

车路云一体化

Research on Wireless Communication
Resource Scheduling Technology in
Vehicle-Road-Cloud Integration System

系统无线通信资源调度技术研究

陈斌¹,邱佳慧¹,张香云¹,高沛¹,李洋²,李静林²(1. 中国联合网络通信集团有限公司,北京 100033;2. 北京邮电大学,北京 100876)

Chen Bin¹, Qiu Jiahui¹, Zhang Xiangyun¹, Gao Pei¹, Li Yang², Li Jinglin²(1. China United Network Communications Group Co., Ltd., Beijing 100033, China; 2. Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

摘要:

为了保证高等级自动驾驶的安全,车载智能需要通过车路协同扩展感知范围,实现车路协同智能驾驶。这种车路之间的一体化协作具有时变性和复杂性,传统物联网汇聚模式的无线通信资源调度已经难以满足需求。为了在复杂环境下高效管理无线资源,提出适合高等级智能驾驶的车路协同无线通信资源调度框架,将车载智能和路侧智能建模为多智能体系统,通过对协同需求和通信环境的认知,实现智能体间的合作式资源分配,完成无线通信资源的最优调度。

关键词:

车路云一体化;智能网联汽车;多智能体强化学习
doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2026.02.006
文章编号:1007-3043(2026)02-0028-05
中图分类号:TN929.5
文献标识码:A
开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

In order to ensure the safety of high-level automatic driving, in-vehicle intelligence needs to extend the perception range through vehicle-road collaboration to achieve vehicle-road collaborative intelligent driving. This kind of integrated collaboration between vehicle and road has time-varying and complexity, and the wireless communication resource scheduling of the traditional IoT convergence mode is already difficult to meet the demand. In order to efficiently manage wireless resources in complex environments, it proposes a wireless communication resource scheduling framework for vehicle-road collaboration suitable for high-level intelligent driving, which models vehicle intelligence and roadside intelligence as multi-agent systems, and achieves cooperative resource allocation among intelligences and optimal scheduling of wireless communication resources through the cognition of collaborative demands and communication environments.

Keywords:

Vehicle-road-cloud integration; Intelligent connected vehicles; Multi-agent reinforcement learning

引用格式:陈斌,邱佳慧,张香云,等. 车路云一体化系统无线通信资源调度技术研究[J]. 邮电设计技术,2026(2):28-32.

1 概述

车路云一体化系统是交通、汽车和通信深度融合的系统,它基于车载感知、路侧感知、边缘计算及C-V2X和4G/5G通信技术,实现车载智能、路侧智能和云端智能的全方位协同配合,从而满足不同等级自动驾驶车辆安全、高效行驶的需求^[1]。

车联网是车路云一体化系统的基础支撑网络,目前车联网的主要通信技术是基于蜂窝网络的车联网

通信技术(Cellular Vehicle-to-Everything, C-V2X)。C-V2X系统内的信息交换由不同实体之间的接口实现,如通过C-V2X的PC5口完成车对车(V2V)和车对基础设施(V2I)的直通通信,使用C-V2X的Uu口完成车对网络(V2N)的蜂窝通信。在5G技术的支持下,新一代C-V2X还能够结合多接入边缘计算(MEC),支持车载智能之间、车载智能和路侧智能之间的高吞吐量、高可靠和低延迟的通信,实现如协同感知、协同决策规划、协同控制等任务,以达到自动驾驶车辆性能和交通全局最优化发展目标。

目前C-V2X的PC5口被分配了5.9 GHz频点20

收稿日期:2026-01-09

MHz的带宽提供安全信息服务、路侧信息服务等基于短报文的安全保障服务,但这样的带宽难以满足车车之间进行协同感知等对带宽需求较大的服务需求。尽管面向短距离通信的V2V/V2I链路可以复用基于蜂窝通信的V2N链路所占用的频谱资源,从而提高频谱利用率,但在复用频谱资源时会出现严重的干扰,从而影响V2V/V2I链路的吞吐量^[2]。此外,车辆的高速移动和道路交通环境的复杂多变,导致无线通信资源分配变得更加困难。如何合理地管理频谱资源分配并动态控制车辆发射功率,从而优化车联网通信性能,是一个亟待解决的紧迫问题和挑战。

2 车路云一体化系统无线通信资源调度框架

2.1 系统架构

针对车路云一体化系统中的车车、车路混合协同场景,C-V2X提供2种无线通信资源调度模式:管理模式(PC5 Mode 3)和非管理模式(PC5 Mode 4)。在管理模式下,基站参与车辆直通通信资源调度,由基站通过Uu接口的控制信令辅助车辆进行流量调度和干扰管理。在非管理模式下,车辆的无线资源由自己独立控制,通过车辆间的分布式算法进行流量调度和干扰管理。

基于LTE-V2X技术的C-V2X体系使用5.9 GHz专用频点,通过广播模式提供短报文类的V2V服务。由于车辆渗透率不高,业务模式简单,基于非管理模式进行无线通信资源管理能够满足车路协同要求。但如果考虑复用5G频率资源支持V2V单播服务,就会导致PC5接口和Uu接口产生较强的同频干扰,必须采用管理模式优化无线资源。由于车辆的移动性和场景的复杂性,大规模V2X资源调度存在实时性与效率问题,需针对交通环境特点进行针对性优化设计。

在道路交通环境中,车辆需遵循车道、红绿灯等交通约束,因此各车辆的运动趋势基本是可预期的,在车道上形成由头车和跟驰车辆形成的虚拟编队(Platoon),完成有秩序的行驶。在虚拟编队中,车辆之间的相对位置具有一定稳定性,因此可以基于虚拟编队提供头车V2I/V2N通信,头车与跟驰车辆间V2V通信的无线通信资源规划。其中虚拟编队的头车被称为编队队头(Platoon Leader, PL),其他车辆被称为编队队员(Platoon Member, PM),具体如图1所示。

为了实现V2X无线通信资源的有效调度,需在车载智能和路侧智能中增加无线资源分配模块,且车载

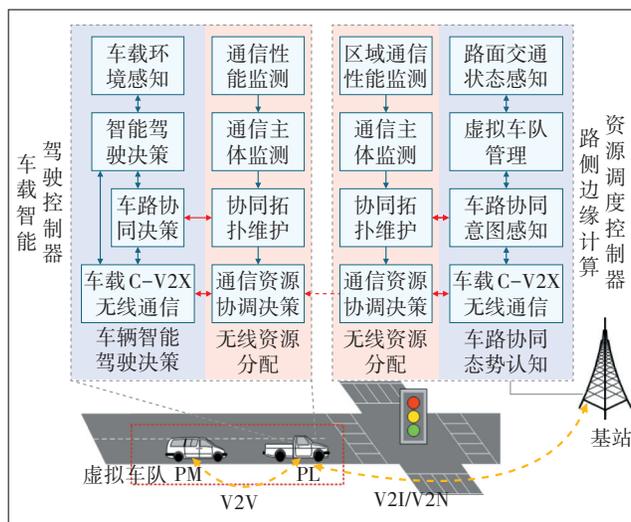


图1 车路云一体化系统中的通信资源调度架构

智能的无线资源分配模块与路侧智能的无线资源分配模块进行交互,实现有管理的无线资源调度。

2.2 功能定义

车载无线资源分配模块主要包括通信性能监测、通信主体监测、协同拓扑维护、通信资源协调决策功能。其中通信性能监测主要完成V2X通信指标的收集,供通信资源调度决策使用。通信主体监测则通过V2X通信内容探测周边可进行V2X协同的通信主体、供协同拓扑维护可通信的V2X主体列表及通信拓扑状态。协同拓扑维护还需要与智能驾驶的车路协同决策协调,根据虚拟编队的协同认知/协同决策需求,进行通信拓扑的规划。通信资源协调决策则根据路侧通信资源管理策略和协同拓扑维护需求,完成V2X通信资源的智能调度。

路侧无线资源分配模块主要包括区域通信性能监测、通信主体监测、协同拓扑维护、通信资源调度决策功能。其中区域通信性能监测主要完成多个基站覆盖范围内Uu口通信指标的收集和车辆上报的PC5口通信指标的收集,供通信资源调度决策使用。通信主体监测则通过车辆Uu口上报信息汇聚基站覆盖范围内可进行V2X协同的通信主体、供协同拓扑维护可通信的V2X主体列表及通信拓扑状态。协同拓扑维护还需与路侧车路协同控制智能的车路协同意图感知进行协调,根据路侧智能发现和识别的虚拟编队,预测可能进行协同认知/协同决策的需求,并进行通信拓扑的规划。通信资源调度决策则制定通信资源管理策略,并根据协同拓扑维护需求,对区域内的虚拟编队队头车辆下发V2X通信资源的智能调度策略。

3 无线通信资源调度模型

3.1 车路云一体化系统的通信与干扰模型

根据车路云一体化系统的无线通信资源调度框架,路面的车辆可被划分为多个虚拟编队,编队队头与编队队员进行V2V通信以完成协同感知和决策,编队队头与路侧基站进行V2I/V2N通信以完成无线通信资源感知与调度策略同步(见图2)。

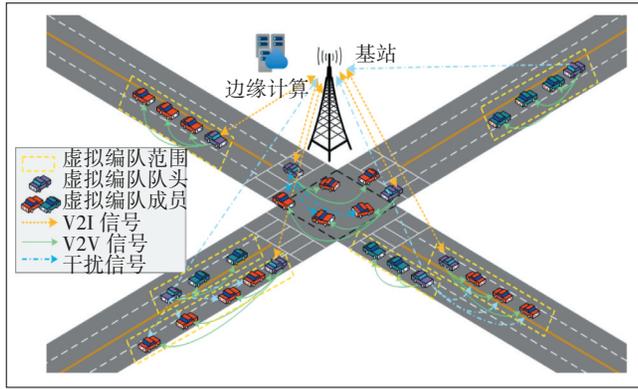


图2 车路云一体化系统通信与干扰示意

设集合 $P = \{1, 2, \dots, p\}$, $p \in N$ 表示多个虚拟编队的集合, $N_i = \{1, 2, \dots, n_i\}$, $n_i \in N$, $i \in P$ 表示第 i 个虚拟编队所包含的车辆,从队头(PL)开始依次编号。

车联网采用正交频分复用(OFDM)技术,多个连续的子载波被划分成一个频谱子信道。对于每帧资源分配, Δt 表示时间间隔, $t \in N$ 为第 N 个时间间隔, N 为正整数。通信系统的带宽被分成若干个正交的子信道。所有子通道的大小为 W 。所有子通道的集合表示为 $M = \{1, 2, \dots, m\}$ 。假设在一个子信道内的信道衰落大致相同且和不同的子信道相独立,在一个相干时间周期内,编队在子信道中的信道功率增益同时考虑与频率无关的大规模衰落效应(路径损失和阴影)和小尺度衰落的功率分量(假设其呈指数分布)。

定义 $\alpha_{i,m}^t \in \{0,1\}$ 为在时间段 t 内子信道 m 是否分配给了第 i 个编队。二进制变量 $\beta_i^t \in \{0,1\}$ 表示编队如何为该子信道选择通信模式。当 $\beta_i^t = 0$ 时,表示该编队决定利用该子信道进行队间V2I通信;当 $\beta_i^t = 1$ 时,表示该子信道将用于队内V2V通信。

对于第 i 个编队与基站在 t 时段的V2I通信,链路上接收到的信噪比(SINR)的计算表达式为:

$$\zeta_{i,R}^t[m] = \frac{\alpha_{i,m}^t \times h_{i,R}^t[m] \times P_i^t[m] \times (1 - \beta_i^t)}{\sum_{i'} \alpha_{i',m}^t \times h_{i',R}^t[m] \times P_{i'}^t[m] \sigma^2}, \quad i \neq i' \quad (1)$$

将其他编队产生的干扰视为无关信号,用 $P_{i'}^t[m]$ 表示 $PL_{i'}$ 在子信道 j 上的传输功率, $h_{i,R}^t[m]$ 表示第 i 个PL与子信道上基站之间的传输增益。 σ^2 表示正态分布的噪声功率。 $I_i^t[m]$ 表示其他编队对第 i 编队的总干扰功率,有:

$$I_i^t[m] = \sum_{i'} \alpha_{i',m}^t \times h_{i',R}^t[m] \times P_{i'}^t[m], \quad i \neq i' \quad (2)$$

根据香农理论,可以将第 i 编队与基站之间V2I通信的瞬时速率(信道容量:bit/s)表示为:

$$C_{i,R}^t[m] = \log_2(\zeta_{i,R}^t[m] + 1) \quad (3)$$

同理,在时间段 t 内,编队中编队领头以V2V方式与后续车辆通信,链路上收到的信号的信噪比为:

$$\zeta_{i,j}^t[m] = \frac{\beta_i^t \times \alpha_{i,m}^t \times h_{i,j}^t[m] \times P_i^t[m]}{\sigma^2 + \sum_{i'} \alpha_{i',m}^t \times h_{i',j}^t[m] \times P_{i'}^t[m]}, \quad i \neq i', \quad j \in N_i \quad (4)$$

其中, $P_i^t[m]$ 为编队的发射功率, $h_{i,j}^t[m]$ 为编队 N_i 中的编队成员通过子信道 m 通信时的信道增益。因此,编队 i 中的编队成员与其他编队成员的V2V通信的瞬时速率(信道容量:bit/s)为:

$$C_{i,j}^t[m] = \log_2(\zeta_{i,j}^t[m] + 1) \quad (5)$$

考虑到队列需要与基站保持实时通信以交换道路信息和队列状态,引入信息年龄(Age of Information, AoI)对其实时性能进行评价。编队 i 的AoI用 A_i^t 表示, t 为当前时间到最后一次V2I通信时间点之间的时间段^[3]。 $C_{i,R}^{\min}$ 为V2I通信所需的最小容量。每当与基站通信成功后,编队 i 的AoI值将被重置为 Δt 。编队 i 的AoI按式(6)进行迭代更新:

$$A_i^{t+1} = \begin{cases} A_i^t + \Delta t, & \text{当 } \alpha_{i,m}^t (1 - \beta_i^t) \times C_{i,R}^t[m] < C_{i,R}^{\min} \\ \Delta t, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

至此得到了编队 i 的多目标优化问题模型:

$$\begin{aligned} & \min_{\alpha, \beta, P} \left\{ \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T A_i^t, - \Pr \left\{ \sum_{t=1}^T \sum_{m \in M} \min_j \{ C_{i,j}^t[m] \} \Delta t \geq B_i \right\}, \right. \\ & \left. \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \sum_{m \in M} P_i^t[m] \right\} \\ & \text{s.t.} \begin{cases} C1: C_{i,R}^t[m] \geq C_{i,R}^{\min}, \quad \forall i \in P, \quad \forall m \in M \\ C2: \alpha_{i,m}^t, \beta_i^t \in \{0,1\}, \quad \forall i \in P, \quad \forall m \in M \\ C3: \sum_{m \in M} \beta_{i,m}^t \leq 1, \quad i \in P, \quad \forall t \in N \\ C4: P_i^t[m] \leq P_i^{\max}, \quad \forall i \in P, \quad \forall m \in M \end{cases} \quad (7) \end{aligned}$$

其中, B_i 为 PL_i 生成的协同数据大小。优化目标的第2项为最大化协同数据传输成功概率。问题的优化目标是在每个周期 T (传播周期必须小于 100 ms ^[4])

内,最小化期望的AoI和发射功率,同时最大化数据传输成功率。约束C3表示每个编队在每个时间段内只能访问一个正交子信道。约束C4表明每个编队队头的发射功率应低于其最大功率。

3.2 通信与干扰优化模型

由于无线信道特性随着复杂交通环境的变化而不断变化,对车路云一体化系统的通信与干扰模型求取全局最优是一个挑战。

近年来,强化学习(RL)在解决不确定决策问题方面表现出了优异的性能并日益受到关注。然而由于交通场景的复杂性,无法将整个交通环境作为一个智能体进行建模和训练,并且由于车辆之间的决策和行为相互作用,常常难以获得最优策略。因此,可以将交通场景中的虚拟编队建模为一个智能体,车联网的无线资源状态及相互干扰是智能体的环境,通过多智能体深度强化学习(MADRL)方法学习最优决策策略以最大化系统性能。MADRL方法能够处理多智能体之间的相互影响,应对动态变化的环境。在此基础上,可以使用基于Actor-Critic的MADRL算法来解决编队场景中的频谱资源分配和发射功率选择问题。

考虑到不同虚拟编队的任务可能不同,即不同智能体的预期不同,需针对不同的智能体设计不同的评价策略。在Actor-Critic基础上,设计层次化和异构的Critic,为具有不同任务的智能体提供异构的Critic,消除智能体之间的依赖关系,使每个智能体仅基于本地观察选择动作。

训练完成的智能体模型,将由路侧边缘计算根据交通环境挖掘出的虚拟编队类型、运行环境状态进行智能体模型筛选,并作为无线资源调度策略下发到每个虚拟编队的队头车辆,由其本地执行,完成V2X无线资源的虚拟编队内调度。

4 无线通信资源调度效果验证

4.1 仿真环境与模型方法

为了验证车路云一体化无线通信资源调度效果,本文根据文献[5-8]中定义的方法和城市道路场景搭建了仿真环境,主要参数如表1所示。

选择的多智能体强化学习方法包括:

a) 传统DDPG算法。它是完全集中式算法,所有的编队都被视为一个代理,边缘计算需要获取代理的观察和动作信息,所有的计算和决策都在路侧边缘计算中完成。

表1 仿真参数设置

参数	参数值
载波频率/GHz	2
带宽/kHz	180
车辆总数	16~50
编队车辆数量	4~10
CAM大小/KB	3~7
CAM广播时间限制T/ms	100

b) 完全去中心化MADDPG算法。去中心化的MADDPG模型将每个编队视为一个智能体,不存在全局价值网络,每个代理以完全分散的方式根据其观察选择适当的动作。

c) 基于注意力价值分解的MADDPG算法(AVF)。AVF算法在边缘计算中部署全局价值网络(Global Value Network, AVF),以促进各编队合作。每个编队智能体部署一个本地价值网络和一个动作网络,从而根据自己的观察做出决策,无需其他编队的信息。

d) 基于全局评价和任务分解策略的MADDPG算法(AVF with TDec)。根据文献[9]的思想建立的MADDPG方法,采用全局评价和任务分解策略,在输入到其价值网络时,从全局评价的角度来看,所有子任务都具有同等的重要性。

4.2 仿真结果分析

以发送协同感知数据(CAM)为例,图3的仿真结果验证了编队内间距、编队中车辆数量、资源块数量(RBs)以及协同感知数据消息大小对性能的影响。

在图3(a)中,随着编队内间距的变化,3种模型(DDPG、MADDPG、AVF)的平均AoI值出现了较大的波动,AVF with TDec的平均AoI值稳定在5 ms左右。

在图3(b)中,随着编队车辆数量的增加,3种模型(DDPG、MADDPG、AVF)的AoI值呈上升趋势。这是因为随着车辆密度的增加,队头(PL)需要花费更多时间通过V2V通信将CAM消息传递给后续车队成员(PM)。

图3(c)显示,AVF with TDec模型在不同数量的通信资源块(RB)情况下均能够保持较低的平均AoI值。

图3(d)与图3(b)相似,随着CAM消息大小的增加,V2V通信时间增加,从而增加了AoI值。AVF的增长趋势与AVF with TDec类似。这是因为这2种方法都优化了全局和局部奖励,能够兼顾个体性能和代理间合作。相比较而言,任务分解策略的引入使模型更加稳定,具有更强的泛化能力,使模型能够适应更多

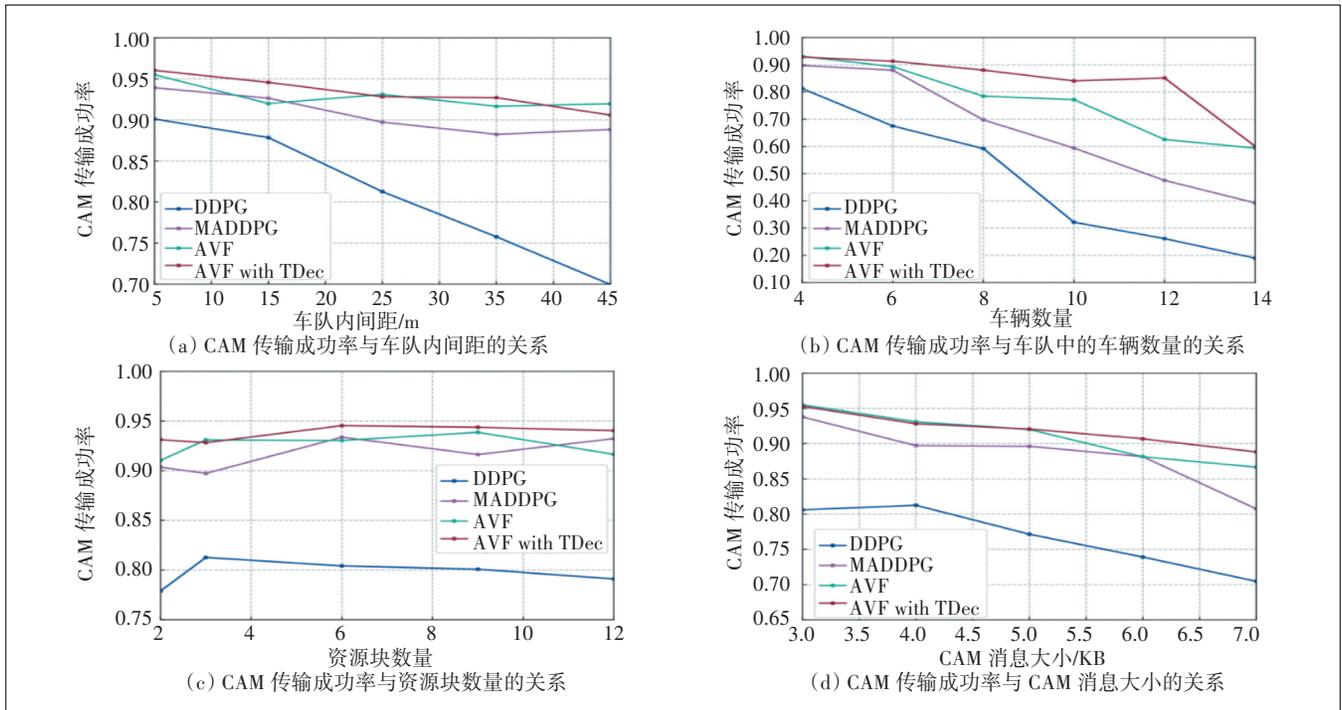


图3 不同条件下的不同算法的CAM传输成功率曲线($P=5, N=4, n_{RB}=3, CAM_size=4K$)

不同的场景并保持稳定可靠的通信质量。

5 结束语

针对车路云一体化后日益复杂的车车、车路协同环境,创新性地提出基于车辆运行行为特征划分虚拟编队,通过编队内V2V协同,编队队头V2I/V2N通信,边缘计算认知编队并协调不同编队之间的状态交互,实现对无线通信资源的高效利用。同时,通过分层的多智能体深度强化学习(MADRL)框架,为车路云一体化的车联网无线通信资源高效分配提供基础支撑策略。仿真实验表明这种无线资源调度体系能够实现V2X无线资源的有效调度,从而为车路云一体化系统共用5G频谱资源提供了可行的思路,为未来运营商如何提供车路云一体化应用做出了积极探索。

参考文献:

[1] 中国公路学会,中国汽车工程学会,中国通信学会. 车路协同自动驾驶系统(车路云一体化系统)协同发展框架[R/OL]. [2025-03-25]. <https://www.china-cic.cn/upload/202301/17/db3ee55551bd4fb2b2d978db86b90160.pdf>.

[2] ZHENG Z J, YUE W W, LI C L, et al. Capacity of vehicular networks in mixed traffic with CAVs and human-driven vehicles [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(10): 17852-17865.

[3] HONG C H, SHAN H G, SONG M Y, et al. A joint design of platoon communication and control based on LTE-V2V [J]. IEEE Transac-

tions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 15893-15907.

[4] FU X Y, YUAN Q, ZHUANG Z R, et al. TacNet: a tactic-interactive resource allocation method for vehicular networks [J]. IEEE Internet of things journal, 2024, 11(8): 14370-14382.

[5] CHEN X F, WU C, CHEN T, et al. Age of information-aware radio resource management in vehicular networks: a proactive deep reinforcement learning perspective [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(4): 2268-2281.

[6] 3GPP. Study on enhancement of 3GPP support for 5G V2X services: 3GPP TR 22.886[S/OL]. [2025-03-25]. <ftp://ftp.3gpp.org/Specs/>.

[7] LIANG L, XIE S J, LI G Y, et al. Graph-based radio resource management for vehicular networks [C]//2018 IEEE International Conference on Communications (ICC). Kansas City: IEEE, 2018: 1-6.

[8] FUJIMOTO S, VAN HOOF H, MEGER D. Addressing function approximation error in actor-critic methods [EB/OL]. [2025-03-25]. <https://arxiv.org/abs/1802.09477>.

[9] VAN SEIJEN H, FATEMI M, ROMOFF J, et al. Hybrid reward architecture for reinforcement learning [EB/OL]. [2025-03-25]. <https://arxiv.org/abs/1706.04208>.

作者简介:

陈斌,高级工程师,硕士,主要从事车联网、云计算、5G通信等技术研究工作;邱佳慧,正高级工程师,博士,主要从事车联网、5G通信、高精度定位等技术研究工作;张香云,高级工程师,硕士,主要从事车联网、5G通信等技术研究工作;高沛,工程师,学士,主要从事5G网络创新产品管理、解决方案工作;李洋,毕业于北京邮电大学,硕士,主要从事网络资源调度研究工作;李静林,毕业于北京邮电大学,教授,博士,主要从事网络协同计算研究工作。