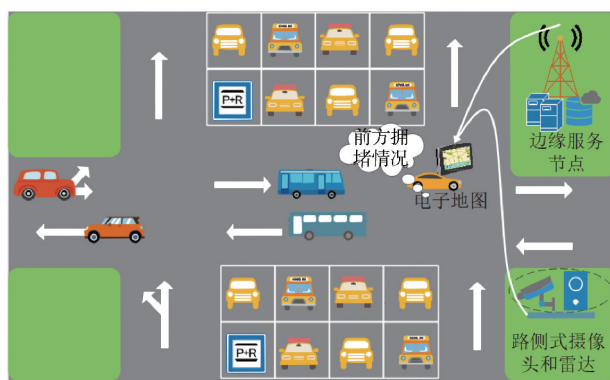


图6 交通管理

一定的进展.接下来,针对车载边缘计算面临的挑战,主要从移动分析、卸载模式、资源协作和管理等方面着手,综述其相关的工作.

5.1 基于车辆移动分析的计算卸载

不同于传统的移动网络,车载环境中节点的快速移动容易中断节点之间的信息传输,此外,也会造成节点在不同服务器之间的频繁切换,从而影响卸载任务的正常执行.所以,节点的移动特性和网络的动态变化是影响卸载决策的关键因素.

对于高速行驶的车辆而言,当把任务卸载给当前连接的服务器时,有可能在计算结果反馈回来之前,该车辆已经驶出了当前服务器的传输范围.为了应对这样的问题,在文献[13]中电子科技大学冷甦鹏教授团队设计了一个基于预测卸载的传输机制.该机制提前把任务通过多跳传输形式,迁移至车辆移动方向的服务器计算.一旦车辆进入该服务器的传输范围,即可获取计算结果.文献[14]提出的计算卸载机制进而优化了负载均衡,目标在于最小化系统在时延方面的开销.每个车辆的时延计算综合考虑了任务的上传时间、执行时间以及车辆移动至负责计算任务的服务器传输范围内的行驶时间.除了通信和计算资源之外,在文献[15]中广州工业大学谢胜利教授团队设计的感知移动的卸载机制也考虑了任务卸载的时间.任务车辆与服务器之间的距离影响传输的速率,决定了任务的卸载时间,从而影响了带宽使用带来的开销.因此,该机制联合优化了通信资源、计算资源以及卸载时间,最小化任务卸载计算系统开销.不同于以上工作当中车辆是匀速移动的假设,文献[16]分析了车辆随机移动场景下本地计算和卸载计算的性能,以此作为卸载决策的依据.在文献[17]中,作者研究了车载边缘计算环境下服务迁移和移动的联合优化问题,提出用多智能体的深度强化学习算法把一个集中式智能体的状态和行为空间分解为多个简单的智能体,以解决优化问题维度灾难问题.文献[18]研究了多用户场景下卸载决定和资

源调度问题.特别地,考虑了用户的移动性对卸载的影响.其中,通过对用户移动行为的预测,分析了用户和基站之间无线信道的变化对于任务上传时延的影响.在资源限制、用户移动和时延需求的限制下,设计了相应的优化问题并进行了求解.

表 1 从移动模型、评估指标和贡献部分总结了基于车辆移动分析的计算卸载工作.

表 1 基于车辆移动分析的计算卸载工作总结

文献	移动模型	评估指标	贡献
文献 [13]	匀速	卸载时间 开销	提出了基于预测的卸载机制,以应对计算时间的开销和车辆的移动性
文献 [14]	匀速	效用函数	提出了计算卸载和负载均衡联合优化的策略,实现了多服务器多用户场景的下资源管理
文献 [15]	匀速	通信和计算 开销	考虑车辆的移动性和任务处理的时延要求,联合优化了卸载时间以及通信和计算资源
文献 [16]	随机	能量和时延 开销	基于对平均开销的分析,提出了随机移动场景下移动感知的卸载机制
文献 [17]	随机	服务时延	研究了服务迁移和节点移动的联合优化问题,以满足车载边缘计算的服务时延需求
文献 [18]	随机	任务时延和 能量开销	研究了基于车辆移动行为的多用户卸载优化问题

5.2 基于车-车的计算卸载

近些年来,汽车的保有量逐年增加.随着车联网的发展,车辆不仅具有通信功能,而且还具有一定的计算和存储能力.这些为闲置车辆资源的整合利用创造了良好的平台,以此可以极大加强车载网络的边缘能力,提升用户的服务质量^[19].文献[20]抓住停车场车辆规模大、逗留时间长、停留位置比较规律这些特点,整合停放车辆的资源参与任务处理.不同于以上工作,文献[21~23]力于移动场景下的车-车卸载机制设计,利用一跳和多跳的周边车辆实现任务的卸载和处理.在文献[21],清华大学牛志升教授团队设计了一个基于学习的自适应的任务卸载机制.任务车辆动态学习周边的环境,尤其是邻居车辆任务处理的性能,进而从中自适应选择车辆参与任务的计算.在文献[22]作者把车辆划分为产生任务的节点和服务任务计算的雾节点.任务的调度过程在静态的和动态的雾节点内执行.作

者把任务调度作为一个双目标的优化问题,旨在实现响应时延和稳定性之间的平衡.文献[23]把每个车-车链路视为一个代理.每个代理基于不同时间隙观察到的实时信道状态和从邻居车辆收集到的信息选择使用的频谱和发射的功率,目标在于减少对车-路边单元链路带来的干扰和保障车-车链路时延之间追求平衡.在文献[24],作者利用车辆在红绿灯附近的停留时间,充分发掘了停留车辆的闲置资源通过车-车通信的方式实现任务的处理,把任务车辆和服务车辆的任务卸载问题形成了一个 Min-Max 问题,并通过粒子群算法实现求解.文献[25]研究了如何针对移动车辆实现协同卸载计算以减少任务处理时延.任务的处理分为三部分:本地处理,通过 V2I 链路卸载给边缘服务器,以及通过 V2V 链路卸载给周边车辆.考虑在不同任务处理部分的卸载率以及可用的通信和计算资源,作者根据 V2I 和 V2V 的卸载顺序提出了两个协同卸载模式旨在获得最优的任务处理时延.为了利用周边车辆的可用资源,作者进而提出了分布式算法发现卸载 V2V 部分任务的最优路由.

表 2 从车辆资源、评估指标和贡献部分总结了基于车-车的计算卸载工作.

表 2 基于车-车计算卸载工作总结

文献	车辆资源	评估指标	贡献
文献 [21]	一跳车辆	时延	利用多臂赌博机算法设计了基于自适应学习的任务卸载机制,优化了平均的卸载时延
文献 [22]	一跳车辆	时延	提出了面向时延和质量联合优化的任务卸载解决方案
文献 [23]	一跳车辆	车-设施链路 容量,车-车 链路时延	利用深度强化学习提出了一个车-车通信的分布式资源调度机制
文献 [24]	一跳车辆	时延	利用停留在路口的闲置车辆资源,提出了一个车-车卸载机制服务于任务的计算
文献 [25]	多跳车辆	时延	将 V2I 和 V2V 卸载模式引入到车载边缘计算框架当中,提出了一个协同卸载机制最小化任务的处理时延

5.3 基于车-路边单元的计算卸载

在车载网络中,部署的边缘服务器由于具有丰富的计算和存储资源,成为主要的边缘设施服务节点负责车辆任务的处理.当收到覆盖区域内车辆卸载的任务时,边缘设施节点根据其负载情况可以独立处理,亦可将任务迁移到临近边缘设施节点寻求协助处理.文献[26,27]研究了单服务器场景下的多用户计算卸载问题.加拿大卡尔顿大学于非教

授^[26]提出了一个双端优化问题,力求平衡用户端和服务端端的利益.在用户端,致力于优化卸载决定和本地中央处理器的频率;在服务器端,主要侧重资源调度和服务提供.文献[27]则把该场景下的车辆任务卸载行为看作相互竞争的过程,从而形成了一个非合作博弈问题.其中,每个车辆通过调整自己的卸载概率最大化效用函数.文献[28~30]研究了多服务器场景下的计算卸载问题.文献[28]提出了一个高可靠低时延的车-设施通信架构,联合优化了用户与服务器之间的耦合和用户与信道之间的匹配,以最大化系统的稳定性.文献[29]考虑了一个新颖的场景,其中车辆必须在其连接的服务器通信范围内完成任务.为此,作者设计了一个分布式的服务调度机制,通过融合不同服务器的资源,确保实时的业务需求,最大程度提升服务率.在文献[30],北京邮电大学王尚广教授团队探究了不同计算密集型应用的计算处理.每个应用可以划分为多个关联的子任务.通过将这些应用的子任务合理调度到各个服务器处理,来减少所有应用的平均完成时间.

表3从服务节点、评估指标和贡献部分总结了基于车-路边单元的计算卸载工作.

表3 基于车-路边单元的计算卸载工作总结

文献	服务节点	评估指标	贡献
文献[26]	单服务器	开销,收益	在采用电视白频段的车载认知网络当中,提出了一个双边优化问题,同时减少车辆和服务器的开销
文献[27]	单服务器	卸载概率,收益,时延	提出了一个多用户非协作计算卸载博弈机制,以调整用户的卸载概率
文献[28]	多服务器	稳定性,时延	联合优化了车辆和服务端之间的耦合以及资源的管理,最大化了车-设施链路的稳定性
文献[29]	多服务器	服务率	提出了一个分布式的实时服务调度机制
文献[30]	多服务器	完成率,完成时间	提出的任务调度机制考虑了任务之间的相关性

5.4 基于资源协同的计算卸载

车辆资源和服务器的资源往往在时空维度分布不均:稀疏路段的资源需求相对较弱,而稠密路段的资源竞争则相对紧张;轻负载的服务器的资源会呈现闲置状态造成浪费,而过负载的服务器则对于应接不暇的任务捉襟见肘.此外,车辆的高速移动和拓扑的频繁变化所造成的车辆资源迁移和需求迁移,更进一步加剧了全网资源分布的不均匀性^[31].大量且多样化的用户需求与有限的

边缘资源之间的矛盾促使了网络中异构资源的深度协作,以保障用户的服务质量.文献[32]提出了一个边缘计算和云计算协作的计算卸载问题联合优化卸载决定和资源调度,最大化系统的效用函数.其中,系统的效用函数的设计考虑了任务的处理时延、计算资源开销和归一化参数三个指标.文献[33]设计了端、边、云的三层架构,其中,云层控制器管理边缘层的服务器资源,从全局视角出发服务于用户侧的任务.作者提出的计算卸载机制利用合同理论最大化服务提供者和用户利益.文献[34]提出了一个多目标优化的计算卸载机制,旨在缓解网络负荷,减少响应时间以及降低能量开销.任务车辆根据运动的状态,可将任务直接上传给当前服务器,或者通过多跳传输方式上传给前方服务器.当边缘服务器负载过重时,可通过云实现任务的进一步处理.文献[35]设计的网络架构有云层、雾层和用户层组成.其中,雾层可视边缘层,是车辆可用资源形成的边缘虚拟资源池.计算卸载决策的制定考虑了雾层车辆的驶入和驶出的动态变化,形成了一个隐马尔科夫过程,并通过一个迭代算法求解,提升了系统的长期收益.文献[36]建立的网络架构包括车辆雾节点、边缘节点和云中心.数据卸载到车辆雾节点的过程服从独立同分布,而卸载到边缘节点和云中心的过程等价为一个两跳链路.通过联合考虑计算能力、通信速率和传输时延,每一类型计算资源时延的上限可以通过鞅过程理论得到.当给定时延限制之后,进而可以确定每一类型计算资源的最大卸载能力,以此为最优任务的调度提供依据.

表4从协作方式、评估指标和贡献部分总结了基于资源协同的计算卸载工作.

表4 基于资源协同的计算卸载工作总结

文献	协作方式	评估指标	贡献
文献[32]	边云协作	系统效用函数	提出了一个基于边缘计算和云计算的协作方法用以服务卸载任务处理
文献[33]	端边云协作	边缘服务器的效用函数,卸载的成功率	提出了一个基于云的边缘计算卸载架构,通过合同理论设计了计算卸载策略
文献[34]	边云协作	效用值,资源利用,负载均衡率	在边云协作的车载网络当中,提出了多目标的计算卸载算法
文献[35]	云边协作	行为概率,长期收益	设计的最优卸载机制考虑了车辆离开的可能
文献[36]	端边云协作	卸载超时概率	基于鞅理论分析了数据卸载给雾、边和云的时延,设计了任务调度机制

5.5 基于激励机制的计算卸载

由于自私性,网络中的节点不会主动贡献自己的可用资源.为此,需要设计有效的激励机制以鼓励节点参与资源的分享.换言之,服务节点一旦参与任务的处理时,应该获得一定程度的奖赏.在文献[37],作者提出了5G空地一体化车联网架构下计算卸载的激励机制.该机制一方面有效降低了服务购买者服务应用的完成时间和所需要的经济开销,另外一方面也激励了服务的提供者,致力于促进绿色网络可持续的发展.为了鼓励云服务的运营商和边缘资源的所有者参与计算卸载,文献[38]利用斯塔克尔伯格模型在两者之间建立了交互的渠道,旨在通过设计最优的支付策略和卸载机制以最大化云服务器的运营商和边缘资源所有者的利益.在文献[39],作者利用斯塔克尔伯格模型在车辆之间分配任务,以降低用户开销的同时保障服务者的收益.文献[40]考虑信道状态和限制资源的变化提出了一个分布式的车-车卸载架构.其中,将任务调度成为了一个序列决策问题.此外,提出了一个动态定价方案引导节点贡献自己的闲置计算资源.文献[41]利用停放车辆资源设计了车载边缘计算架构.为了描述该架构,作者基于斯塔克尔伯格模型形成了一个三阶段的卸载激励机制,并用逆序算法求解了三阶段的优化问题,获得了每个阶段定价和计算资源需求策略.

表5从算法工具、评估指标和贡献部分总结了基于激励机制的计算卸载工作.

表5 基于激励机制的计算卸载工作总结

文献	算法工具	评估指标	贡献
文献[37]	退火算法	完成时间,平均折合价格,收敛性	在时延和开销的约束下提出了一个基于激励机制的机会计算卸载的优化算法
文献[38]	斯塔克尔伯格模型	效用函数,卸载率	为了鼓励云服务的运营商和边缘资源的所有者参与计算卸载,作者利用斯塔克尔伯格模型在两者之间建立了交互的渠道
文献[39]	斯塔克尔伯格模型	收益	利用停车场的可用车辆资源服务于分布式服务应用
文献[40]	Double DQN	平均效用函数,卸载率,完成时间	提出了一个动态定价方案引导节点贡献自己的闲置计算资源
文献[41]	斯塔克尔伯格模型	购买的计算资源,经济开销	通过设计的三阶段的斯塔克尔伯格卸载激励机制,提出了基于停放车辆的车载边缘计算架构

5.6 基于能效的计算卸载

鉴于车载用户电池能量的限制,用户电池的持续

时间会由于本地任务的处理而急剧减少.为此,车载用户通过把能耗较多的任务卸载给具有丰富能量的边缘节点以延长电池的使用时间.在文献[42],作者构建了一个面向边缘计算驱动的车联网的能效调度架构,以期在满足时延约束的条件下,减少路边单元的能量开销.文献[43],作者在车载社交网络环境下引入了基于无人机的边缘计算技术.该工作通过联合调度车辆的传输功率和无人机的路径最大化网络整体的效用性以获得感知能效的最优资源调度.文献[44]利用太阳能路边单元的资源,提出了一个面向服务质量损失最小化的算法,以支持计算密集型和时延敏感型应用的动态卸载.该算法综合考虑了用户的耦合、卸载的集合以及太阳能路边单位的资源调度.在文献[45],作者考虑了节点移动导致的通信环境的变化,联合优化了多个车辆卸载和比特的调度以减少车辆总共的能量开销.文献[46]研究了基于能效的任务卸载机制,设计了一个基于一致性交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)的资源调度算法.首先,考虑节点的移动性,提出了一个排队模型并推导出了计算时延和排队时延的闭式表达式.然后,考虑整体的能量和时延开销,形成了计算卸载的优化问题.接下来,提出了基于一致性交替方向乘子法的分布式方案将优化问题被解耦为一系列子问题,并予以并行求解.

表6从算法工具、评估指标和贡献部分总结了基于能效的计算卸载工作.

表6 基于能效的计算卸载工作总结

文献	算法工具	评估指标	贡献
文献[42]	启发式算法	任务阻塞的概率,平均时延,能耗	构建了一个边缘计算驱动的车联网能效调度架构
文献[43]	优化理论	能量调度,车辆的效用函数	考虑部分计算卸载,社会内容缓存和信道资源调度,开发了基于能效的动态资源调度策略
文献[44]	优化理论	QoS损失,服务中断率,本地计算率	通过利用太阳能路边单元的计算和通信资源开发了一个应对不断增长的车载边缘计算需求的可持续方案
文献[45]	优化算法	车辆能量消耗	考虑车辆移动导致的通信环境变化,提出了基于能效的任务卸载机制
文献[46]	ADMM	能量消耗	针对具有有限电池容量的车辆,研究了基于能效的负载卸载机制,提出了基于一致性交替方向乘子法的分布式方案

5.7 基于边缘智能驱动的计算卸载

人工智能由于其在分析、判断、优化和控制方面的优势,已经广泛应用在通信网络领域^[47]. 人工智能和边缘计算的结合,可以有效解决动态、随机、时变环境下的计算卸载问题. 文献[48]发掘闲置的车辆资源和部署的服务器资源服务于任务节点,通过 Q-学习算法分配闲置车辆的资源和服务器的资源服务于用户,以加强服务的质量. 在文献[49],大连理工大学赵楠教授团队提出了一个联合考虑组网、缓存和计算的资源调度机制. 在其基础之上,美国犹他州里大学 Rose Qingyang Hu 教授团队进一步考虑了移动和时延的约束^[50]. 两者均利用深度 Q-学习联合优化通信、缓存和计算资源,提升系统的整体收益. 在文献[51],作者构建了一个三层的卸载架构,以在满足用户时延的条件下最小化整体的能量开销. 鉴于较高的计算复杂度,提出的优化问题被解耦为两个子问题:流的重定向和卸载决定,并采用深度强化学习算法解决该问题. 文献[52]利用深度确定

性策略梯度算法 (Deep Deterministic Policy Gradient, DDPG) 安排任务的调度,管理通信、计算以及存储资源,以最大化移动运营商的利益. 在文献[53],作者利用文献[54]的研究基础,首先提出了一个区块链赋能的分布式内容缓存框架,其中车辆负责缓存而基站维护私有链,然后利用深度确定性策略梯度算法在移动约束的条件下获得了最优的缓存决策. 文献[55]设计了一个知识驱动的服务卸载架构,把多任务的卸载决定成为一个长期规划的问题,并利用异步优势的演员-评论家算法 (Asynchronous Advantage Actor-Critic, A3C) 获得长期最优的卸载策略. 该架构在从学习到的卸载知识里面为当前任务制定卸载决策,期间考虑了接下来任务数据的相关性. 此外,该架构也可支持边缘计算节点的预训练和在线学习,以适应环境的动态变化.

表 7 从算法工具、评估指标和贡献部分总结了基于边缘智能驱动的计算卸载工作.

表 7 基于边缘智能驱动的计算卸载工作总结

文献	算法工具	评估指标	贡献
文献[48]	Q-learning	效用函数,处理时延	考虑任务的处理时延提出了基于车辆资源开发的卸载机制
文献[49]	Deep-Q learning	效用函数	提出一个能够对组网、计算和缓存资源动态配置的集成架构
文献[50]	Deep-Q learning	开销	研究了车载环境下通信、缓存和计算的联合设计问题以提升运营水平和成本效率
文献[51]	DDQN	平均能量开销,RSU 的冗余率	考虑负载均衡和时延限制,提出了任务卸载过程中的能量效率优化问题
文献[52]	DDPG	移动网络运营商的收益	提出了交通控制和资源调度的联合优化问题以最大化移动网络运营商的收益
文献[53]	DDPG	基站的效用函数,累计的奖励,内容缓存成功的比例	把深度强化学习算法和联盟链应用在车联网以实现智能和安全的内容缓存
文献[55]	A3C	服务时延	提出了一个知识驱动的服务卸载架构,通过知识驱动的方法获得最优的卸载决策

6 车载计算卸载未来研究方向

(1) 服务质量保障. 随着车联网的发展,有限网络资源和海量用户需求之间的矛盾将会更加激化. 车载网络由于其内在的特征,所拥有的资源往往呈现不均匀的分布. 另外一方面,用户任务目标的不同(时延、能量和经济等),也造成了千差万别的服务需求(时延敏感和时延容忍等). 为此,如何利用有限的网络资源,通过智能化的资源管理和任务调度在高动态环境下保障不同用户差异化的服务质量是需要解决的问题.

(2) 定价模型. 车载边缘计算过程当中包括不同的服务提供者和用户. 就服务提供者,则涵盖平台、软件、边缘设备和网络商等. 车辆任务计算的执行涉及到不同服务提供者之间的资源分享和协作. 考虑到节点的自私性,需要设计灵活的定价模型,根据不同节点所提供服务的属性和贡献予以合理的奖励,以鼓励节点在任务计算过程的参与度.

(3) 边缘智能. 鉴于复杂车载网络动态、随机、时变

的特性,传统的数学方法在资源调度和任务决策方面捉襟见肘. 可考虑利用深度强化学习在分析、预测、判断和控制方面的优势^[56],实现资源管理和任务调度随环境变化的智能适变,保障不同用户多样化的服务质量. 为了方便资源受限的车载用户部署边缘智能,可通过模型压缩技术等手段,设计轻量化的智能算法减少其对资源的需求.

(4) 安全与隐私. 由于车载边缘计算的开放特性,用户数据的安全和隐私问题也变得更加突出. 利用车载边缘计算预测交通流量和用户行为等时,可能涉及到用户比较敏感和隐私的数据,比如,兴趣爱好、位置信息和出行记录. 为此,可利用联邦学习,使得用户利用自己的数据在本地训练模型,然后,给边缘服务器上传模型参数. 边缘服务器在收集不同用户上传的参数之后,可以聚合为一个全局的模型. 在此过程当中,无需用户数据原始数据的传输,从而避免了隐私泄露.

(5) 区块链赋能. 不同车载应用的兴起会产生大量

的数据,包含车辆的状态信息、行为信息,甚至是社交行为信息等。利用区块链的去中心化特性,数据资产无需第三方参与管理,可以返回到用户个体手中,从而保障了用户的利益。另外一方面,随之激增的车载数据分享业务和数据卸载业务也会带来更多数据入侵和攻击的风险。借助于区块链技术,能够进一步提升数据通信的安全和出行的效率。

7 总结

本文介绍了车载边缘计算卸载技术的研究背景和意义,概述了车载边缘计算卸载技术网络架构、关键挑战和应用场景,分类综述了车载边缘计算卸载技术国内外的研究进展,最后总结了未来车载边缘计算卸载技术的研究方向。

参考文献

- [1] 中国信息通信研究院,华为,电信科学技术研究院. 车联网白皮书[R]. 北京:中国信息通信研究院,2017.
- [2] 张德干,崔玉亚,陈晨,等. 一种面向高速公路车联网场景的自适应路由方法[J]. 电子学报,2020,48(1):172-179.
Zhang D G, Cui Y Y, Chen C, et al. An adaptive routing method for high-speed-road scenario of the Internet of vehicle[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(1):172-179. (in Chinese)
- [3] 彭鑫,李仁发,付彬,等. 基于路径时延模型的车联网数据分发方案[J]. 电子学报,2017,45(9):2195-2201.
Peng X, Li R F, Fu B, et al. Data dissemination based on road delay for VANETs[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(9):2195-2201. (in Chinese)
- [4] Chen C, Wang C, Qiu T, et al. Caching in vehicular named data networking: architecture, schemes and future directions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(4):2378-2407.
- [5] Mao Y Y, You C S, Zhang J, et al. A survey on mobile edge computing: The communication perspective[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(4):2322-2358.
- [6] Abbas N, Zhang Y, Taherkordi A, et al. Mobile edge computing: A survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(1):450-465.
- [7] 施巍松,孙辉,曹杰,等. 边缘计算:万物互联时代新型计算模型[J]. 计算机研究与发展,2017,54(5):907-924.
Shi W S, Sun H, Cao J, et al. Edge computing-an emerging computing model for the Internet of everything era[J]. Journal of Computer Research and Development, 2017, 54(5):907-924. (in Chinese)
- [8] Liu L, Chen C, Pei Q Q, et al. Vehicular edge computing and networking: A survey[J]. Mobile Networks and Applications, 2020, 1-24.
- [9] 肖海林,吴彬,张中山. C-V2X 下车载安全数据两阶段组播的中继选择与功耗分析[J]. 电子学报,2019,47(11):2248-2255.
Xiao H L, Wu B, Zhang Z S. Relay selection and power analysis for two-stage multicast transmission of vehicle safety data under C-V2X[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(11):2248-2255. (in Chinese)
- [10] Bitam S, Mellouk A, Zeadally S. Bio-inspired routing algorithms survey for vehicular ad hoc networks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(2):843-867.
- [11] Liu L, Chen C, Qiu T, et al. A data dissemination scheme based on clustering and probabilistic broadcasting in VANETs[J]. Vehicular Communications, 2018, 13:78-88.
- [12] Zhang J, Letaief K B. Mobile edge intelligence and computing for the Internet of vehicles[J]. Proceedings of the IEEE, 2020, 108(2):246-261.
- [13] Zhang K, Mao Y M, Leng S P, et al. Mobile-edge computing for vehicular networks: A promising network paradigm with predictive off-loading[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2017, 12(2):36-44.
- [14] Dai Y Y, Xu D, Maharjan S, et al. Joint load balancing and offloading in vehicular edge computing and networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3):4377-4387.
- [15] Yang C, Liu Y, Chen X, et al. Efficient mobility-aware task offloading for vehicular edge computing networks[J]. IEEE Access, 2019, 7:26652-26664.
- [16] Huy Hoang V, Ho T M, Le L B. Mobility-aware computation offloading in MEC-based vehicular wireless networks[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(2):466-469.
- [17] Yuan Q, Li J L, Zhou H B, et al. A joint service migration and mobility optimization approach for vehicular edge computing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(8):9041-9052.
- [18] Zhan W H, Luo C B, Min G Y, et al. Mobility-aware multi-user offloading optimization for mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(3):3341-3356.
- [19] Hou X S, Li Y, Chen M, et al. Vehicular fog computing: A viewpoint of vehicles as the infrastructures[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(6):3860-3873.
- [20] Li C H, Wang S M, Huang X M, et al. Parked vehicular computing for energy-efficient Internet of vehicles: A contract theoretic approach[J]. IEEE Internet of Things Jour-

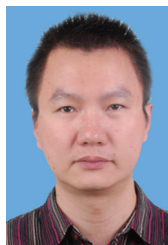
- nal, 2019, 6(4): 6079 – 6088.
- [21] Sun Y X, Guo X Y, Song J H, et al. Adaptive learning-based task offloading for vehicular edge computing systems [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 3061 – 3074.
- [22] Zhu C, Tao J, Pastor G, et al. Folo: latency and quality optimized task allocation in vehicular fog computing [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 4150 – 4161.
- [23] Ye H, Li G Y, Juang B H F. Deep reinforcement learning based resource allocation for V2V communications [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 3163 – 3173.
- [24] Chen C, Chen L 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.
- [25] Wang H S, Li X, Ji H, et al. Federated offloading scheme to minimize latency in MEC-enabled vehicular networks [A]. 2018 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps) [C]. Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE, 2018. 1 – 6.
- [26] Du J B, Yu F R, Chu X L, et al. Computation offloading and resource allocation in vehicular networks based on dual-side cost minimization [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(2): 1079 – 1092.
- [27] Wang Y P, Lang P, Tian D X, et al. A game-based computation offloading method in vehicular multiaccess edge computing networks [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(6): 4987 – 4996.
- [28] Tareq M M K, Semiari O, Salehi M A, et al. Ultra reliable, low latency vehicle-to-infrastructure wireless communications with edge computing [A]. 2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM) [C]. Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE, 2018. 1 – 7.
- [29] Dai P, Liu K, Wu X, et al. A learning algorithm for real-time service in vehicular networks with mobile-edge computing [A]. ICC 2019 – 2019 IEEE International Conference on Communications (ICC) [C]. Shanghai, China: IEEE, 2019. 1 – 6.
- [30] Liu Y J, Wang S G, Zhao Q L, et al. Dependency-aware task scheduling in vehicular edge computing [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(6): 4961 – 4971.
- [31] Zhou S, Sun Y X, Jiang Z Y, et al. Exploiting moving intelligence: Delay-optimized computation offloading in vehicular fog networks [J]. IEEE Communications Magazine, 2019, 57(5): 49 – 55.
- [32] Zhao J H, Li Q P, Gong Y, et al. Computation offloading and resource allocation for cloud assisted mobile edge computing in vehicular networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(8): 7944 – 7956.
- [33] Zhang K, Mao Y, Leng S, et al. Delay constrained offloading for mobile edge computing in cloud-enabled vehicular networks [A]. 2016 8th International Workshop on Resilient Networks Design and Modeling (RNDM) [C]. Halmstad, Sweden: IEEE, 2016. 288 – 294.
- [34] Xu X L, Gu R H, Dai F, et al. Multi-objective computation offloading for Internet of Vehicles in cloud-edge computing [J]. Wireless Networks, 2020, 26(3): 1611 – 1629.
- [35] Wu Q, Ge H M, Liu H X, et al. A task offloading scheme in vehicular fog and cloud computing system [J]. IEEE Access, 2019, 8: 1173 – 1184.
- [36] Liu T T, Sun L L, Chen R Q, et al. Martingale theory-based optimal task allocation in heterogeneous vehicular networks [J]. IEEE Access, 2019, 7: 122354 – 122366.
- [37] Li Wang M H, Dai S J, Gao Z B, et al. A computation offloading incentive mechanism with delay and cost constraints under 5G satellite-ground IoV architecture [J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(4): 124 – 132.
- [38] Liu Y, Xu C Q, Zhan Y F, et al. Incentive mechanism for computation offloading using edge computing: A Stackelberg game approach [J]. Computer Networks, 2017, 129: 399 – 409.
- [39] Huang X M, Yu R, Liu J Q, et al. Parked vehicle edge computing: Exploiting opportunistic resources for distributed mobile applications [J]. IEEE Access, 2018, 6: 66649 – 66663.
- [40] Shi J M, Du J, Wang J, et al. Distributed V2V computation offloading based on dynamic pricing using deep reinforcement learning [A]. 2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC) [C]. Seoul, Korea (South): IEEE, 2020. 1 – 6.
- [41] Li Y W, Yang B, Chen Z J, et al. A contract-stackelberg offloading incentive mechanism for vehicular parked-edge computing networks [A]. 2019 IEEE 89th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Spring) [C]. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, 2019. 1 – 5.
- [42] Ning Z L, Huang J, Wang X J, et al. Mobile edge computing-enabled Internet of vehicles: Toward energy-efficient scheduling [J]. IEEE Network, 2019, 33(5): 198 – 205.
- [43] Zhang L, Zhao Z, Wu Q W, et al. Energy-aware dynamic resource allocation in UAV assisted mobile edge computing over social Internet of vehicles [J]. IEEE Access, 2018, 6: 56700 – 56715.
- [44] Ku Y J, Dey S. Sustainable vehicular edge computing using local and solar-powered roadside unit resources [A]. 2019 IEEE 90th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Fall) [C]. Honolulu, HI, USA: IEEE, 2019. 1 – 7.

- [45] Jang Y, Na J, Jeong S, et al. Energy-efficient task offloading for vehicular edge computing: joint optimization of offloading and bit allocation [A]. 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring) [C]. Antwerp, Belgium: IEEE, 2020. 1 – 5.
- [46] Zhou Z Y, Feng J H, Chang Z, et al. Energy-efficient edge computing service provisioning for vehicular networks: A consensus ADMM approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(5): 5087 – 5099.
- [47] Luong N C, Hoang D T, Gong S M, et al. Applications of deep reinforcement learning in communications and networking: A survey [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(4): 3133 – 3174.
- [48] Liu Y, Yu H M, Xie S L, et al. Deep reinforcement learning for offloading and resource allocation in vehicle edge computing and networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(11): 11158 – 11168.
- [49] He Y, Zhao N, Yin H X. Integrated networking, caching, and computing for connected vehicles: A deep reinforcement learning approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(1): 44 – 55.
- [50] Tan L T, Hu R Q. Mobility-aware edge caching and computing in vehicle networks: A deep reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11): 10190 – 10203.
- [51] Ning Z L, Dong P R, Wang X J, et al. Deep reinforcement learning for intelligent Internet of vehicles: An energy-efficient computational offloading scheme [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2019, 5(4): 1060 – 1072.
- [52] Ning Z L, Zhang K Y, Wang X J, et al. Joint computing and caching in 5G-envisioned Internet of vehicles: A deep reinforcement learning-based traffic control system [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, PP(99): 1 – 12.
- [53] Dai Y Y, Xu D, Zhang K, et al. Deep reinforcement learning and permissioned blockchain for content caching in vehicular edge computing and networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(4): 4312 – 4324.
- [54] Dai Y Y, Xu D, Maharjan S, et al. Artificial intelligence empowered edge computing and caching for Internet of vehicles [J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(3): 12 – 18.
- [55] Qi Q, Wang J Y, Ma Z Y, et al. Knowledge-driven service offloading decision for vehicular edge computing: A deep reinforcement learning approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(5): 4192 – 4203.
- [56] 黄志清, 曲志伟, 张吉, 等. 基于深度强化学习的端到端无人驾驶决策 [J]. 电子学报, 2020, 48(9): 1711 – 1719.
- Huang Z Q, Qu Z W, Zhang J, et al. End-to-end autonomous driving decision based on deep reinforcement learning [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(9): 1711 – 1719. (in Chinese)

作者简介



刘 雷 男, 1987 年出生, 河南南阳人. 现为西安电子科技大学通信工程学院讲师. 主要研究方向为车载边缘计算.
E-mail: tianjiaoliulei@163.com



陈 晨 (通信作者) 男, 1977 年出生, 陕西西安人. 现为西安电子科技大学通信工程学院教授、博士生导师. 主要研究方向为智能交通.
E-mail: cc2000@mail.xidian.edu.cn



冯 杰 女, 1987 年出生, 陕西咸阳人. 现为西安电子科技大学通信工程学院副教授. 主要研究方向为边缘智能.
E-mail: jiefengcl@163.com



肖婷婷 女, 1993 年出生, 河北沧州人. 现为西安电子科技大学通信工程学院博士生. 主要研究方向为车载边缘计算.
E-mail: ttxiao_1@stu.xidian.edu.cn



裴庆祺 男, 1975 年出生, 广西百色人. 现为西安电子科技大学通信工程学院教授、博士生导师. 主要研究方向为区块链.
E-mail: qqpei@mail.xidian.edu.cn