

专题:智能边缘计算

基于 MEC 的车联网协作组网关键技术

马小婷¹,赵军辉^{1,2},孙笑科¹,贡毅³

(1. 北京交通大学电子信息工程学院, 北京 100044:

- 2. 华东交通大学信息工程学院, 江西 南昌 310033;
- 3. 南方科技大学电子与电气工程系, 广东 深圳 518000)

摘 要: 为解决车辆高速移动性导致的车联网低时延高可靠性能下降问题,进行基于 MEC (mobile edge computing,移动边缘计算)的车联网协作组网关键技术研究。首先,从车联网中 MEC 的独特性入手,进行低时延、高可靠车联网协作组网研究;然后,根据 5G 车联网中车辆编队与基于 UAV (unmanned aerial vehicle,无人机)辅助的两个典型协作应用场景,进行基于 MEC 的协作资源管理关键技术研究;最后,探讨基于 MEC 的车联网资源管理关键技术的研究方向,为后续研究提供参考。

关键词: 协作组网; 移动边缘计算; 低时延; 高可靠; 车辆编队; 无人机

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020173

Key technologies in collaborative network based on MEC

MA Xiaoting¹, ZHAO Junhui^{1,2}, SUN Xiaoke¹, GONG Yi³

- School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China
 School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 310033, China
- 3. Department of Electrical and Electronic Engineering, Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518000, China

Abstract: In order to solve the performance degration problem of low latency and high reliability caused by the high-speed mobility of vehicles, the key technologies of collaborative network based on MEC (mobile edge computing) were studied. Starting from the uniqueness of MEC in vehicular networks, the collaborative networking scheme with low latency and high reliability was introduced. According to the two most promising cooperative scenarios of vehicle platooning and UAV (unmanned aerial vehicle) assisted communication in 5G vehicular networks, the key technologies of cooperative resource management based on MEC were investigated. In addition, the research direction analysis of resource management based on MEC in vehicular networks provides a reference for further study.

Key words: collaborative network, mobile edge computing, low latency, high reliability, platoon, unmanned aerial vehicle

收稿日期: 2020-04-17; 修回日期: 2020-05-28

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No.2019YJS025); 国家自然科学基金资助项目(No.61971191, No.61661021); 北京市自然科学基金—海淀原始创新联合基金资助项目(No.L182018); 中国科学院上海微系统与信息技术研究所开放课题(No.20190910) Foundation Items: The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.2019YJS025), The National Natural Science Foundation of China (No.61971191, No.61661021), Beijing Natural Science Foundation of China (No.L182018), The Open Project of Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology (No.20190910)

1 引言

随着通信技术的变革、车辆自动化与智能化水平的快速演进、空地协同的提出以及新型信息基础设施建设的大力推动,车联网行业迎来高速发展的新阶段^[1-3]。同时,5G 技术的成熟与商用落地的推进,加速车联网向更高效、智能、便捷的方向持续演进,为无人驾驶的落地提供强大的推动力^[4-6]。

车联网中车载设备的高密度接入与服务的多 样性需求,刺激了诸多应用对网络低时延、高可 靠性的需求。例如,辅助驾驶要求 20~100 ms 时 延,而自动驾驶则要求时延低至3 ms 以保障行车 安全。然而,自动驾驶涉及的智能化车辆控制、 道路车流管理、动态视频处理、实时交互式应用、 安全服务以及非安全服务等多样性服务,决定了 网络中的数据量与计算需求呈爆炸式增长。在传 统车联网中,传感设备、车载计算机、路边基础 设施的存储/缓存与计算资源有限,无法满足网络 中诸多应用对数据处理实时性与可靠性的要求。 因而,通信资源的匮乏和计算能力的有限性,使 对网络计算资源需求较大的车联网新兴业务的发 展受到了制约,如安全保证的区块链技术、大数 据、人工智能等,许多应用与服务仍停留在概念 阶段, 车联网低时延、高可靠通信创新发展遇到 瓶颈。

为了满足高移动性、大规模互联的智能交通通信场景,移动边缘计算(mobile edge computing, MEC)技术应运而生。MEC通过将计算能力下沉到基站,不仅可以缓解网络上行链路拥塞情况,减轻核心网负担,而且增强网络边缘层数据处理能力,助力于实现车联网低时延、高可靠通信^[4-10]。然而,车联网中多种多样的应用需求,如车路人/空地互动、路况感知与协同调度、视频或高精度地图分发等,将产生海量终端接入及数据传输、处理、存储的需求,势必会极大地增加车联网无

线接入网络的负荷,影响着网络低时延、高可靠 性能。

2 基于 MEC 的车联网协作组网

车联网中超大数据量的采集与处理, 严重威 胁着网络的超低时延、超可靠传输。MEC作为增 强网络覆盖、提高网络节点响应速度的分布式结 构,在无线通信领域将发挥越来越大的作用[9-12]。 MEC 主要位于"端-管-云"体系框架[13]中的管层 附近, 为本地局域网提供数据缓存、本地化计算 和无线接入三大功能。MEC 服务器为管层的无线 接入网提供了 IT 环境,数据无须进入核心网进行 处理,大大减轻了网络负担、提高了网络效率。 基于 MEC 的 5G 车联网系统架构如图 1 所示,基 于 MEC 的 5G 车联网云架构可分为车载云-边缘 云-中心云3部分,用于数据信息的存储和计算。 车辆彼此通过车辆间的通信形成具有较强计算能 力和存储空间的终端车载云,因此车载云可以有 一定的存储空间以缓存短期信息, 如车辆运动状 态等,有利于提升自组织网络的路由效用。地面 基站、路侧单元设备与无人机基站为边缘云节点, 彼此间可以通过回传链路进行通信,并且边缘云 可以通过核心网将大数据传输到中心云进行分 析、处理和存储。

为满足无人驾驶对通信的低时延、高可靠性需求,根据 5G 车联网中通信节点的多样性与资源的异构性,进行基于 MEC 的车联网协作组网方案设计,如图 2 所示。无线接入网中通信节点的协作通信,助力实现网络的无缝连接,是无人驾驶系统的重要组成部分。通信节点主要包括车辆、行人、基础设施、无人机基站等,车联网中依靠车载传感器、路边传感器以及监控摄像头等设备感知的数据在网络中通过一跳或多跳的分布式方式进行转发共享[14-15]。随着无人机基站概念的提出,车联网由传统的地面二维路网向空中延伸,车联网将迎来爆发式增长期。无人驾驶汽车的安



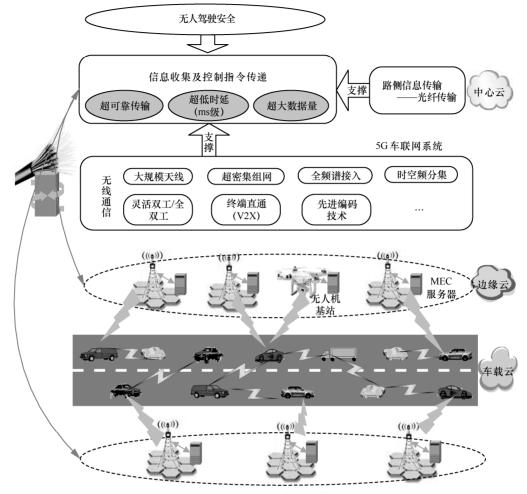


图 1 基于 MEC 的 5G 车联网系统架构

全性依靠于网络中信息更新的周期,周期更新越快,车辆行驶越安全。MEC的部署可以加快网络中数据信息更新周期,缓解网络信息拥堵。

MEC可完成对数据的过滤和初步处理,做出实时决策,并对数据进行临时存储。基于多层架构的 MEC 层包括: MEC 控制器、无线接入控制器、数据存储中心以及智能处理中心。MEC 控制器主要负责网络异构资源调度与计算任务卸载,是 MEC 层的决策中心; 无线接入控制器完成无线网络的接入以及数据的传输, 实现多种异构资源的无缝连接和通信资源与计算资源的跨层协作; 智能中心完成对数据的过滤和初步分析处理; 数据存储中心对数据进行临时处理。当计算任务超出单一 MEC 服务器的处理能力时, MEC 控制器

将进行相邻 MEC 资源调度,甚至将计算任务分配 到云计算中心,且 MEC 层的重要信息可以上传到 云端进行永久保存。云计算中心主要负责大量运 算处理和长期数据存储,从而弥补 MEC 节点在计 算量上的不足,为车联网提供丰富的数据来源。

3 基于 MEC 的低时延高可靠资源管理

依据 MEC 计算卸载特性,计算密集型实时业务卸载至附件 MEC 服务器,实现网络的低时延与高可靠,从而保障用户的体验质量。然而,根据车载云-边缘云-中心云可知,每层云的地理位置、资源组成以及资源容量等均存在较大差异,且应用服务对通信、计算、缓存等资源的需求也存在差异。因此,在复杂移动场景中,异构资源协同

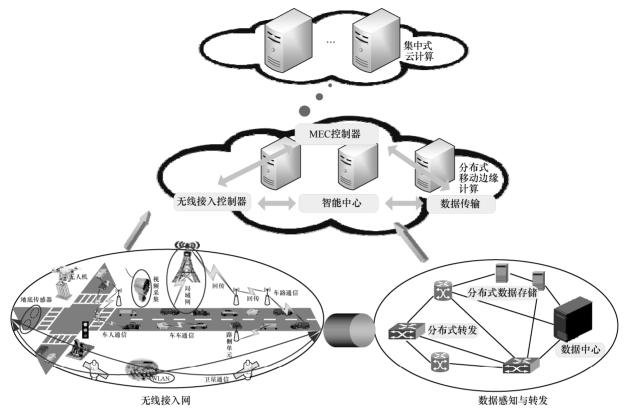


图 2 基于 MEC 的车联网协作组网方案设计

分配与任务卸载将是实现网络低时延、高可靠的重要保障条件。目前基于 MEC 的计算卸载主要聚焦于时延和能耗优化,进行基于本地处理与边缘云协作的资源管理研究^[7,16-19]。从应用需求角度来看,如驾驶决策、道路危险识别、队列碰撞预警等,很多车辆应用的设计和实际部署更多关注的是服务质量、可靠性、低时延和效率,而不是能源消耗^[20]。复杂移动场景中车辆位置的变化、通信条件的时变性、资源的动态性,往往会影响网络的服务质量和可靠性。

3.1 基于车辆编队辅助的车联网 MEC 关键技术

高速公路车辆编队行驶作为车联网自动驾驶 典型应用场景之一,因其可以有效提升道路容量、 增强道路安全性和提高燃油效率等,备受关注^[21]。 随着汽车产业自动化与智能化发展以及车载设备 通信、计算能力的不断增强,车辆编队可以有效 避免相同任务请求上传,因此有助于释放跟随车 辆车载终端的通信计算资源。同时,车辆编队内车辆具有相似的数据源,有利于队内车辆间进行协同处理。因此,车辆编队协同计算关键技术研究有助于增强车联网边缘层计算处理能力,满足车联网低时延高可靠网络要求。

3.1.1 基于车辆编队辅助的车联网 MEC 架构

为实现低时延高可靠车联网通信性能,提出 利用车队协同处理能力弥补单车计算能力不足的 缺陷。基站端的资源在地域部署、时间服务能力 等方面存在差异性,这将严重威胁车联网的低时 延高可靠性能。用户端车辆协同处理资源的随时 接入请求有利于增强网络边缘层的计算处理能 力。同时,车辆编队的形成有利于车载终端资源 的合理利用,通过避免冗余请求进一步释放车载 通信、计算资源。

基于车辆编队辅助的车联网 MEC 架构如图 3 所示。控制面主要负责车辆移动性分析、系统监



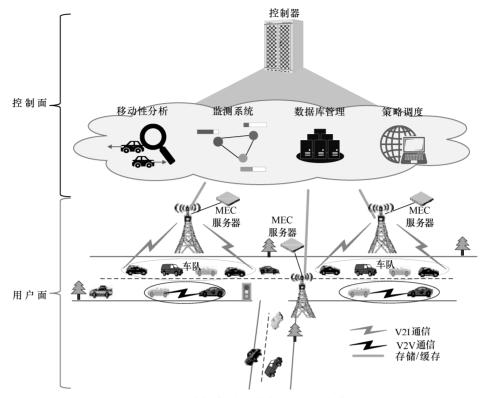


图 3 基于车辆编队辅助的车联网 MEC 架构

测、数据库管理以及策略调度等;在用户面,基站通过存储/缓存将内容缓存,以供通信实体通过 V2I(vehicle-to-infrastructure,车-基础设施)进行访问;通信车辆分为车队和独立车辆,车队内的车辆通过 V2V(vehicle-to-vehicle,车-车)通信实现彼此信息共享,并通过协作处理弥补单车感知与计算能力不足的缺陷。此外,随着通信技术的发展,基于车辆辅助的车联网 MEC 将会在低时延、高可靠需求中发挥重要作用,具体如下。

(1) 助力中心化、分布式区块链的部署

区块链因其分布式、难以篡改性,可以有效解决车联网安全、隐私和可靠性问题,因而引起广泛关注。然而,在区块链"挖矿"与区块形成过程中涉及计算密集型任务处理^[22]。在区块链技术协助下,车载终端将成为其中的重要组成部分。因而,区块链不仅可以保障车队成员间的可信度,而且车辆编队的协同处理也将实现"挖矿"工作,

助力区块链的形成。

(2) 提升联邦学习的学习效率和模型精度

目前,常见机器学习,如深度强化学习等,需要将数据传输到基础设施或者云处理器进行模型训练。随着网络中数据量的不断增加,势必会产生上行网络拥塞,影响学习效率。分布式联邦学习在用户设备端进行模型训练不仅可以减少传输时延,而且保护了数据隐私^[23]。车辆编队协同处理在弥补单一设备计算能力不足的同时,车辆成员感知的数据相似为模型训练进一步提供了便利。同时,在设备端的数据相关性更强,有助于提升模型精度。

3.1.2 基于车辆编队辅助的车联网计算卸载

在基于车辆编队辅助的车联网资源管理中, 提出通过车队间的彼此协作提升网络性能。以车 队间任务卸载为例,具体过程为:首先,车队(资 源请求者)因本车队资源不足而产生任务卸载需 求,寻求相邻车队(资源提供者)进行协同处理, • 33 • 电信科学 2020 年第 6 期

获取资源提供者的资源可利用情况;然后,资源请求者根据通信环境和任务对时延、可靠性的要求,决定单位时间内传输的数据量与发送功率;同时,资源请求者根据资源提供者的资源利用情况决定该相邻车队内的任务放弃速率,避免长时间等待,影响任务处理效率;最后,资源提供者将任务计算结果回馈到资源请求者,完成车队卸载过程。

车辆编队通过 V2V 通信不断监控并调整车辆 的移动速度,以保障车队间的稳定性。在高速匝 道口处,往往会发生车辆驶离/驶入车队的情况, 这将严重影响着车队内可利用资源量。因此,利 用二阶马尔可夫链表示车队资源利用情况[19]; 同 时,为保障计算过程的可靠性,定义任务放弃速 率,即因为任务在资源提供车队内可能因为资源 可利用情况的变化而产生积压,为避免长时间等 待影响队列服务质量,任务在单位时间内选择丢 弃一定数量的数据分组,从而保证计算可靠性, 被丢弃的数据分组需要在资源请求者本地进行处 理。实验结果如图 4 所示,其中 s 代表单位时间 内需要传输的数据量,通信可靠性与传输功率 成正比,与传输数据量成反比; 2代表单位时 间内待处理的数据分组数量,随着任务数据分 组数量的增多, 计算可靠性下降, 同时任务放 弃速率下降, 当λ一定时, 存在最优任务放弃 速率,这意味着车队同时进行处理可以提升任 务可靠性。

3.2 基于 UAV 辅助的车联网 MEC 关键技术

随着四轴飞行器等无人机的流行和成本的降低,无人机通信作为地面车联网的重要补充部分,近年来成为研究的热点。特别是在地理限制地区,如部署和维护地面网络基础设施需要大量资金和业务支出的地域,无人机因距离地面较近,具有高响应速度、高带宽、高可靠视距以及灵活机动等特点,成为为车联网提供可靠和经济有效的无线接入的有效方案。同时,无人机作为机载基站

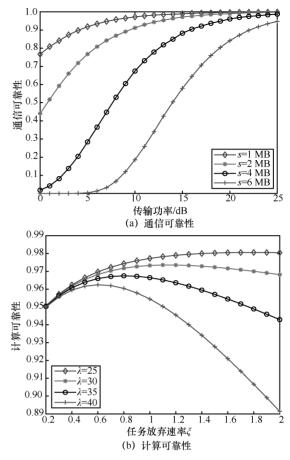


图 4 基于车辆编队辅助的车联网卸载性能

和边缘节点,可以增强地面无线网络能力,并为 车辆提供计算资源辅助车联网实现高可靠低时延 计算任务^[24-25]。

3.2.1 基于 UAV 辅助的车联网 MEC 架构

基于 UAV 辅助的车联网总体架构如图 5 所示,其由两层网络(空间子网和地面子网)以及3 种通信链路(U2U 链路、V2V 链路和 U2G 链路)组成。通过两个子网之间的协作组网,可以提高整个网络的效率和可靠性。相应地,提出了3种组网方式,即空中网络提供 UAV 之间的数据传输;地面网络提供地面车辆与站点之间的数据传输;空地网络主要负责在地空子网之间传输传感数据和控制信息。

(1) 空中网络

配置传感器、通信模块、嵌入式处理器和存储模块等的 UAV 之间可通过 UAV-to-UAV(U2U)

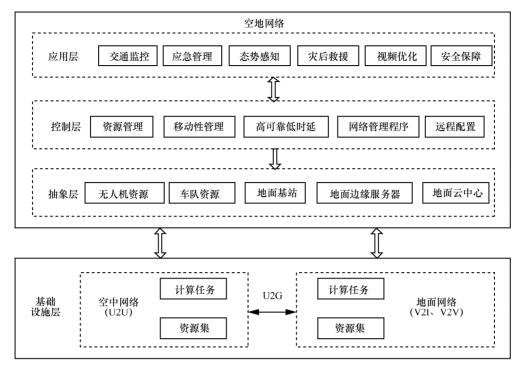


图 5 基于 UAV 辅助的车联网总体架构

通信构成空中子网,在 UAV 和异构无线电接口之间传输数据。

(2) 地面网络

地面的智能车辆和基础设施形成地面通信和 计算平台。车辆之间进行协作通信和卸载,同 时计算任务又可卸载到地面固定基站进行任务 处理。

(3) 空地网络

空中网络和地面网络可通过U2G链路进行有效协作,形成空地网络,可以进一步增强网络计算能力。无人机所处的高度和高机动性,使得其服务范围和灵活性比地面基站更好:一方面,由地面控制中心控制无人机的移动进行数据采集,并发送到地面中心进行进一步的处理和利用,引导地面网络进行任务的感知、调度和计算;另一方面,UAV之间可以形成一个边缘计算平台,为具有高计算量和低时延任务需求的车辆计算任务提供灵活和弹性计算资源。

基于网络拓扑和资源的变化及空天地不同网络的特点,车辆可依据通信及计算需求动态选择

网络接入,以实现高可靠低时延的任务。例如, 地面网络资源充足且成本较低,然而当车辆高速 移动时需频繁切换;因此,车载娱乐视频信息可 通过地基网络的 RSU 下载以降低通信成本,而对 时延要求较高的路况信息则通过天基网络获取, 以实现高可靠通信。

3.2.2 基于 UAV 辅助的车联网计算卸载

针对 UAV 辅助车联网边缘卸载的问题,设计一种灵活动态的多层次协同的计算卸载方案,有效满足车辆高可靠和低时延任务的计算任务需求。计算卸载策略需要依据实时变化网络状态进行动态调整,从而使资源供给与时间和空间变化的资源需求相匹配。

基于该 UAV 辅助边缘卸载的车联网网络架构,假设由于基站覆盖范围有限,车辆的计算任务可以在本地处理,也可以卸载到 UAV,利用 UAV 中的计算资源进行处理。考虑 UAV 计算资源和能量的有限性,假设 UAV 可以进一步将任务卸载到地面基站,以充分利用地面基础设施的资源。另外,由于网络的高动态性,在车辆和 UAV

终端分别建立实时任务队列,模拟动态任务到达和处理情况。针对任务到达的不可预测性和动态变化的信道状态,基于李雅普诺夫算法建立了在线动态的计算卸载和 UAV 轨迹优化方案,实时优化任务的调度、计算的分配和控制 UAV 服务位置。基于 UAV 辅助的车联网卸载性能如图 6 所示,与其他方案相比,基于 UAV 辅助边缘卸载的车联网络的能量效率以及平均任务处理时延(队列积压)性能都可以得到明显的提升。

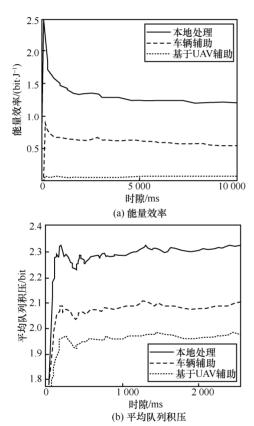


图 6 基于 UAV 辅助的车联网卸载性能

4 未来挑战与展望

基于 MEC 的资源管理作为车联网低时延、高可靠通信的重要保障之一,吸引了国内外大量学者的关注。但是,随着车联网规模的不断扩展,如移动终端与应用服务种类、数量的增多,基于 MEC 的车联网资源管理仍有很多挑战需要解决。

(1) 异构网络融合与资源管理

随着无人驾驶车辆中各种应用服务的增多, 异构网络融合是基于 MEC 的车联网资源管理面 临的一个重要挑战。基于 MEC 的车联网需要实现 多种异构资源的无缝连接、通信资源与计算资源 的跨层协作以及多种计算模式的自适应切换,以 满足不同环境下不同应用对网络时延与可靠性的 要求,实现 MEC 对多样性软硬件设备的支持。此 外,异构网络架构下通信链路的快速建立和维持、 高速移动车辆快速准确的越区切换、同频基站间 的干扰以及不同空间与地域间资源分配不均衡等 问题,严重影响着多维资源智能管理。MEC 服务 器需要依据动态接入管理、通信链路性能和异构 网络资源需求进行合理部署与调度,以确保车联 网中数据传输的有效性和实时性。

(2) 资源管理与人工智能

随着车联网架构"以内容为中心"的转变,资源管理需要结合无线资源、计算资源、车辆移动性、车辆资源以及时间空间等多维度进行协同管理。随着问题求解复杂度的增加,人工智能算法渐渐被用于进行资源分配研究,以实现资源协同管理的智能化。然而,为了在复杂移动场景中寻找问题的最优解或次优解,状态与动作空间维度不断递增,造成了机器学习学习效率较低,代理服务部署地点与数据卸载处理方式亦严重影响着人工智能性能。因此,在进行资源智能化管理的同时,需要考虑人工智能的学习任务分配,通过高效的模型训练与准确的推断结果,实现车联网低时延、高安全通信。人工智能与资源管理的深度融合依然是一个重要的问题。

(3) 隐私安全与任务卸载

在异构网络融合中,本地分流和跨层传输的 无线网络安全、信息安全等问题也需引起高度重 视。为了避免智能网联车辆遭遇网络攻击并保护 个人隐私,数据传输与卸载过程中往往会对数据 进行转换处理,直接影响到数据间的相关性。然 专题: 智能边缘计算 · 36 ·



而,用户终端的数据具有很强的相关性,随着数据的传输与转换,其相关性会不断减弱,造成大数据处理与人工智能分析效率下降。因而,如何在隐私安全保障下进行任务卸载与数据处理需要进一步进行探究。

参考文献:

- [1] 工业和信息化部. 关于印发《车联网(智能网联汽车)产业 发展行动计划》的通知[EB]. 2018.
 - Ministry of Industry and Information Technology of the People's Republic of China. Notice on printing and distributing the action plan for the development of the internet of vehicles (ICVs) industry[EB]. 2018.
- [2] 工业和信息化部. 关于推动 5G 加快发展的通知[EB]. 2020. Ministry of Industry and Information Technology of the People's Republic of China. Notice on accelerating the development of 5G[EB]. 2020.
- [3] 时晨皓. 车联网通信中的协同优化机制研究及仿真评估[D]. 开封: 河南大学, 2018.
 - SHI C H. Research and simulation evaluation of collaborative optimization mechanism in vehicular networking communications[D]. Kaifeng: Henan University, 2018.
- [4] CHENG X, CHEN C, ZHANG W, et al. 5G-enabled cooperative intelligent vehicular (5GenCIV) framework: when Benz meets marconi[J]. IEEE Intelligent Systems, 2017, 32(3): 53-59.
- [5] ZHAO J H, NI S J, YANG L H, et al. Multiband cooperation for 5G HetNets: a promising network paradigm[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2019, 14(4): 85-93.
- [6] NI S J, ZHAO J H, YANG H H, et al. Enhancing downlink transmission in MIMO HetNet with wireless backhaul[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(7): 6817-6832.
- [7] 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.
- [8] LI Q P, ZHAO J H, GONG Y. Computation offloading and resource allocation for mobile edge computing with multiple access points[J]. IET Communications, 2019, 13(17): 2668-2677.
- [9] 李邱苹, 赵军辉, 贡毅. 移动边缘计算中的计算卸载和资源管理方案[J]. 电信科学, 2019, 35(3): 36-46.
 LI Q P, ZHAO J H, GONG Y. Computation offloading and resource management scheme in mobile edge computing[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(3): 36-46.
- [10] LI Q P, ZHAO J H, GONG Y, et al. Energy-efficient computation offloading and resource allocation in fog computing for internet of everything[J]. China Communications, 2019, 16(3):

32-41.

- [11] 叶犇宇. 无人驾驶汽车未来展望[J]. 电子技术与软件工程, 2017(3): 252-253.

 YE B Y. The future of unmanned vehicles[J]. Electronic Tech-
- [12] ETSI. Mobile edge computing—a key technology towards 5G[R]. 2015.

nology and Software Engineering, 2017(3): 252-253.

- [13] 赵军辉, 陈燕, 黄德昌, 等. 基于"端-管-云"体系的车载自组织网络关键技术[J]. 电信科学, 2016, 32(8): 2-9.

 ZHAO J H, CHEN Y, HUANG D C, et al. Study on key technology of VANET sin "terminal management cloud" model[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(8): 2-9.
- [14] 马小婷, 赵军辉, 王传云, 等. 车联网中的 V2R 通信[J].电信科学, 2017, 32(8): 21-27.

 MA X T, ZHAO J H, WANG C Y, et al. V2R communication in internet of vehicles[J]. Telecommunications Science, 2017, 32(8): 21-27.
- [15] MA X T, ZHAO J H, GONG Y, et al. Carrier sense multiple access with collision avoidance-aware connectivity quality of downlink broadcast in vehicular relay networks[J]. IET Microwaves, Antennas & Propagation, 2019, 13(8): 1096-1103.
- [16] ZHAO J H, KONG M, LI Q P, et al. Contract-based computing resource management via deep reinforcement learning in vehicular fog computing[J]. IEEE Access, 2020(8): 3319-3329.
- [17] HOANG V H, 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.
- [18] LIU Y, YU H, XIE S, 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.
- [19] MA X T, ZHAO J H, LI Q P, et al. Reinforcement learning based task offloading and take-back in vehicle platoon networks[C]//Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [20] ZHOU J S, TIAN D X, WANG Y P, et al. Reliability-optimal cooperative communication and computing in connected vehicle systems[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 19(5): 1216-1232.
- [21] CAMPOLO C, MOLINARO A, ARANITI G, et al. Better platooning control toward autonomous driving: an LTE device-to-device communications strategy that meets ultralow latency requirements[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2017, 12(1): 30-38.
- [22] GUO F X, YU F R, ZHANG H L, et al. Adaptive resource allocation in future wireless networks with blockchain and mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(3): 1689-1703.

[23] WANG X F, HAN Y W, WANG C Y, et al. In-edge AI: intelligentizing mobile edge computing, caching and communication by federated learning[J]. IEEE Network, 2019, 33(5): 156-165.

[24] 范茜莹, 黄传河, 朱钧宇, 等. 无人机辅助车联网环境下干扰感知的节点接入机制[J]. 通信学报, 2019(6): 90-101. FAN X Y, HUANG C H, ZHU J Y, et al. Interference-aware node access scheme in UAV-aided VANET[J]. Journal on Communications, 2019(6): 90-101.

[25] 郭芳. 无人机辅助的车载通信技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018.

GUO F. Performance optimization for UAV-enabled V2I communication system[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018.

[作者简介]



马小婷(1993-),女,北京交通大学电子信息工程学院博士生,主要研究方向为车联网、移动边缘计算、车辆编队。



赵军辉(1973-),男,博士,华东交通大学信息工程学院、北京交通大学电子信息工程学院教授、博士生导师,主要研究方向为移动通信、智能信息处理、物联网等。



孙笑科(1993-),女,北京交通大学电子信息工程学院博士生,主要研究方向为车联网、无线资源分配和管理、边缘计算、优化理论。



贡毅(1973-),男,博士,南方科技大学 电子与电气工程系教授、博士生导师,主要 研究方向为无线通信和网络、认知无线电、 通信信号处理和物理层信息安全等。