



综述

# 车载边缘计算研究综述

彭雪飞, 刘奥辉

(长春理工大学电子信息工程学院, 吉林 长春 130013)

**摘要:** 随着计算密集和时延敏感型车辆应用的爆炸式增长, 集中式云架构产生了高工作负载和任务时延阻塞。为了保证服务质量, 车载边缘计算应运而生, 这种计算模式将计算能力和存储资源, 推移到离数据源更近的边缘服务器或边缘网关等边缘节点上, 通过在边缘节点进行实时数据处理和决策, 可以显著地减少数据传输时延。首先介绍了车载边缘计算的基本概念, 接着对现有研究进行了梳理分类, 最后讨论了对车载边缘计算的展望和未来研究方向。

**关键词:** 移动边缘计算; 车联网; 车载边缘计算; 任务卸载

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-0801.2023262

## A survey of vehicular edge computing

PENG Xuefei, LIU Aohui

School of Electronic Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130013, China

**Abstract:** With the explosive growth of computation-intensive and latency-sensitive vehicular applications, the centralized cloud architecture was faced with high workload and task latency congestion. In order to ensure service quality, vehicular edge computing emerged. The computing paradigm enabled the migration of computational power and storage resources to edge servers or edge gateways that were closer to the data source. By performing real-time data processing and decision-making at the edge nodes, significant reduction in data transmission latency was achieved. Firstly, the basic concept of vehicular edge computing was introduced, followed by a review and classification of existing research. Finally, prospects and future research directions for vehicular edge computing were discussed.

**Key words:** mobile edge computing, Internet of vehicles, vehicular edge computing, task offloading

### 0 引言

根据世界卫生组织(World Health Organization, WHO)消息, 截至2020年1月, 全球注册车辆超

过20亿辆<sup>[1]</sup>。大量车辆的普及在带来舒适、便利和效率的同时也造成了交通事故和环境污染<sup>[2]</sup>。

为了改善城市的交通状况、确保行车安全, 车载自组织网络技术脱颖而出, 该技术可以实现车辆

收稿日期: 2023-06-13; 修回日期: 2023-12-15

基金项目: 吉林省自然科学基金-自由探索一般项目(No.YDZJ202301ZYTS421)

**Foundation Item:** The Free Exploration General Project of the Natural Science Foundation of Jilin Province (No.YDZJ202301ZYTS421)



与车辆 (vehicle-to-vehicle, V2V)、车辆与人 (vehicle-to-pedestrian, V2P)、车辆与交通基础设施 (vehicle-to-infrastructure, V2I) 以及车辆与网络/云 (平台) (vehicle-to-network, V2N) 的信息交互<sup>[3]</sup>。目前, V2X (vehicle-to-everything, V2X) 技术主要有两种方案: 专用短程通信 (dedicated short range communication, DSRC) 和蜂窝车联网 (cellular-V2X, C-V2X), 这两种技术各有优劣。其中 DSRC 技术发展较早, 具有低成本、低能耗、低时延等优点, 但传输速率低、传输范围小, 主要在美国应用<sup>[4]</sup>; C-V2X 依赖于移动网络的发展, 高覆盖、高带宽、低时延, 但功耗大、费用高, 主要在中国和欧洲得到推广<sup>[5]</sup>。虽然 DSRC 和 C-V2X 存在竞争关系, 但目前有研究提出将这两种无线电技术融合<sup>[6-7]</sup>。V2X 技术有望应对现代交通的巨大挑战, 以提高道路安全、缓解交通拥堵, 从而减少燃料消耗和降低事故发生率<sup>[8-9]</sup>。根据美国国家公路交通安全管理局估计, 仅采用两种 V2X 安全应用程序, 每年将挽救约 1 000 人的生命, 并防止约 50 万起车辆事故<sup>[10]</sup>。可见, V2X 的出现不仅带来了巨大的经济效益、促进社会发展, 同时也极大地满足了人们的需求。

然而, 处理这些应用程序 (如图像辅助导航、智能车辆控制、游戏等) 需要大量的计算资源, 并且有些应用 (如防碰撞处理) 需求对时延敏感。此外, 预计未来车辆中存在着数百个传感器, 这将产生大量数据, 车辆的计算资源将面临很大压力。处理未来车辆数据所需的能力将很容易耗尽车辆的车载资源, 大多数车辆无法在本地执行这些任务。例如, 自动驾驶汽车的实时操作系统每秒需要处理大约 1 GB 的数据。尽管这些任务可以在计算资源丰富的云计算中心处理, 但由于云计算中心和车辆之间的距离, 在云计算中心上处理任务将出现不可预测的时延。因此, 该计算模式不适用于对时延敏感的应用程序。

为了解决车辆计算资源的有限性、任务处理

低时延和数据处理和存储需求的增加等问题, 移动边缘计算 (mobile edge computing, MEC)<sup>[11-14]</sup>是一种可行的解决方案。MEC 的概念最初于 2013 年出现, 运营商和第三方可以在靠近用户接入点的位置部署业务, 即将云计算的计算能力和存储能力下沉至用户网络边缘, 以降低时延。车载边缘计算 (vehicular edge computing, VEC) 基于移动边缘计算的动机和基础, 提供更接近车辆的计算资源, 以超低时延提供服务访问, 并满足每种服务类型的最低执行要求。

## 1 VEC 概述

### 1.1 VEC 概念

VEC 的基本原理是将用户产生的需要计算的数据下沉至数据源附近边缘节点 (如与 MEC 服务器连接的路侧单元 (road side unit, RSU) 或基站) 进行计算, 为用户提供服务, 而且当边缘节点无法满足应用需求时, 需要借助云数据中心的辅助, 实现对车辆的周围环境感知、决策规划和车辆控制等。

### 1.2 VEC 网络架构

VEC 网络架构如图 1 所示, 典型的 VEC 网络架构由车辆云、边缘云和远程云共 3 层云结构组成。

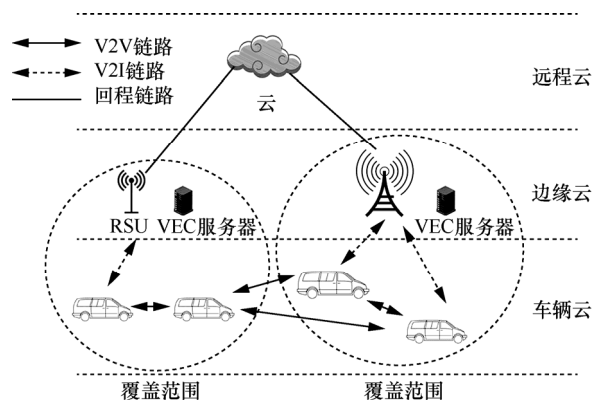


图 1 VEC 网络架构

#### (1) 车辆云

车辆云 (vehicular cloud, VC) 的提出是为了更充分地利用车辆的计算、通信和存储资源<sup>[15]</sup>,

VC 由车辆、行人穿戴设备等组成, 是一个可动态协调的资源池。VC 中的用户不仅能够孤立地通过 V2V、V2I 通信方式进行分享数据和数据处理, 还可以与边缘云、远程云协作处理数据。

## (2) 边缘云

边缘云 (edge cloud, EC) 一般是指部署在街道、马路、道路附近的边缘服务器。例如, 与 MEC 服务器连接的路侧单元或基站, 通过 V2I 与其覆盖范围内的车辆进行交互。边缘云与 VC 相比, 具有较丰富的计算资源和存储容量。

### (3) 远程云

这种云基础设施向公众开放，提供了强大的计算资源，对于大规模数据聚合、数据挖掘而言，可以在短时间内得到计算结果。然而，访问位于网络远端的云计算中心所需的时延非常高，对于一些任务关键型应用程序或具有超低时延要求的应用程序来说是不适用的。

### 1.3 VEC 应用场景

### 1.3.1 自动驾驶

自动驾驶技术在过去 10 年发展迅速，例如特斯拉的自动驾驶仪（Autopilot）和完全自动驾驶（Full Self-Driving）功能，提供了 L2 和 L3 级别的自动驾驶，可以实现自动刹车、自动避让等辅助功能。自动驾驶技术包括环境感知、高精度定位、

协同决策等重要部分。基于安全的自动驾驶服务可分为 3 个阶段：环境信息获取、信息融合处理和驾驶行为决策<sup>[16]</sup>，自动驾驶应用场景如图 2 所示。在信息融合处理方面，单个照相机 1 s 就能生成 1.8 GB 的数据<sup>[17]</sup>，由于单台车的计算能力有限，考虑将任务数据卸载到边缘服务器上处理，充分利用 VEC 技术高可靠、低时延等优势，进而提高交通效率。

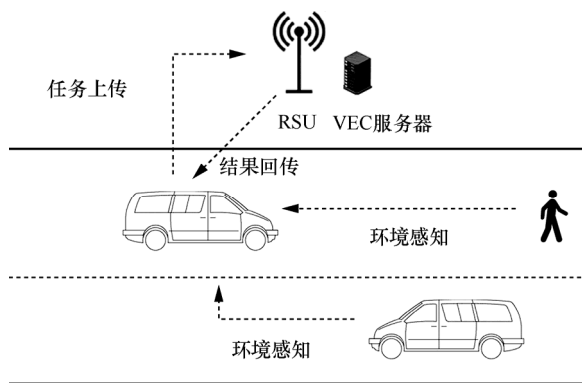


图 2 自动驾驶应用场景

### 1.3.2 车路协同

边缘计算在车路协同中发挥了极大的作用，利用边缘计算就近部署的优势，实现车辆与路侧设施、其他车辆、行人等信息交互和协同，车路协同应用场景如图 3 所示，提高车辆的感知能力和智能驾驶水平，优化交通效率和安全性，促进

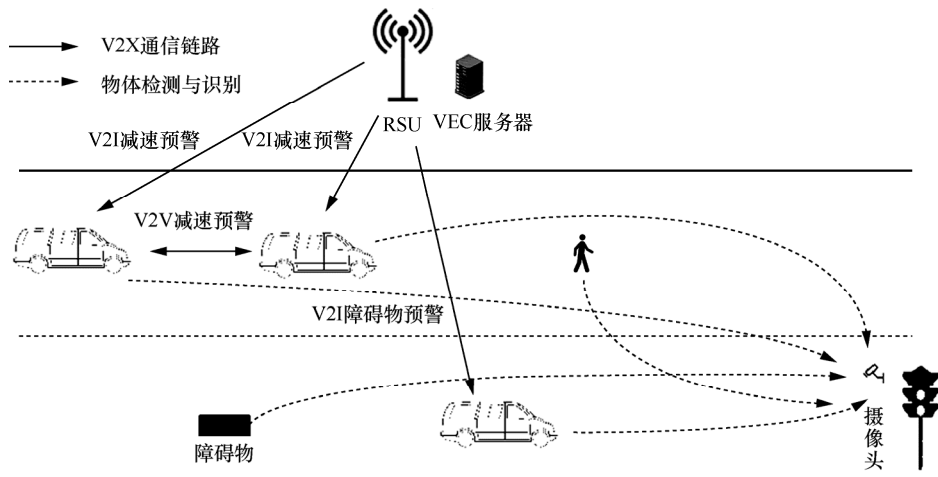


图3 车路协同应用场景



指挥交通和自动驾驶的发展。例如,文献[18]在车路协同环境下,根据当前车辆运动状态和收集的RSU范围内的车辆与速度,提出超车行为决策。文献[19]在恶劣天气的情况下,开发了一种基于车联网的车路协同系统,实时共享车辆信息,扩大车辆环境感知范围,此外,以道路参数、车辆信息、天气状况等信息为基础建立了雨雾天气条件下高速公路行车限速的计算模型。

### 1.3.3 娱乐服务

车联网的发展也带动了新型车载应用的发展,如车载导航、网络音乐视频、车载网络游戏、可视化实时路况等。将这类应用程序转移至边缘节点,能显著降低平均时延,提高车载娱乐服务的可用性和流畅性,娱乐服务应用场景如图4所示。车载娱乐服务的主要作用是提升驾驶人员的出行体验和满意度,增加驾驶的乐趣和安全性,促进汽车和娱乐服务的新模式发展。

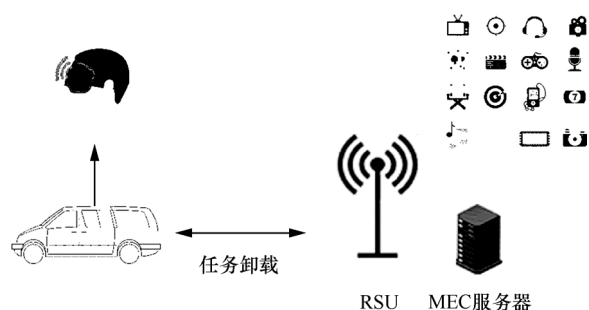


图4 娱乐服务应用场景

## 2 计算卸载优化目标和卸载机制

第1节介绍了VEC的概念、VEC网络架构以及应用场景,本节将在车路协同场景下,讨论两种主要任务卸载优化目标,并对研究中的卸载技术进行分析归类。

### 2.1 计算卸载目标优化

目标优化指在满足一定约束条件的情况下,对参数进行调节,使目标函数趋于最优。现有的车联网任务卸载研究主要将任务时延和能量消耗作为优化函数,并提出算法来求解该

目标函数,本节将讨论在VEC环境下的两种优化目标。

#### (1) 最小卸载时延

车辆所产生的应用数据可以选择在本地执行或者卸载到边缘服务器上进行计算,车载边缘网络通过本地节点和边缘节点为车辆提供应用需求的过程中,会产生本地时延和卸载时延,本地时延是指数据在本地运行所消耗的全部时间;卸载时延是指在边缘计算环境中,数据从生成到处理的时间间隔(一般忽略回传时延)。任务迁移时间和边缘计算时延的大小影响了边缘计算的性能和效率,因此降低边缘计算时延是边缘计算优化的重要目标。Zheng等人<sup>[20]</sup>利用云计算中心来实现计算任务卸载,但远距离的数据传输时延并不能达到任务的要求,为了缩短通信时延并提高V2X应用程序的覆盖率,运营商可以沿道路部署RSU特殊基础设施网关,部署的MEC服务器因其丰富的计算和存储资源,主要负责处理车辆产生的任务。加拿大韦仕敦大学研究团队<sup>[21]</sup>提出了将边缘节点的放置优化问题描述成一个二进制整数线性规划问题,此外,基于最小化平均时延开发了一种启发式贪婪算法。通过广泛的仿真研究,以上文献成功满足了不同V2X应用的服务质量(quality of service, QoS)要求。为了解决MEC服务器不能满足过多的计算任务卸载请求的问题,Zhang等人<sup>[22]</sup>提出了云计算中心和边缘计算的协同式计算任务卸载架构,该架构通过备份服务器来弥补MEC服务器计算资源的不足。基于该框架,采用Stackelberg(斯塔克尔伯格)博弈论方法设计了一种多级优化的卸载方案,旨在最小化平均时延。此外,还提出了一种迭代分布式算法求解最优卸载策略,并证明了其收敛性。文献[23]引入软件定义网络(software defined network, SDN)辅助路由和控制协议,将车联网(Internet of vehicles, IoV)系统划分为两个独立的层:数据传输层和控制层。在满足服务质

量要求的前提下,提出联合优化卸载决策、卸载率和资源分配的方法,以最小化时延。

## (2) 最小能量消耗

尽管平均任务处理时延是一个重要的性能指标,但实际的能耗和费用也是必不可缺的指标。在保证服务质量的同时,通过降低能耗来延长边缘节点的物质寿命<sup>[24]</sup>,最大限度地提高网络运营商和服务提供商的收入。我国是世界上最大的汽车生产和消费国,也是能源汽车的领先者,2020 年国务院办公厅发布《新能源汽车产业发展规划(2021—2035 年)》,旨在推动新能源汽车产业高质量发展可持续发展,加快建设汽车强国<sup>[25]</sup>。节约能源也是一大研究焦点,文献[26]同时考虑了计算能量成本和缓存能量成本问题,指出了一个最小化能量成本的优化问题,并将公式化的优化问题转化为深度强化学习问题,提出了一种基于深度确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)算法来解决该优化问题。武汉大学吴黎兵团队<sup>[27]</sup>设计了一种以 V2X 应用数据为中心的框架,将应用程序建模为有向无环图,每个节点表示 1 个子任务,每条边表示 1 对子任务之间的数据流依赖关系,在通信范围内的车辆和边缘服务器都可以作为候选卸载节点;该团队还提出了应用程序分区算法,以最小化应用程序的总执行时间和成本。文献[28]将停放的车辆视为边缘计算服务提供商,并提出了一种动态定价策略,以最大限度地提高计算服务提供商的收入,同时最大限度地降低能耗。

## 2.2 卸载机制

本节在提出优化目标的基础上,将当前研究中的优化算法分成三大类并进行了阐述。

### (1) 启发式算法

启发式算法(heuristic algorithm)是常用于求解复杂优化问题的一种计算方法,其主要思想是模拟人类或自然界中蕴含的智慧和经验来寻找问题的最优解<sup>[29]</sup>。通俗地讲,启发式算法是基于直

观或者经验构造的算法,在可接受的开销(时间和空间)内给出待解决组合优化问题的一个可行解。与传统数学方法相比,启发式算法更加注重在近似解空间中进行搜索,从而能够在合理的时间内找到高质量的结果。启发式算法有许多类型,其中一些常见的类型包括遗传算法、贪婪算法、蚁群算法和粒子群算法等。这些不同的算法机制解决不同的问题,并且通常具有良好的适应性和扩展性。文献[30]研究了多服务器场景下的 3 种 V2X 应用程序卸载成本的问题,提出了低复杂度启发式贪婪算法,该算法以计算时延和成本函数为优化目标来选择每项任务所需成本最低的服务器。文献[31]研究了一个由多个用户、一个边缘节点和一个远程云服务器组成的移动云计算系统,提出了一种高效的启发式算法,用于处理任务分发和计算资源分配的联合任务,以最小化能源消耗和时延的加权成本。Huynh 等人<sup>[32]</sup>开发了一种基于粒子群的启发式算法来解决优化问题,粒子群优化算法可以解决具有即多项式复杂程度的非确定性问题,同时确保收敛在指定的范围内。文献[33]设计了一种基于群体智能的蚁群优化算法,用于联网车辆的动态决策,使车辆能够自适应地识别到达目的地的最佳路径。

### (2) 强化学习

强化学习(reinforcement learning, RL)是目前车联网任务卸载机制中的研究热点,自 20 世纪 50 年代以来,RL 理论的研究逐渐引起关注,并在本世纪初取得了突飞猛进的发展。学者在模拟动物学习的过程中提出了 RL 的概念。RL 主要包括智能体(agent)、环境(environment)、动作(action)和奖励(reward)等部分。一般而言,模型通常把执行决策的主体定义为智能体,并把能够影响智能体进行决策的因素称为环境。智能体与环境进行交互,不断地积累学习经验。具体而言,在交互过程中,基于当前的状态,智能体可以按照某种学习到的策略来选择合适的



动作;环境根据智能体在某一个状态选择的动作做出一些反馈;智能体根据从环境中获得的反馈,即奖励,不断地对自身的策略进行调整,从而实现自身长期利益最大化。常见的强化学习方法包括多摇臂赌博机 (multi-armed bandit, MAB)、 $Q$  学习( $Q$ -learning)等。例如,文献[34-35]利用 MAB 自主地计算卸载决策。此外,深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)可用于解决资源管理问题。北京邮电大学研究团队<sup>[36]</sup>提出了基于深度  $Q$  网络(deep  $Q$  network, DQN)的深度强化学习策略,将卸载决策向量和资源分配向量定义在动作函数中,以此优化状态(state)中的成本函数。传统的基于 DRL 的资源分配方法,如深度  $Q$  网络,在 IoV 场景中具有挑战性,因为这种场景具有连续的状态和动作空间。而 DQN 的作用空间是离散的,离散化连续的动作空间将引发维度诅咒。而深度确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)算法则可理解为 DQN 的优化算法。文献[37]提出了一种具有优先级的任务卸载和资源分配方案,根据每个任务的优先级和计算大小对任务进行分类,以优化功率分配。在此基础上设计了 DDPG 算法,算法通过最大平均效用来实现任务卸载的最优决策。特别地,该框架考虑了停放的车辆资源和行人穿戴设备。Cui 等<sup>[38]</sup>提出了一种面向车联网边缘计算的多目标强化学习策略,有效地减少系统总成本,该策略通过结合通信和计算资源分配,实现了在不同任务条件下降低约 50% 的总体系统成本。山西大学科研团队<sup>[39]</sup>设计了新颖的车联网系统架构,构建了任务卸载策略的计算模型、通信模型、干扰模型以及相应的隐私保护模型,将成本函数作为目标函数,并采用双深度  $Q$  网络(double DQN, DDQN)来解决计算资源的合理分配问题和任务的有效卸载问题。与 DQN 相比,DDQN 能够更为准确地输出  $Q$  值。

### (3) 博弈论

博弈论是经济学科的一个分支,但近年来国内外学者常用其来解决任务卸载的决策问题<sup>[40-41]</sup>,利用博弈论方法对任务卸载决策进行研究时,首先要把目标最优问题转换为博弈论的基础问题,然后对其进行数学建模<sup>[42]</sup>。而建立的博弈模型中包含很多要素,包括参与者、行动、信息、策略集、效应函数、决策结果和均衡。其中,最重要也必不可少的三要素是参与者、策略、效应(代价)函数,行动和信息表示博弈的过程,而建模的目的是利用博弈论来确定均衡状态。均衡状态是指所有的参与者都得到最佳收益的状态,当一个系统的博弈达到均衡时,每个参与者都无法仅通过改变自己的策略而在系统中得到更好的结果。博弈的本质就是多个相互影响的参与者在选择各自的决策时尽可能地增加自己的收益。重庆大学科研团队<sup>[43]</sup>提出了一种基于非正交多址接入(non-orthogonal multiple access, NOMA)技术的 VEC 架构,其中车辆共享相同频率的带宽资源,并使用所分配的传输功率与边缘节点进行通信。此外,提出联合任务卸载决策和资源分配的协作资源优化问题,以最大化边缘服务器的服务率。其中,将任务卸载子问题建模为精确势博弈,并提出了一种多智能体分布式深度确定性策略梯度来实现纳什均衡。He 等<sup>[44]</sup>在以最大限度分配应用程序用户数和最小化系统成本为目标的背景下,将资源分配问题转化为一场博弈游戏,证明该博弈是一个存在纳什均衡的潜在博弈,并提出一种去中心化的算法寻找纳什均衡。文献[45]将多用户卸载决策问题表述为非合作博弈,求解论证其至少有一个纳什均衡点;并提出了一种基于机器学习技术的全分布式计算卸载算法来寻找纳什均衡点。

车载边缘计算工作总结见表 1,从协作方式、边缘节点、评估指标和贡献总结了上述所提到的研究。

表 1 车载边缘计算工作总结

文献	协作方式	边缘节点	评估指标	贡献
文献[20]	端云	—	时延、能耗	将优化问题公式化为无限域半马尔可夫决策过程，利用迭代算法寻找最优方案
文献[21]	端边	多服务器	时延，能耗	提出了将边缘节点的放置优化问题描述成一个二进制整数线性规划问题，满足了不同 V2X 应用的 QoS 要求
文献[22]	端边云	多服务器	时延、能耗	提出云计算中心和边缘计算的协同式计算任务卸载架构
文献[23]	端边	多服务器	时延	引入软件定义网络辅助路由和控制协议，将 IoV 系统划分为两个独立的层，提出了一种联合优化卸载决策、卸载率和资源分配的方法，以最小化系统平均时延
文献[26]	端边	多服务器	能耗	同时考虑了计算能量成本和缓存能量成本问题，提出了一种基于深度确定性策略梯度算法来解决该优化问题
文献[27]	端边	多服务器	时延、能耗	设计了一种新颖的以 V2X 应用数据为中心的框架，最小化应用程序的总执行时间和成本
文献[28]	端边	多服务器	服务率	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，最大限度提升服务率
文献[30]	端边	多服务器	时延、能耗	提出了低复杂度启发式贪婪算法，该算法以计算时延和成本函数为优化目标来选择每项任务成本最低的服务器
文献[32]	端边	多服务器	时延、能耗	开发了一种基于粒子群的启发式算法来解决优化问题
文献[36]	端边	多服务器	时延、能耗	提出了基于 DQN 的深度强化学习策略。优化状态 (state) 中的成本函数
文献[37]	端边	单服务器	缓存成本	提出了一种具有优先级的任务卸载和资源分配方案，以优化功率分配，在此基础上设计了 DDPG 算法
文献[38]	端边	多服务器	时延、可靠性	提出了一种面向车联网边缘计算的多目标强化学习策略，用于有效地减少系统总成本，包括时延和可靠性。该策略通过结合通信和计算资源分配，实现了在不同任务条件下平均约 50% 的总体系统成本降低
文献[43]	端边	多服务器	边缘节点服务率	将任务卸载子问题建模为精确势博弈，并提出了一种多智能体分布式深度确定性策略梯度来实现纳什均衡
文献[44]	端边	多服务器	服务器效益、能耗	将资源分配问题转化为一场博弈游戏，并提出一种去中心化的算法寻找纳什均衡
文献[45]	端边	多服务器	时延、能耗	将多用户卸载决策问题表述为非合作博弈，并提出了一种基于机器学习技术的全分布式计算卸载算法来寻找纳什均衡点

### 3 主要研究挑战

#### (1) 卸载机制复杂度

算法的复杂度也是衡量一个算法好坏的重要指标，在文献[21-30]均未提及卸载机制的复杂度问题。在任务卸载的实际过程中，不仅需要考虑任务上传、任务计算和任务回传所产生的时间开销，还需要考虑在卸载决策时所产生的时间开销。算法的复杂度越高，所产生的时间开销就越大，这样一来，复杂的算法就不适用于时延敏感的应用。文献[32]提出了低复杂度贪婪算法和高复杂度整数线性规划算法，研究发现，在仿真中基于两种卸载算法所得到的成本目标函数几乎相同，但低复杂度的算法决策时间却比高复杂度的算法决

策时间要低 3 个数量级。因此，在未来的研究中，应当重视算法的复杂度。

#### (2) 拓扑频繁变化

在车联网架构中，车辆的高速行驶即节点的快速移动导致频繁的拓扑变化<sup>[46]</sup>，车辆环境中经常出现链路分区或网络碎片<sup>[47]</sup>，在这种情况下，通信链路很容易断开，引发数据包丢失从而导致任务卸载的失败，这给车载环境中的高效数据传输带来巨大挑战。文献[48]考虑服务质量 (QoS) 要求和高移动性约束，提出了一种基于 QoS 的聚类算法。该算法的目的是在满足 QoS 条件的情况下，在数据通信过程中形成并保持稳定的集群。然而，该研究未讨论车辆可能在多个边缘服务器之间切换的问题。如何系统地解决拓扑频繁变化



这一挑战仍是一个待解决的问题。

### (3) 车联网安全

随着车联网的快速发展,其在智慧城市中起着至关重要的作用,安全问题也随之而来。在车载自组织网络中,车辆可以从相邻车辆或路侧设备中获得道路状况、交通状态和事故通知等重要安全信息。在这种危急情况下,不免会有恶意节点伪造恶意信息的情况发生,从而损害用户的安全和隐私,因此迫切需要对车联网安全进行详细的研究。

## 4 结束语

### 4.1 展望

通过第2节和第3节的分析可知,目前学术界和工业界对车联网任务卸载已经进行了较为深入的研究,并取得了一定的研究成果,但仍存在诸多问题需要研究和解决。本节对VEC的未来研究方向,提出了一些开放性的研究问题。

#### (1) 安全和隐私

由于车联网任务卸载的开放特性,用户数据和安全隐私问题变得更为突出,如文献[37]在资源利用上考虑了停放的车辆资源和具有计算资源的行人,这无疑会涉及用户的隐私。为此,可利用联邦学习<sup>[49-51]</sup>,联邦学习允许每辆车在本地训练本地模型,并将本地模型上传到RSU来更新全局模型,从而保护用户的隐私。基于联邦学习的VEC任务卸载将是一个关键的研究领域。

#### (2) 边缘服务器部署

大多数学者将重点放在研究用户任务卸载策略上,而忽略了服务器部署的重要性。将服务器放置在适当的位置可以有效地减少RSU的访问时延,并可以平衡服务器工作负载。此外,服务器的部署也与服务器部署的成本有关<sup>[52]</sup>。合理地部署边缘节点,实现资源利用率最大化和成本最小化,是一个重要的研究课题。

#### (3) 服务质量

车联网中有各种各样的应用,主要分为安全

应用和非安全应用。不同类型的应用对QoS的需求也不同。在安全应用中,如碰撞避免和交通控制,有严格的时延要求,需要尽快处理;而一些非安全应用,如多媒体下载,可以容忍一定的时延。因此,如何在VEC中提供一个灵活的调度方案,并根据不同应用的优先级保证它们的QoS,是一个值得关注的问题。

## 4.2 总结

近年来,智能交通系统(intelligent transportation system, ITS)在学术界和工业界引起了广泛关注。由于车辆的不断增长,ITS面临着更为复杂的交通问题,VEC已成为解决这一问题的先进技术之一,能够满足车联网在计算和存储资源方面日益增长的需求。

本文主要对车联网任务卸载技术研究进行了系统性的调研,重点介绍了VEC的研究背景,阐述VEC概念及其3种应用场景架构;接着,按照优化目标和卸载机制重点分类了任务卸载相关研究并进行分析,总结得到3个研究难点;最后展望了VEC未来研究方向。通过上述的分析得出,任务卸载能够解决终端计算资源不足的问题,期待在未来的研究中能有更好的解决方案。

## 参考文献:

- [1] World Health Organization (WHO). Number of registered vehicles[EB]. 2020.
- [2] ZHANG J, LETAIEF K B. Mobile edge intelligence and computing for the internet of vehicles[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 108(2): 246-261.
- [3] 陈山枝. 蜂窝车联网(C-V2X)[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2020.  
CHEN S Z. Cellular vehicle-to-everything (C-V2X)[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2020.
- [4] KIM S, KIM B J. Crash risk-based prioritization of basic safety message in DSRC[J]. IEEE Access, 2020, 8(1): 211961-211972.
- [5] WANG X, MAO S, GONG M X. An overview of 3GPP cellular vehicle-to-everything standards[J]. GetMobile: Mobile Computing and Communications, 2017, 21(3): 19-25.
- [6] GHAFOR K Z, GUIZANI M, KONG L, et al. Enabling efficient coexistence of DSRC and C-V2X in vehicular networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 27(2): 134-140.



- [7] ZHANG Y, ZHANG J X. Design and optimization of cluster-based DSRC and C-V2X hybrid routing[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(13): 6782-6788.
- [8] AHMAD I, NOOR R M, ZABA M R, et al. A cooperative heterogeneous vehicular clustering mechanism for road traffic management[J]. *International Journal of Parallel Programming*, 2020, 48(5): 870-889.
- [9] ULLAH A, YAQOOB S, IMRAN M, et al. Emergency message dissemination schemes based on congestion avoidance in VANET and vehicular FoG computing[J]. *IEEE Access*, 2018, 7(7): 1570-1585.
- [10] National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA). Traffic safety and the 5.9 GHz spectrum[EB]. 2019.
- [11] HUANG X M, YU R, KANG J W, et al. Exploring mobile edge computing for 5G-enabled software defined vehicular networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2018, 24(6): 55-63.
- [12] KONG X J, WANG K L, WANG S P, et al. Real-time mask identification for COVID-19: an edge-computing-based deep learning framework[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(21): 15929-15938.
- [13] DING Z G, NG D W K, SCHOBBER R, et al. Delay minimization for NOMA-MEC offloading[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(12): 1875-1879.
- [14] ZHOU X K, YANG X, MA J H, et al. Energy-efficient smart routing based on link correlation mining for wireless edge computing in IoT[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 9(16): 14988-14997.
- [15] AHMAD I, NOOR R M, ALI I, et al. Characterizing the role of vehicular cloud computing in road traffic management[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2017, 13(5): 1-14.
- [16] 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.  
LYU P, XU J, LI T S, et al. Overview of research on edge computing technology for automatic driving [J]. *Journal of Communications*, 2021, 42(3): 190-208.
- [17] LIU S S, TANG J, ZHANG Z, et al. Computer architectures for autonomous driving[J]. *Computer*, 2017, 50(8): 18-25.
- [18] WANG Y, YIN K. Study of overtaking method of intelligent vehicle under vehicle road coordination[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 41(1): 1-6.
- [19] YAN B, FANG C, QIU H, et al. Intelligent speed limit system for safe expressway driving in rainy and foggy weather based on Internet of things[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 2023, 28(1): 10-19.
- [20] ZHENG K, MENG H, 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.
- [21] MOUBAYED A, SHAMI A, HEIDARI P, et al. Edge-enabled V2X service placement for intelligent transportation systems[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 20(4): 1380-1392.
- [22] ZHANG K, MAO Y M, LENG S P, et al. Optimal delay constrained offloading for vehicular edge computing networks[C]//*Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [23] LIN L, ZHANG L. Joint optimization of offloading and resource allocation for SDN-enabled IoV[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022 (1): 1-13.
- [24] CONG P, ZHOU J, LI L, et al. A survey of hierarchical energy optimization for mobile edge computing: a perspective from end devices to the cloud[J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2020, 53(2): 1-44.
- [25] 臧金环, 李春玲. 《新能源汽车产业发展规划(2021—2035年)》调整解读[J]. *汽车工艺师*, 2021(1): 32-34.  
ZANG J H, LI C L. Adjustment and interpretation of New Energy Vehicle Industry Development Plan(2021-2035)[J]. *Auto Manufacturing Engineer*, 2021(1): 32-34.
- [26] KONG X J, DUAN G H, HOU M L, et al. Deep reinforcement learning-based energy-efficient edge computing for Internet of vehicles[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(9): 6308-6316.
- [27] WU L, ZHANG R, LI Q, et al. A mobile edge computing-based applications execution framework for Internet of vehicles[J]. *Frontiers of Computer Science*, 2022, 16(5): 1-11.
- [28] LIAO Y, QIAO X, YU Q, et al. Intelligent dynamic service pricing strategy for multi-user vehicle-aided MEC networks[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2021, 114(1): 15-22.
- [29] 刘逸. 粒子群优化算法的改进及应用研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.  
LIU Y. Research on improvement and application of particle swarm optimization algorithm[D]. Xi'an: Xidian University, 2013.
- [30] BELOGAEV A, ELOKHIN A, KRASILOV A, et al. Cost-effective V2X task offloading in MEC-assisted intelligent transportation systems[J]. *IEEE Access*, 2020(8): 169010-169023.
- [31] CHEN M H, DONG M, LIANG B. Resource sharing of a computing access point for multi-user mobile cloud offloading with delay constraints[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 17(12): 2868-2881.
- [32] HUYNH L N T, PHAM Q V, PHAM X Q, et al. Efficient computation offloading in multi-tier multi-access edge computing systems: a particle swarm optimization approach[J]. *Applied Sciences*, 2019, 10(1): 203-210.
- [33] BUI K H N, JUNG J J. ACO-based dynamic decision making for connected vehicles in IoT system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(10): 5648-5655.
- [34] SUN Y, GUO X, SONG J, et al. Adaptive learning-based task offloading for vehicular edge computing systems[J]. *IEEE*

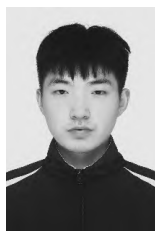


- Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 3061-3074.
- [35] SUN Y, GUO X, ZHOU S, et al. Learning-based task offloading for vehicular cloud computing systems[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-7.
- [36] ZHANG L H, ZHOU W Q, XIA J J, et al. DQN-based mobile edge computing for smart Internet of vehicle[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2022(1): 1-16.
- [37] HAZARIKA B, SINGH K, BISWAS S, et al. DRL-based resource allocation for computation offloading in IoV networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(11): 8027-8038.
- [38] CUI Y, DU L, WANG H, et al. Reinforcement learning for joint optimization of communication and computation in vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(12): 13062-13072.
- [39] WANG K, WANG X, LIU X, et al. Task offloading strategy based on reinforcement learning computing in edge computing architecture of Internet of vehicles[J]. IEEE Access, 2020, 8(1): 173779-173789.
- [40] RANADHEERA S, MAGHSUDI S, HOSSAIN E. Mobile edge computation offloading using game theory and reinforcement learning[J]. 2017: arXiv: 10.48550/arXiv.1711.09012.
- [41] MOURA J, HUTCHISON D. Game theory for multi-access edge computing: survey, use cases, and future trends[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017(21): 260-288.
- [42] 王浩翔. 基于博弈论的边缘计算资源分配算法研究[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2019.
- WANG H X. Research on edge computing resource allocation algorithm based on game theory[D]. Han'dan: Hebei University of Engineering, 2019.
- [43] XU X, LIU K, DAI P, et al. Joint task offloading and resource optimization in NOMA-based vehicular edge computing: a game-theoretic DRL approach[J]. Journal of Systems Architecture, 2023, 134(1): 102780-102825.
- [44] HE Q, CUI G, ZHANG X, et al. A game-theoretical approach for user allocation in edge computing environment[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2019, 31(3): 515-529.
- [45] CAO H, CAI J. Distributed multiuser computation offloading for cloudlet-based mobile cloud computing: a game-theoretic machine learning approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(1): 752-764.
- [46] 刘雷, 陈晨, 冯杰, 等. 车载边缘计算卸载技术研究综述[J]. 电子学报, 2021, 49(5): 861-871.
- LIU L, CHEN C, FENG J, et al. Overview of research on unloading technology of on-board edge computing[J]. Journal of Electronics, 2021, 49(5): 861-871.
- [47] CHEN C, JIN Y, PEI Q, et al. A connectivity-aware intersection-based routing in VANETs[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2014, 42(1): 1-16.
- [48] WAHAB O A, OTROK H, MOURAD A. VANET QoS-OLSR: QoS-based clustering protocol for vehicular Ad Hoc networks[J]. Computer Communications, 2013, 36(13): 1422-1435.
- [49] WANG W, ZHAO Y, WU Q, et al. Asynchronous federated learning based mobility-aware caching in vehicular edge computing[J]. 2022: arXiv preprint arXiv: 2208.01236.
- [50] YE D, YU R, PAN M, et al. Federated learning in vehicular edge computing: a selective model aggregation approach[J]. IEEE Access, 2020, 8(1): 23920-23935.
- [51] WANG S, TUOR T, SALONIDIS T, et al. Adaptive federated learning in resource constrained edge computing systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(6): 1205-1221.
- [52] ZENG F, REN Y, DENG X, et al. Cost-effective edge server placement in wireless metropolitan area networks[J]. Sensors, 2018, 19(1): 1-32.

#### [作者简介]



彭雪飞 (1990- ), 女, 博士, 长春理工大学讲师, 主要研究方向为密集无线异构网络、车联网、边缘网络。



刘奥辉 (1999- ), 男, 长春理工大学硕士生, 主要研究方向为无线通信与微波技术、车联网。