



综述

5G 车联网资源优化分配方案综述

郑成渝¹, 姚依婷², 梁宏斌², 王磊²

(1. 中国电信股份有限公司四川分公司, 四川 成都 610031;

2. 西南交通大学交通运输与物流学院, 四川 成都 611756)

摘 要: 车联网作为智慧交通发展的必要组成部分, 可加快我国智慧交通基础建设, 对于智慧城市建设具有重要的现实意义。汽车数量及其产生的海量数据使得通信车辆节点之间的传输冲突率大幅上升, 导致通信资源、计算资源短缺等问题, 因此, 有效的资源分配方案可以保证车联网的通信质量, 从而提高车辆通信的可靠性, 降低时延。首先分析了国内外车联网对智慧交通发展现状的影响以及当前车联网发展瓶颈; 然后针对智慧交通通行效率、安全性方面, 分析了当前车联网的资源分配问题; 接着通过总结 5G 技术的优点, 分析了 5G 在车联网资源优化分配管理上的贡献; 最后, 在车联网通信、计算和存储资源优化分配管理的应用背景下, 结合人工智能技术提出了基于 5G+V2X 的智慧交通发展前景。

关键词: 车联网; 智慧交通; 资源优化分配; 人工智能; 5G+V2X

中图分类号: TP399

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023139

Review of optimal resource allocation scheme for 5G Internet of vehicles

ZHENG Chengyu¹, YAO Yiting², LIANG Hongbin², WANG Lei²

1. China Telecom Corporation Sichuan Branch, Chengdu 610031, China

2. School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

Abstract: As a necessary part of the development of intelligent transportation, the Internet of vehicles (IoV) accelerates the construction of intelligent transportation infrastructure in China, which plays an important practical significance to the construction of smart city. The number of vehicles and the massive data generated by them make the transmission conflict rate between communication vehicle nodes rise significantly, and communication resources and computing resources are in short supply. Therefore, the effective resource allocation scheme can ensure the communication quality of vehicle networking, thereby improving the reliability of vehicle communication and reducing the time delay. Firstly, the influence of IoV on the development status of intelligent transportation at home and abroad and the bottlenecks of the development of IoV were analyzed. Secondly, in terms of the efficiency and safety of smart

收稿日期: 2023-02-02; 修回日期: 2023-07-01

通信作者: 梁宏斌, hbliang@swjtu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62071398)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.62071398)

transportation, the resource allocation problem of IoV was analyzed. Thirdly, by summarizing the advantages of 5G technology, the contribution of 5G in the optimization allocation and management of vehicle networking resources was analyzed. Finally, combined with the application of artificial intelligence technology in the context of Internet of vehicles communication, computing and storage resource optimization allocation and management, the development prospect of intelligent transportation based on 5G+V2X was proposed.

Key words: Internet of vehicles, intelligent transportation, optimal resource allocation, AI, 5G+V2X

0 引言

车联网 (Internet of vehicles, IoV) 结合互联网以及移动互联网, 实现了车与万物互联 (vehicle to everything, V2X) 全面网络连接及信息交互和共享。当前, 车辆用户的快速增长引发了一系列严重的交通问题, 如道路拥堵、交通事故频发、车辆周围环境信息更新滞后及停车困难等, 导致每年交通事故造成的伤亡人数居高不下, 给人民生命财产安全造成了无法弥补的损失。2016—2022 年我国机动车与汽车保有量如图 1 所示, 2014—2022 年我国交通事故发生数量及直接财产损失如图 2 所示。

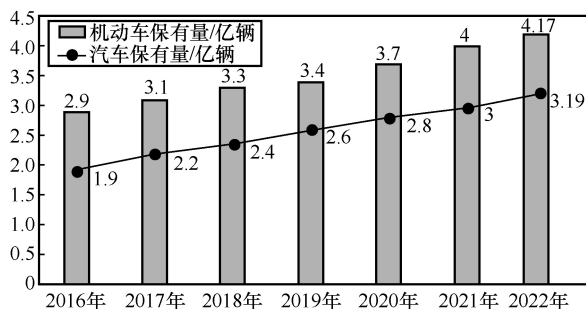


图1 2016—2022 年我国机动车与汽车保有量

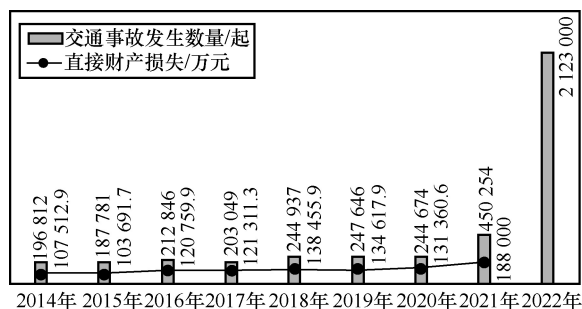


图2 2014—2022 年我国交通事故发生数量及直接财产损失

车联网作为物联网技术在智能交通系统中的关键应用, 可实现车和基础设施之间的智能协同与

配合, 大幅度提高道路安全性、提升交通管理效率和改善人们的生活质量; 其次, 面向《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035 年远景目标纲要》, 车联网将进入应用高频部署的新时期。中国信息通信研究院发布的《车联网白皮书》中提到, 我国车联网产业跨行业的融合带动着应用部署模式向纵深发展, 车联网产业在“车-路-云-网-图”各方面呈现良好的发展势头。因此, 车联网在我国地方政策的支持下快速开展先导应用与示范验证, 展望出中国发展智慧交通之路, 积极推进“5G+车联网”新型基础设施建设, 并且探索基于车联网的“聪明的车”“智慧的路”以及“协同的云”的车路云协同发展模式, 进而支撑我国达成“碳达峰”与“碳中和”战略目标^[1]。

本文主要立足于车联网推动智慧交通快速发展, 结合国内外车联网研究现状, 分析车联网的资源分配问题, 探索车联网通信、计算及存储资源优化分配管理方法, 梳理提升车与基础设施 (vehicle to infrastructure, V2I) 与车与车 (vehicle to vehicle, V2V) 链路间的信息交互效率的关键, 归纳基于 5G+V2X 的车联网资源优化分配的解决方案, 展望 5G+V2X 的发展前景。

1 国内外车联网研究及应用现状

美国交通部在《智能交通系统战略研究计划: 2010—2014》中, 首次提出了“车联网”构想, 其目标在于基于无线通信建立一个全国性、多模式的地面交通系统, 形成 V2X 交通环境。日本车辆信息通信系统 (vehicle information and communication system, VICS) 从各地警察和道路管



理部门收集道路拥堵情况、交通事故、道路信息及路线等实时交通信息，然后通过道路电波装置传送给经过的车辆。而欧洲则全面应用远程信息处理技术，在全欧洲建立交通专用通信网，并将其应用到交通管理、导航以及电子收费等场景。

在中国知网数据库里，可以看到近几年有关车联网方面的研究呈增长趋势，但车联网资源优化方面的研究较少，可参考的文献也不多，可见车联网的资源优化分配管理研究是一个潜在的极其有价值的研究，对于智慧交通的发展具有关键作用。2001—2023 年“车联网”相关文献在中国知网上的发文量如图 3 所示，2000—2023 年“车联网+资源优化”相关文献在中国知网上的发文量如图 4 所示。

车联网作为物联网的延伸，以行驶中的车辆为信息获取对象，借助新一代信息通信技术，实现 V2X，提升车辆整体的智能驾驶水平，为用户提供安全、舒适、智能、高效的驾驶感受，提高交通运行效率，提升社会交通服务的智能化水平^[2]。其次，车联网实现了“三网融合”，即将车内网、车际网和车联移动互联网进行融合，利用传感技术感知车辆的状态信息，并借助无线通信技术与现代智能信息处理技术实现交通的智

能化管理，以及交通信息服务的智能决策和车辆的智能化控制^[3]。车联网可有效保障车与车之间的行驶间距，降低车辆发生交通事故的概率，辅助驾驶员进行实时导航以及路径规划等，并通过 V2V 和 V2I 之间的通信，提高道路交通运行的效率。

1.1 车联网资源

车联网资源主要包括以下几个方面。

- 通信资源。车联网依赖通信网络进行数据传输和通信，因此需要分配网络资源，包括带宽、网络连接以及网络协议等。
- 车辆资源。车联网需要获取车辆传感器和控制器等硬件设备的数据，以及控制车辆的行驶方向、速度等，因此需要分配车辆资源，包括车辆传感器、控制器以及行驶路径等。
- 计算资源。车联网需要进行数据分析和处理，进行实时控制等操作，因此需要分配计算资源，包括计算机硬件设备、云计算平台以及数据缓存等。

1.2 车联网资源分配机制

在资源分配机制上，车联网主要按以下几种方式进行分类。

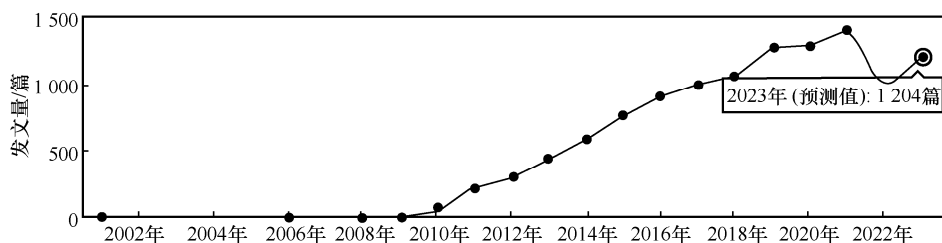


图 3 2001—2023 年“车联网”相关文献在中国知网上的发文量

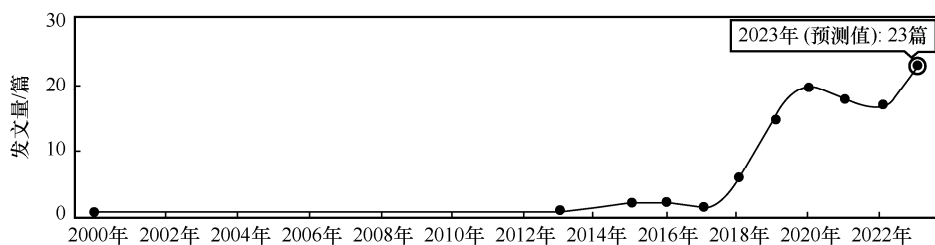


图 4 2000—2023 年“车联网+资源优化”相关文献在中国知网上的发文量

- 集中式分配。所有资源分配都由中央服务器或平台进行集中式管理和控制, 这种方式可以实现资源的高效利用和统一管理, 但是也容易造成单点故障和性能瓶颈。
- 分布式分配。资源分配在不同的节点之间进行, 每个节点负责管理自己的资源, 这种方式可以提高系统的可靠性和容错性, 但是需要解决节点之间的协调和通信问题。
- 自适应分配。资源分配根据实时的系统负载和需求进行自适应调整, 这种方式可以在保证系统性能的同时, 避免资源浪费和闲置。

1.3 车联网在智慧交通中的应用

在车联网的应用研究方面, Wang 等^[4]结合车辆移动位置概率矩阵、车辆位置关联矩阵和隐式因子, 研究车辆位置潜在特征以及车辆关联潜在特征, 得到更准确的车辆预测轨迹, 再基于车辆预测轨迹获得车辆距离。该研究表明提前预测车辆的运动位置信息, 能在很大程度上调整车辆的运动, 从而有效避免潜在的碰撞, 这对于车辆在道路上高速安全行驶、快速获得车辆自身和周边环境信息具有重要意义。胡悦^[5]基于车联网大数据, 利用 Canopy 算法优化模糊 C 均值聚类算法, 得到了一种精度高、抗干扰性较强的交通路况预测算法, 以此提升交通路况的预测精度。通过交通状态识别、交通路况预测、应用测试分析, 根据设定的路况判断标准, 准确预测路段拥堵情况。Yue 等^[6]设计了一种基于物联网的新型车辆避障路径规划系统, 通过在系统硬件部分设计障碍物识别模块和车辆位置显示模块、在软件设计部分采用人工势场法计算飞行器的斥力和重力, 实现当智能车辆识别到前方或侧面障碍物时, 会自动规划最优避障路径, 避免碰撞事故的发生, 这大大提高了车辆避障路径规划的准确性。Wang 等^[7]以动态方式构建了基于 k 近邻的车联网, 并在构建的网络上利用机器学习方法对车辆轨迹进行聚类, 得到从一个位置到另一个位置的最优路径。该方法能

较精确地自动检测车辆异常行为, 并能实时监控城市交通流量。马佳荣等^[8]通过分析高速移动节点对定位精度的影响, 对主流的车联网定位技术进行了详细的梳理, 其中包括全球卫星导航技术、蜂窝定位技术、图像/视频定位技术、路侧单元 (road side unit, RSU) 定位技术、数据匹配定位技术、接收信号强度指示 (received signal strength indication, RSSI) 定位技术等多种定位技术, 最终得出从覆盖范围来看, 全球导航卫星系统 (global navigation satellite system, GNSS) 能够满足车联网大部分应用场景的需求的结论。即使在 GNSS 无法使用的场景中, 也有望通过融合 GNSS 与蜂窝车联网的定位技术, 达到全范围覆盖的定位目标。

纵观国内外车联网发展情况以及车联网资源的认识, 不难发现车联网是交通道路行驶安全方面的关键应用技术, 只有构建高水平的车联网安全体系, 智能网联汽车才能对多种多样的网络攻击进行防护, 从而实现产业的安全快速发展^[9]。再者, 运营商服务质量 (quality of service, QoS) 及用户体验质量 (quality of experience, QoE) 已然上升为车联网研究的核心焦点。因此, 得到实时、可靠、有效的交通数据是基础, 车联网环境中的各路信息进行交互产生了大量的任务数据, 如何对这些任务数据进行合理的调度, 如何对资源进行优化分配, 实现车联网信息的快速传递以及在智能交通系统中低时延、高可靠的应用是当前车联网技术面临的关键问题。下面主要从通信、计算以及存储方面具体介绍车联网的资源优化分配。

2 车联网资源优化分配方案

为了解决传统交通的问题, 研究人员已经开始将通信、传感、计算、存储、控制等技术融合进车辆中, 制造有通信、计算、感知、存储能力的智慧车辆, 并通过 V2V、车与行人 (vehicle to pedestrian, V2P)、V2I、车与网络 (vehicle to network, V2N) 等信息的交互, 提高车辆的感知



和计算能力,从而构成车联网及智能交通系统(intelligent transportation system, ITS),为车辆用户提供低时延、高可靠的服务,提高交通通行效率,降低交通事故发生率以及能耗^[10]。因为车辆具有高移动性,已有的资源分配策略也在考虑车辆移动性带来的影响,因此,资源分配策略的研究,对于保障车联网环境安全具有重要意义。另外,在车联网信息交互环境中更加合理高效地对通信、计算及存储资源进行利用,对于推动车联网在智慧交通的应用具有重要意义。而针对车联网资源分配研究,本文考虑的基础环境一般由车辆、基础设施、边缘计算、边缘云等结构组成,车联网系统架构如图5所示。

2.1 车联网通信资源分配方案

2.1.1 车联网通信资源分配方案研究目标 1: 最大化吞吐量

在互联网覆盖环境中,车辆需要通过 V2V、V2I 链路进行快速的信息交互以获得有效数据,进行安全行驶或娱乐项目体验,然而,大量的数据在交互过程中,可能导致信息接收延迟甚至信道堵塞无法获取信息,因此,众多学者针对以上

问题进行了大量研究。李一兵等^[11]考虑通过复用上行链路来支持密集环境下的车辆通信,结合 V2V 链路可靠性约束,减少资源冲突,并基于超图-遗传理论的资源分配方法在密集环境下对资源冲突问题进行解决,提升了车联网的异构性能,减少了信令开销。黄澄^[12]提出一种通过调整惯性权重的改进粒子群优化算法,在传统的粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法求解信道分配问题的基础上,完美解决基于粒子群优化算法的毫米波通信资源分配算法中,粒子位置变化缺少随机性,容易陷入局部最优陷阱的这一缺点。此改进算法在解决毫米波信道分配问题上具有较强的寻优能力,且收敛率和收敛速度都优于传统粒子群优化算法,能很好地协调通信资源的分配,提升数据任务的交互速率。赵晓焱等^[13]通过对端到端(device to device, D2D)用户与蜂窝用户进行频谱资源和传输功率的优化分配,研究一种联合匈牙利资源分配算法(joint Hungarian resource allocation algorithm, JO-HG),以最大化系统的网络容量为目标,实现异构网络中传输速率最大化,有效解决传统蜂窝网络由于容量瓶颈

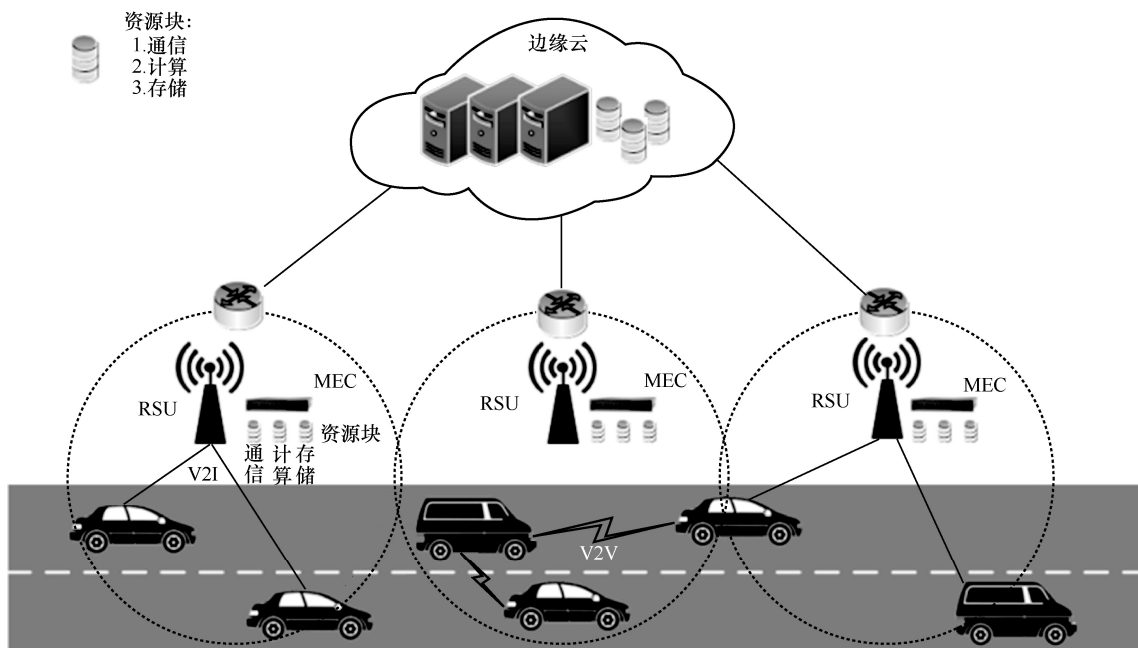


图5 车联网系统架构

限制导致的无线资源不足的问题。沈悦等^[14]在第一阶段根据用户间的干扰自适应调整使用每个资源块的用户个数和 D2D 用户可使用的资源块个数,在第二阶段利用改进的粒子群优化算法,以吞吐量最大为目标分配功率,设计了一种根据实际网络环境自适应调整的资源分配方案,有效解决了蜂窝与 D2D 混合网络中资源分配不具自适应性,以及现有的固定分配方法在用户通信模式发生变化的情况下,不能及时地调整资源分配的方案,造成资源浪费的问题。覃琦超等^[15]通过研究信道干扰系数矩阵,结合多用户间的最低信号与干扰加噪声比 (signal to interference plus noise ratio, SINR) 需求实现多用户间的最佳匹配,在 D2D 用户功率约束下,控制 D2D 用户的功率,使系统的吞吐量达到最大,以降低通信时延、扩大通信系统的系统容量。肖瑶等^[16]通过研究利用灰狼优化获得每个 D2D 用户的最佳发射功率,然后利用匈牙利算法实现 D2D 用户与蜂窝用户的最佳信道匹配,最大化 D2D 用户的总容量,提出一种基于灰狼优化和匈牙利算法的 D2D 资源分配策略,有效解决车联网系统中频谱资源有限、D2D 用户通信质量差等问题。该研究在保证系统内各用户通信质量的基础上最大化 D2D 用户容量,解决蜂窝用户和 D2D 用户一对一信道匹配问题,并且通过复用蜂窝用户的频谱,有效提升频谱利用效率,解决通信系统中频谱资源紧缺的问题。He 等^[17]针对上行链路车载通信网络,提出了一种次优的资源分配方案,从博弈论的角度提出 V2V 划分方法,旨在解决 V2I 链路吞吐量约束下最大化所有 V2V 链路的最小吞吐量问题。其中提出的最大化最小吞吐量方案,同时可以确保研究中所有用户的公平性。刘毅等^[18]联合优化用户的接入控制、功率分配、双工模式选择和信道分配,解决多蜂窝用户和多 D2D 用户共存场景下的干扰和能量消耗问题,基于多角度联合优化的容量最大化 D2D 资源分配算法,实现了系统容量的最大化,

并通过实验验证显著提高了蜂窝网络的系统容量。Yang 等^[19]提出一种高效迁移行为者-批评者学习 (efficient transfer actor-critic learning, ETAC) 方法,有效提高学习效率并提高学习收敛速度,从而支持车联网中可靠且时延敏感的车辆应用。文献[19]基于设备到设备的 V2V 通信网络中联合通信模式选择、资源块分配和功率控制的策略,保证严格的超可靠和 V2V 链路的低时延通信要求,同时最大限度地提高 V2I 链路的总容量。

由此可见,对于通信资源的优化,最大化吞吐量是一大关键,也是亟待优化的问题之一。最大化车联网中的链路总容量,可以提高传输效率,从而为数据的传输、交互提供更好的基础保障。

2.1.2 车联网通信资源分配方案研究目标 2: 降低干扰

此外,在最大化吞吐量的同时,需要保障信息传输的可靠性。金久一等^[20]提出了一种基于深度强化学习的联合资源分配和功率控制算法,车辆从环境中自动提取特征,构造一个神经网络作为函数逼近器去拟合信道状态,根据信道状态自适应调整传输功率,通过与环境的交互为协作感知消息 (cooperative awareness message, CAM) 选择最优的子信道和传输功率,可以有效降低干扰,提高车间通信的可靠性。杨帆^[21]设计了一种面向单基站覆盖场景的基于限定正交频分资源的簇内 D2D 专用资源分配,以及针对不同数据的多播重传机制,解决了网络性能受限以及簇内无法正确接收数据车辆的重传问题。该机制能有效避免蜂窝用户及簇内各个车辆之间的干扰,从而达到信道优化的目的,保证 D2D 重传性能的提升。该机制同样可以运用到 V2V 环境中。王棒等^[22]提出了一种干扰控制的 D2D 通信资源分配算法,应用较快的图论算法为 D2D 用户分配蜂窝用户频谱资源,解决了车联网 D2D 通信复用蜂窝资源产生的同频干扰问题。提出的通信资源分配算法^[22]可以有效避免基站侧与 D2D 通信接收端的干扰,



保证 D2D 的最差信道状态质量,达到持续的 D2D 连接,实现信息实时安全可靠传播。冯泓焱^[23]提出了一种基于社交网络结合贪心策略的中继选择算法,不仅减少了中继节点探测数量,并且有效降低了系统中断概率,提高了 D2D 通信可靠性。该算法通过在车辆端引入社交网络模型,先通过物理传输距离和社交关系强度阈值的双重筛选来降低 D2D 中继节点探测成本,然后采用贪心策略为每一对车辆用户分配最优中继节点,以局部最优获得全局最优。唐伦等^[24]提出了一种基于能效的动态资源分配算法,通过联合考虑子信道调度、功率分配和拥塞控制,建立最大化系统能效的随机优化模型,保证 V2V 用户的时延及可靠性,同时满足蜂窝用户的速率需求。文献[24]利用 Lyapunov 随机优化方法,通过控制可接入数据量确保队列的稳定性,有效避免了网络堵塞,并根据实时网络负载状态,动态地进行资源调度,保证了网络稳定性以及用户的低时延、高可靠和高速率需求,同时提高了系统能效。Li 等^[25]提出一种联合功率控制和资源分配模式选择的新方法,解决混合集中式/分布式 V2X 通信系统在不同网络负载条件下的 V2X 资源分配问题,最大化 V2X 通信的整体信息价值,实现车载用户设备与其复用的行人用户设备之间的稳定匹配,最大限度地提高单个车载用户设备的信息价值,同时减轻其同频干扰。Ye 等^[26]提出了一种基于深度强化学习的 V2V 通信的分散式资源分配机制,该机制可应用于单播和广播场景。根据分散的资源分配机制,自主的“代理”、V2V 链路或车辆,在不需要或不必等待全局信息的情况下,自行决定寻找最佳的子频带和功率水平进行传输,最大限度地减少了 V2I 之间的通信干扰。

同样地,也有研究提出在提高数据传输速率的同时,保障车辆间通信的可靠性。Xu 等^[27]提出了一种基于多智能体深度确定性策略梯度 (deep deterministic policy gradient, DDPG) 算法,该算

法能够处理连续的高维动作空间以找到最佳分配策略,有效解决车辆通信中的资源分配问题。文献[27]选用 V2V 通信充当代理,并采用非正交多路访问 (non-orthogonal multiple access, NOMA) 技术共享预分配 V2I 通信频谱,在最大化 V2I 通信总速率的同时,保证 V2V 通信中关键信息安全传输的时延和可靠性要求。李一兵等^[11]提出了一种基于超图理论和遗传算法的资源分配算法,解决了交通密集环境下,高密度车流聚集,车辆节点频繁竞争固定分配的有限资源导致通信可靠性下降的问题。文献[11]通过复用 V2I 上行链路支持密集环境下的车辆通信,将高带宽应用的 V2I 链路容量最大化,以保证密集环境下的通信质量,减少资源冲突,进一步提升车联网的异构性能。王晓昌等^[28]提出一种基于联邦深度强化学习的频谱分配和功率控制联合优化框架,通过分布式的车辆端强化学习和基站聚合平均训练,找到最佳的频谱分配和功率控制策略,最大化 V2I 链路容量,保证 V2V 链路可靠性,从而保证不同车辆链路的 QoS 约束和车辆动态网络的鲁棒性。Liang 等^[29]提出一种资源最优分配并且对信道变化具有鲁棒性的新算法,在保证 V2V 链路的可靠性的前提下,最大化 V2I 链路的整体吞吐量,为高效可靠的车辆通信提供具有前景的解决方案。车辆高移动性导致瞬时信道状态信息 (channel state information, CSI) 在实践中难以跟踪,使得传统的 D2D 蜂窝网络的资源分配方案需要完整的 CSI,该方案有效解决了车辆高速移动性导致的快速信道变化问题。

对于车联网通信资源的优化,上述研究主要应用的方法是粒子群优化算法的延伸、强化学习算法、深度学习算法、深度强化学习算法等,可以看出,当前在通信资源的优化上,基于这几种算法的可行性相对而言是比较有效的。车联网通信资源优化分配管理的最终目的是通过最大化 V2V 及 V2I 的总吞吐量,提高数据传输速率,降低数据传输时延,保障车间通信可靠性,达到安全行驶的目的。

2.2 车联网计算与存储资源分配方案

车联网资源优化分配除了在通信上需要做大量的研究,还需要在计算与存储上进行深度探索,通过联合计算及存储资源,最大限度地获得最优的车联网资源优化分配方案,并将其应用在智能交通系统中,全面实现智慧交通。而在车联网计算与存储资源优化分配方面,主要考虑车辆、基础设施算力以及数据分配管理问题,但通过车辆及RSU的能力处理大量的数据远远不够。因此,采取边缘计算服务器根据数据大小、任务类型进行处理,可以有效解决车辆算力不够的问题,实现车联网通信的低时延、高可靠的目标。针对以上问题,国内外学者便通过边缘计算这一前沿技术考虑车联网计算与存储资源的优化。张海波等^[30]提出了一个以移动边缘计算(mobile edge computing, MEC)服务器平均能耗最小化为目标的随机优化问题,通过研究在NOMA协助的车辆边缘计算网络下构建计算卸载和内容缓存队列,获得系统最佳性能,并利用Lyapunov优化理论,提出动态联合计算卸载、内容缓存和资源分配算法,以此解决车辆端算力不足、任务处理时延大、能源消耗多、无线资源缺乏等问题。温琦丽等^[31]提出了一种基于移动边缘计算的车联网资源优化分配机制,通过最优化资源匹配卸载方案来最小化整体卸载时延。文献[31]可以有效降低V2I链路的任务处理时延,且只需要对原有基础设施架构进行小的更改,就能够与车联网中原有的边缘云卸载机制共存,有效解决车联网的资源优化分配问题。刘斐等^[32]提出了一种满足边缘计算服务器容量阈值和任务卸载成功率约束条件的多个边缘计算服务器相互协作的资源分配方案。该方案利用边缘云的计算资源,降低任务卸载时的平均等待时延,并且在降低单位时间总代价的基础上大幅提升时延性能,提高了现实生活中的用户体验。林峰等^[33]提出一种自适应的联合计算卸载资源分配算法,降低了车联网中计算任务的时延与能耗,

综合考虑每个车辆任务的大小、最大容忍时延、当前路边计算资源、网络带宽等,并且根据RSU的当前任务数量自动调整卸载平台和最优卸载比例,在获得卸载比例的同时对移动边缘计算的计算资源进行分配,以此解决多约束优化问题。Liu等^[34]通过探索车联网边缘计算网络架构,发现处于该环境中的车辆可以作为移动边缘服务器,为附近的用户设备提供计算服务,并基于Q-learning和深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)方法提出用户设备的车辆辅助卸载方案,以最大化车辆边缘计算网络的长期效用。文献[34]将固定边缘服务器和车载边缘服务器放置于同一网络中,基于DRL方法,根据实际环境执行两种边缘服务器的分流策略和资源分配方案,有效避免了维度灾难,降低了服务时延。

对于车联网计算与存储资源的优化分配管理,以上研究主要解决算力不够的问题,后续研究可以通过在边缘服务器上划分出虚拟单元,对任务的重要性分类存储,再进行计算,高效率地划分出有效数据甚至紧急数据的优先级,根据优先级对任务数据进行先后处理,以此提供给车辆用户更好、更有用的体验。

3 基于5G的车联网资源优化分配方案应用

相比上述传统车联网资源优化分配,基于5G的车联网资源优化分配具有以下特点。

- 高带宽。5G网络拥有比以前更高的带宽和更快的速度,这使得数据传输更快,实时性更高,从而为车联网提供更好的服务。
- 低时延。5G网络的时延更低,因此可以更快地响应车辆和设备的请求,使得车联网应用能够更加灵敏和可靠。
- 广连接。5G网络不仅支持车辆和设备之间的连接,还支持大规模物联网设备的连接,如道路设施、交通信号灯等,这意味着更多的设备和资源可被用于车联网。



- 高安全。5G 网络提供了更好的安全性保护措施,在认证和加密机制方面,能够更有效地保护车联网的隐私和安全。

3.1 5G+V2X

5G 是一种高速、低时延、大容量的无线通信技术。与前几代移动通信技术相比,5G 具有更快的传输速度、更低的时延、更大的容量、更广泛的连接性和更好的可靠性。这些特点使得 5G 技术与车联网有着密不可分的关联。基于 5G 技术,车联网可以实现更加高效的通信和数据传输,同时还可以大幅提升车联网资源的可靠性和稳定性。

5G 在车联网中的应用,主要考虑两个技术方面:网络切片与移动边缘计算。

- 网络切片。5G 网络要求高速应用场景的时速达到百千米,而在实际车联网应用场景中,则更要求网络具有 GB 级传输能力。面临车联网这种复杂应用场景的一些需求,以前的网络都通过改变物理网络来实现不同的应用,而 5G 网络使用同一网络,通过逻辑切片分配出不同业务的专用网络,实现大带宽、广连接、低时延、高可靠的需求。如果有不同要求的网络建设,则可以通过 5G 的网络切片技术,为车联网各业务分配出一条单独的通道。但是在以上需要实现的需求中,还需要考虑一些关键技术问题,其中分段之间的资源冲突就是车联网实现低时延、高可靠通信的一大难题。
- 移动边缘计算。5G 的移动边缘计算技术在车联网场景上具有极高的应用研究价值。首先,边缘计算通过部署在网络边缘,即靠近用户终端的地方,为用户提供所需的强大计算力和敏捷的响应能力。而移动边缘计算是对蜂窝网络的去中心化操作,移动边缘计算将数据存储在边缘,在边缘对数据进行处理,将一些关键信息传送到数据处理中心,即通常说的“边缘云”。移动

边缘计算的目标即降低时延,为应用程序提供更高效率的网络运营,以及提升用户的服务体验。

2020 年 7 月 3 日国际标准组织 3GPP 定义了 5G 车联网中的相关网络性能需求,并制定了相关标准^[35]。传统 V2X 与 5G-V2X 的部分性能对比见表 1。

表 1 传统 V2X 与 5G-V2X 的部分性能对比

参数	传统 V2X	5G-V2X
周期传输的典型频率	20~100 ms 一次	低至几毫秒一次
最小通信覆盖范围/m	100~320	1 000
负载/byte	50~1 200	50~6 500
最大端到端时延/ms	20	3
数据传输速率/(Gbit·s ⁻¹)	0.1	1

从表 1 可以看出,5G-V2X 的参数性能皆优于传统的 V2X,所以可以大力推动面向 5G+V2X 的车联网资源优化分配的研究。

结合当前先进的 5G 技术,实现车与一切之间的网络连接,是 5G 在车联网上非常重要的垂直应用,其中包括支持 V2V 和 V2I 直连通信,通过单播、多播以及广播等多种通信模式,以及感知互联、调度优化、重传控制以及 V2V、V2I 链路通信等技术,实现自动驾驶、外延传感器、车辆编排、远程辅助驾驶等丰富的智慧交通应用场景。具体来说,基于 5G 技术对车联网资源优化方面的贡献主要有以下几个方面。

- 实时数据传输。5G 技术的低时延特性可以保证车联网中的数据传输具有更高的实时性。这意味着车辆和交通设施之间可以更加快速和可靠地交换信息,从而提高道路交通的安全性和效率。
- 大容量数据传输。5G 技术的高速传输特性可以满足车联网中海量数据传输的需求,包括交通设施、车辆和乘客信息的传输,以及车联网系统的实时监控和控制。这将带来更加全面和精准的数据分析和决策,从而提高车联网系统的整体效率和智能化程度。

- 高可靠性通信。5G 技术的可靠性和稳定性可以保证车联网中的通信和数据传输的安全性和可靠性。这意味着车辆和交通设施之间可以更加安全和稳定地交换信息,从而减少交通事故和交通拥堵。
- 网络架构优化。基于 5G 技术的车联网系统可以实现更加灵活和高效的网络架构,包括通过边缘计算等技术,将一部分数据计算和数据处理放在车辆端和交通设施端,从而减少对中心服务器的依赖,提高车联网系统的效率和稳定性。

此外,人工智能技术在车联网中对“环境感知-决策规划-控制执行”过程的理解、学习和记忆,可以有效提高车联网环境中的交通运行效率。其中强化学习、深度学习技术被广泛用于任务自主训练与分类,可以降低人工处理数据的成本,提高数据优化的效率。人工智能技术能辅助智能交通提高安全性能、交通效率,改善环境质量以及推动产业发展。同时,智能交通系统的推广和应用,也将为城市智慧化建设和交通基础设施的升级提供新的发展机遇。因此,将人工智能相关技术结合到 5G 车联网资源优化分配中,能够推动智能交通产业发展和促进社会经济的可持续发展。可以从以下几个方面突出人工智能技术推动智能交通发展的贡献。

- 人工智能技术可以支持智能驾驶的实现。使用机器学习、深度学习等技术,可以使车辆具备感知、决策、执行等能力,从而实现自动驾驶。此外,还可以采用计算机视觉、雷达、激光雷达等传感器技术,实时监测交通状况,确保车辆行驶的安全。
- 人工智能技术可以支持交通流预测。通过采集交通数据、历史数据、天气数据等,运用机器学习、时间序列分析等技术,可以预测道路拥堵、交通事故等情况,为交通管理和规划提供决策支持。

- 人工智能技术可以支持智能交通控制的实现。采用智能交通信号控制、智能公交调度等技术手段,实现道路交通的优化调度,提高道路利用率,减少交通拥堵,提高出行效率。
- 人工智能技术可以支持人车协同的实现。采用车联网技术、无人机技术,以及智能手机等终端设备,实现车辆、行人、道路设施之间的信息交互和协同,提高道路交通的安全性和效率。

综上所述,人工智能技术在智能交通中的应用是多方面的,可以帮助实现智能驾驶、交通流预测、智能交通控制以及人车协同等功能,推动智能交通的发展和进步。

3.2 人工智能在 5G 车联网资源优化分配上的应用

人工智能技术已经在传统车联网的资源优化分配方案中被广泛甚至重点研究,由此可以看出,人工智能技术是未来智慧交通发展的关键技术之一。其次,资源分配的优化通常会被描述为非线性规划问题,这类问题本质上是非凸和 NP 困难(NP-hard)的,因此传统的方法一般无法很好地解决此类复杂问题,所以近几年,众多学者便采用与人工智能相关的算法在资源优化分配上做大量的实验与研究,且在研究中发现采用人工智能关键技术比传统方法有较大优势,优化效果也更接近理论值。例如,在车联网资源优化分配中,参与者的决策和行为往往受许多非理性因素的影响,如个人偏好、社会影响等,因此博弈论模型难以完全描述实际情况,并可能忽略一些重要的因素。而一些优化算法通常需要依赖于一些假设和先验知识,这些假设和先验知识可能与实际情况不完全一致,导致优化结果不准确或不可行,且在实时性要求高、数据量大的情况下受限。故在车联网资源优化分配中,使用人工智能技术具有更强的自适应性和灵活性。

一般研究常用的人工智能方法包含以下几



类：神经网络、深度学习、强化学习以及深度强化学习等。Abedi 等^[36]讨论了一种基于人工智能的任务分配算法，单独使用雾服务器或云计算，其计算能力会受限制，并且互联网连接也不稳定，设计该算法的目的在于通过在雾服务器和云服务器之间分配任务减少响应时间以及互联网流量。文献[36]将收到的任务数据随机发送给雾或云服务器，采用人工神经网络(artificial neural network, ANN)对任务数据进行筛选和分类，避免资源浪费。Liang 等^[37]对深度学习(deep learning, DL)在车辆网络无线资源分配中的应用进行了研究，继而开展了基于深度强化学习解决传统优化框架中难以处理甚至建模的资源分配问题研究，并进一步确定了其可行性与后续研究方向。Hussain 等^[38]在机器对机器通信网络中使用 *Q-learning* 算法进行时隙分配，并使用 *k-means* 聚类算法解决拥塞问题，证明了结合 *Q-learning* 算法的技术比这些技术本身具有更高的分配时隙概率。Salahuddin 等^[39]展示了基于强化学习的技术在车载云中提供资源的好处，强化学习技术可以智能感知长期利益，并且能最大限度地减少车辆云资源分配的开销。虽然目前研究提出了很多实验性车载云，但 ITS 服务提供商认为广泛部署车载云基础设施的经济可行性较低。其次，在较短时间内，研究中采用的马尔可夫决策过程(Markov decision process, MDP)方式的虚拟机(virtual machine, VM)迁移开销较大，但在长时间内，VM 迁移较少，开销也会减少，该方式适用于获得长期效益。Liang 等^[40]采用强化学习技术优化车联网动态资源，以此达到自适应地获得动态资源分配方案的目的，文献[40]首次在车联网资源分配环境中引入资源预留策略和二次资源分配机制，二次资源分配机制可以提高系统性能，减少较低级别信息的服务请求，从而获得更高的系统效益。Zong 等^[41]基于环境的时变特性，提出了一种多智能体强化学习算法，并将其与其他算法进行性能比较，该

算法能够确定出最优的资源分配策略，并根据经济状况采用更灵活的分配策略，为管理决策者提供参考。Gai 等^[42]提出了一种基于强化学习机制设计的物理信息系统(cyber-physical system, CPS)资源分配新方法，通过 QoE 评价和测量方法检查服务水平，实现动态资源分配，避免输入固定的任务数据，达到更智能、更真实、更靠近实际应用的目的。Wang 等^[43]提出了一种基于深度强化学习的资源分配(deep reinforcement learning based resource allocation, DRLRA)方案，该方案能够自适应地分配计算和网络资源，大大减少平均服务时间，并且能在不同的 MEC 环境下平衡资源的使用。但文献[43]只将开放最短路径优先(open shortest path first, OSPF)算法作为提出算法的对比，参考算法较少，无法证明提出算法是否较其他相关算法具有某些性能方面的劣势或优势，无法突出是否具有可改进性。

从以上将人工智能技术应用到车联网资源优化分配的研究中可以看出，将人工智能与 5G 技术紧密结合，能够将通信资源、计算资源和存储资源统一整合起来，除了有利于车联网资源的整合，还有利于交通资源的优化调度，实现低时延、高可靠的车联网目标。所以，在当前乃至未来的研究中，将人工智能技术应用到 5G 以及未来的 6G/7G 车联网资源优化分配中是必然的，并且人工智能的相关技术在大大提高车联网中的通信资源、计算资源以及存储资源分配效率的同时，也提高了 V2V、V2I 等信息交互的能力，从而提高道路环境的通行效率和安全效率。接下来，笔者将重点研究人工智能技术在 5G 车联网资源优化分配的应用，继续探索如何优化车联网资源的联合调度，进一步提高时效性与安全性，推进智慧交通的实现，进而打造智慧城市。

3.3 5G 车联网资源优化分配的创新性

通过以上研究，不难发现结合 5G 的车联网具

有资源优化分配的突出优势。接下来, 本文将从以下几个方面归纳 5G 车联网资源优化分配的创新性。

- 高带宽和低时延。5G 网络具有更高的带宽和更低的时延, 可以支持更多的车联网应用, 如车辆自动驾驶和高清视频传输。这为车联网资源优化分配研究带来了更大的挑战和机遇, 需要针对 5G 网络的特点进行优化和调整。
- 多种通信技术的融合。5G 网络可以融合多种通信技术, 如车载网络、Wi-Fi、蜂窝网络等, 可以更好地满足车联网的通信需求。这为车联网资源优化分配研究提供了更多的选择和机会, 可以通过融合不同的通信技术, 实现车联网资源更加高效的分配和利用。
- 边缘计算的引入。5G 网络可以支持边缘计算, 将计算和处理任务分配到车辆或车辆附近的边缘节点进行处理, 可以减少数据传输时延和网络拥堵问题, 提高资源利用效率和性能。这为车联网资源优化分配研究带来了新的思路和方法, 可以通过边缘计算技术进行优化和改进。
- 人工智能技术的结合。5G 车联网资源优化分配研究可以利用人工智能技术进行数据分析和处理, 实现车辆之间的协同优化和资源的高效分配。这为车联网资源优化分配研究带来了新的思路和方法, 可以通过机器学习算法实现车辆行驶数据的分析和优化。

此外, 5G 车联网还可结合区块链技术对信息交互提供安全保障, 但现有研究太少。例如, 5G 车联网资源优化分配研究引入了区块链技术, 实现了车辆之间的资源共享和交换, 并提高了数据的安全性和隐私性。

综上所述, 5G 车联网资源优化分配研究的创

新性将为车联网的发展提供更好的支持和推动。

4 结束语

车联网作为物联网领域最具潜力的应用, 是未来 5G 的典型应用之一, 也是未来最重要的智慧交通技术发展方向之一。而 5G 车联网资源优化分配是 5G 车联网技术发展的重要方向之一, 通过对车辆、通信、计算以及存储资源进行优化分配, 提高 5G 车联网系统的性能和效率。以下是 5G 车联网资源优化分配的发展前景和展望。

- 提高通信资源利用率。5G 车联网资源优化分配可以通过智能调度和资源共享, 实现通信资源的最优化利用。通过优化网络传输协议、智能调度网络带宽等技术手段, 可以有效减少网络拥塞和时延, 提高通信数据传输的质量和效率。
- 优化车辆资源调度。5G 车联网资源优化分配可以对车辆资源进行智能调度和优化, 实现最优化的车辆调度和分配, 提高车辆的使用效率和运营效益。通过对车辆的实时定位和行驶状态进行监控, 以及对车辆路线和目的地进行规划和调度, 可以实现最优化的车辆调度和运营管理。
- 推动智慧交通建设。5G 车联网资源优化分配是智慧交通建设的重要手段之一, 可以通过与其他交通领域的技术进行融合, 实现智能交通系统的建设和发展。其次, 5G 车联网资源优化分配可以与城市交通规划、城市管理、城市安防等领域的技术融合, 共同推动智慧交通的建设。
- 推动产业发展。5G 车联网资源优化分配技术的发展将为车联网产业的发展提供强有力的技术支撑和保障。同时, 5G 车联网资源优化分配技术的应用将带动智慧交通和智能制造等产业的发展和升级, 促进产业整体发展和转型升级。



总之, 5G 车联网资源优化分配技术的发展前景非常广阔, 具有重要的实际应用和科研价值, 有望成为 5G 车联网技术发展的重要方向之一。

参考文献:

- [1] 陈山枝, 葛雨明, 时岩. 蜂窝车联网(C-V2X)技术发展、应用及展望[J]. 电信科学, 2022, 38(1): 1-12.
CHEN S Z, GE Y M, SHI Y. Technology development, application and prospect of cellular vehicle-to-everything (C-V2X)[J]. Telecommunications Science, 2022, 38(1): 1-12.
- [2] 井晓. 浅析车联网技术与应用[J]. 上海汽车, 2019(4): 9-12.
JING X. Analysis on the technology and application of vehicle networking[J]. Shanghai Auto, 2019(4): 9-12.
- [3] 黄语骁. 车联网网络安全技术研究[J]. 电子世界, 2018(19): 49-50.
HUANG Y X. Research on network security technology of Internet of vehicles[J]. Electronics World, 2018(19): 49-50.
- [4] WANG L L, GUI J S, DENG X H, et al. Routing algorithm based on vehicle position analysis for Internet of vehicles[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(12): 11701-11712.
- [5] 胡悦. 基于车联网大数据的交通路况预测研究[J]. 长江信息通信, 2022(5): 141-144.
HU Y. Research on traffic condition prediction based on big data of Internet of vehicles[J]. Changjiang Information & Communications, 2022(5): 141-144.
- [6] YUE Q, JIANG K, LIU C J. Design of obstacle avoidance path planning system for intelligent vehicles based on Internet of things[C]//Proceedings of 2021 International Conference of Social Computing and Digital Economy (ICSCDE). Piscataway: IEEE Press, 2021: 142-147.
- [7] WANG W, XIA F, NIE H S, et al. Vehicle trajectory clustering based on dynamic representation learning of Internet of vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(6): 3567-3576.
- [8] 马佳荣, 李兰凤, 张志恒. 基于车联网的定位技术研究及展望[J]. 物联网技术, 2021, 11(11): 4-6.
MA J R, LI L F, ZHANG Z H. Research and prospect of positioning technology based on Internet of vehicles[J]. Internet of Things Technologies, 2021, 11(11): 4-6.
- [9] 宁玉桥, 赵浩, 霍全瑞, 等. 车联网网络安全技术研究[J]. 汽车实用技术, 2021, 46(24): 15-21.
NING Y Q, ZHAO H, HUO Q R, et al. Research on cybersecurity technique of Internet of vehicles[J]. Automobile Technology, 2021, 46(24): 15-21.
- [10] 翟冠杰. 车联网体系结构分析及关键技术应用探讨[J]. 电子测试, 2018(23): 76-77.
ZHAI G J. Analysis of vehicle networking architecture and application of key technologies[J]. Electronic Test, 2018(23): 76-77.
- [11] 李一兵, 王宁馨, 吕威. 蜂窝车联网中基于服务异构性的 V2V 通信资源分配算法研究[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(1): 235-242.
LI Y B, WANG N X, LYU W. Research on resource allocation algorithm based on service heterogeneity in V2V communication in C-V2X[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(1): 235-242.
- [12] 黄澄. 基于粒子群优化的毫米波通信网络资源分配算法[J]. 物联网技术, 2019, 9(11): 33-35, 38.
HUANG C. Resource allocation algorithm of millimeter wave communication network based on particle swarm optimization[J]. Internet of Things Technologies, 2019, 9(11): 33-35, 38.
- [13] 赵晓焱, 陈亚军, 袁培燕. D2D 通信中资源分配与功率优化联合算法[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(5): 1-4, 10.
ZHAO X Y, CHEN Y J, YUAN P Y. Joint algorithm of resource allocation and power optimization in for device-to-device (D2D) communication[J]. Microelectronics & Computer, 2018, 35(5): 1-4, 10.
- [14] 沈悦, 刘占军, 武汉, 等. 支持 D2D 通信的蜂窝网自适应资源分配算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(2): 107-113.
SHEN Y, LIU Z J, WU H, et al. Adaptive resource allocation algorithm for cellular networks supporting D2D communication[J]. Computer Engineering, 2018, 44(2): 107-113.
- [15] 覃琦超, 翟雷. D2D 通信中信道分配与功率优化联合算法[J]. 现代电子技术, 2020, 43(23): 11-14, 19.
QIN Q C, ZHAI L. Joint algorithms of channel allocation and power optimization in D2D communication[J]. Modern Electronics Technique, 2020, 43(23): 11-14, 19.
- [16] 肖瑶, 刘会衡, 程晓红, 等. 基于灰狼优化和匈牙利算法的 D2D 资源分配策略[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(5): 1529-1533.
XIAO Y, LIU H H, CHENG X H, et al. D2D resource allocation strategy based on gray wolf optimizer and Hungarian algorithm[J]. Application Research of Computers, 2022, 39(5): 1529-1533.
- [17] HE C L, CHEN Q, PAN C H, et al. Resource allocation schemes based on coalition games for vehicular communications[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(12): 2340-2343.
- [18] 刘毅, 肖玲玲, 王改静, 等. 基于联合优化的 D2D 资源分配算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2020, 50(1): 306-314.
LIU Y, XIAO L L, WANG G J, et al. Resource allocation algorithm based joint optimization for D2D communications in cellular networks[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2020, 50(1): 306-314.

- [19] YANG H L, XIE X Z, KADOCH M. Intelligent resource management based on reinforcement learning for ultra-reliable and low-latency IoV communication networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(5): 4157-4169.
- [20] 金久一, 邱恭安. C-V2X 通信中资源分配与功率控制联合优化[J]. *计算机工程*, 2021, 47(10): 147-152.
- JIN J Y, QIU G A. Joint optimization of resource allocation and power control in C-V2X communications[J]. *Computer Engineering*, 2021, 47(10): 147-152.
- [21] 杨帆. 车联网场景下 LTE-D2D 通信的资源分配、干扰管理与网络性能研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2021.
- YANG F. Research on resource allocation, interference management and network performance of LTE-D2D communication in vehicle networking scenarios[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2021.
- [22] 王棒, 邱恭安. 干扰控制的车联网 D2D 通信资源分配算法[J]. *计算机工程与设计*, 2019, 40(8): 2106-2110.
- WANG B, QIU G A. Resource allocation algorithm with interference control for D2D communication in Internet of vehicles[J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40(8): 2106-2110.
- [23] 冯泓翥. 基于车辆 D2D 通信的资源分配和中继选择算法研究与实现[D]. 上海: 东华大学, 2021.
- FENG H Z. Research and implementation of resource allocation and relay selection algorithm based on vehicle D2D communication[D]. Shanghai: Donghua University, 2021.
- [24] 唐伦, 肖娇, 赵国繁, 等. 基于能效的 NOMA 蜂窝车联网动态资源分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(2): 526-533.
- TANG L, XIAO J, ZHAO G F, et al. Energy efficiency based dynamic resource allocation algorithm for cellular vehicular based on non-orthogonal multiple access[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(2): 526-533.
- [25] LI X S, MA L, SHANKARAN R, et al. Joint power control and resource allocation mode selection for safety-related V2X communication[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(8): 7970-7986.
- [26] 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.
- [27] XU Y H, YANG C C, HUA M, et al. Deep deterministic policy gradient (DDPG)-based resource allocation scheme for NOMA vehicular communications[J]. *IEEE Access*, 2020(8): 18797-18807.
- [28] 王晓昌, 吴璠, 孙彦赞, 等. 基于联邦深度强化学习的车联网资源分配[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(10): 114-120.
- WANG X C, WU F, SUN Y Z, et al. Internet of vehicles resource management based on federal deep reinforcement learning[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(10): 114-120.
- [29] LIANG L, LI G Y, XU W. Resource allocation for D2D-enabled vehicular communications[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(7): 3186-3197.
- [30] 张海波, 陶小方, 刘开健. 面向非正交多址的车联网中资源优化方案[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(6): 103-109.
- ZHANG H B, TAO X F, LIU K J. Resource optimization scheme for non-orthogonal multiple access in Internet of vehicles[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(6): 103-109.
- [31] 温琦丽, 洪高风, 苏伟. 一种基于车联网的边缘云资源分配优化方案[J]. *电信科学*, 2019, 35(S2): 185-190.
- WEN Q L, HONG G F, SU W. An edge cloud resource allocation optimization based on Internet of vehicles[J]. *Telecommunications Science*, 2019, 35(S2): 185-190.
- [32] 刘斐, 曹钰杰, 章国安. 车联网场景下移动边缘计算协作式资源分配策略[J]. *电讯技术*, 2021, 61(7): 858-864.
- LIU F, CAO Y J, ZHANG G A. Collaborative resource allocation strategy for mobile edge computing in vehicular networks[J]. *Telecommunication Engineering*, 2021, 61(7): 858-864.
- [33] 林峰, 罗钺文, 丁鹏举, 等. 车联网中自适应联合计算卸载资源分配算法[J]. *计算机工程与设计*, 2021, 42(7): 1824-1830.
- LIN F, LUO C W, DING P J, et al. Resource allocation algorithm for adaptive joint computing offloading in C-V2X[J]. *Computer Engineering and Design*, 2021, 42(7): 1824-1830.
- [34] 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.
- [35] ETSI. LTE; Service requirements for V2X services (V16.0.0; 3GPP TS 22.185 version 16.0.0 release 16): ETSI TS 122 185-2020[S]. 2020.
- [36] ABEDI M, POURKIANI M. Resource allocation in combined fog-cloud scenarios by using artificial intelligence[C]//*Proceedings of 2020 Fifth International Conference on Fog and Mobile Edge Computing (FMEC)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 218-222.
- [37] LIANG L, YE H, YU G D, et al. Deep-learning-based wireless resource allocation with application to vehicular networks[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2020, 108(2): 341-356.
- [38] HUSSAIN F, ANPALAGAN A, KHWAJA A S, et al. Resource allocation and congestion control in clustered M2M communication using Q-learning[J]. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, 2017, 28(4): e3039.
- [39] SALAHUDDIN M A, AL-FUQAHA A, GUIZANI M. Reinforcement learning for resource provisioning in the vehicular cloud[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2016, 23(4): 128-135.
- [40] LIANG H B, ZHANG X H, HONG X T, et al. Reinforcement



learning enabled dynamic resource allocation in the Internet of vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(7): 4957-4967.

- [41] ZONG K, LUO C C. Reinforcement learning based framework for COVID-19 resource allocation[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022(167): 107960.
- [42] GAI K K, QIU M K. Optimal resource allocation using reinforcement learning for IoT content-centric services[J]. Applied Soft Computing, 2018(70): 12-21.
- [43] WANG J D, ZHAO L, LIU J J, et al. Smart resource allocation for mobile edge computing: a deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2021, 9(3): 1529-1541.

[作者简介]



郑成渝（1968- ），男，中国电信股份有限公司四川分公司党委书记、总经理、高级工程师，主要研究方向为计算机 IT 系统架构、移动通信网络等。



姚依婷（1995- ），女，西南交通大学博士生，主要研究方向为智能交通、无线网络、人工智能和车联网资源优化与配置。



梁宏斌（1972- ），男，博士，西南交通大学教授、博士生导师，主要研究方向为无线通信技术、车联网、智能交通与物流以及信息安全等。



王磊（1995- ），男，西南交通大学博士生，主要研究方向为智能交通系统、人工智能和移动边缘计算。