

DOI:10.20079/j.issn.1001-893x.240918006

# 数字孪生驱动的车载边缘计算任务卸载研究综述\*

薛端, 霍兴瀛, 秦鹏

(六盘水师范学院 计算机科学学院, 贵州 六盘水 553004)

**摘要:** 车载边缘计算 (Vehicular Edge Computing, VEC) 将云服务器的计算资源汇聚至更靠近车辆用户的网络边缘, 使得车辆将车载计算任务卸载至网络边缘服务器, 从而为车辆提供低延迟、高带宽和高可靠性的服务。然而, VEC 的高动态网络拓扑、严格的低延迟约束和车载计算任务的海量数据对实现高效任务卸载提出了重大挑战。数字孪生 (Digital Twin, DT) 驱动的 VEC 模型能够实时监测 VEC 网络的状态, 有助于在物理世界中做出合理的任务卸载决策。首先介绍了边缘计算、可用车辆以及 DT 驱动的 VEC 任务卸载方法的研究进展, 然后详细阐述了 DT 驱动的 VEC 任务卸载的场景架构, 最后探讨了未来 DT 驱动的 VEC 任务卸载方法的研究挑战和解决方案, 为解决 DT 驱动的 VEC 任务卸载问题提供了一定参考。

**关键词:** 车载边缘计算 (VEC); 任务卸载; 数字孪生; 卸载决策

开放科学 (资源服务) 标识码 (OSID):



微信扫描二维码  
听独家语音释文  
与作者在线交流  
享本刊专属服务

中图分类号: TN929.5 文献标志码: A 文章编号: 1001-893X(2025)11-1944-11

## A Review of Research on Digital Twin-driven Task Offloading for Vehicular Edge Computing

XUE Duan, HUO Xingying, QIN Peng

(School of Computer Science, Liupanshui Normal University, Liupanshui 553004, China)

**Abstract:** Vehicular edge computing (VEC) converges the computing resources of cloud servers to the edge of the network closer to the vehicle side, allowing vehicles to offload vehicular computing tasks to the network edge servers, thus providing vehicles with low latency, high bandwidth and high reliability services. However, the highly dynamic network topology, strict low-delay constraints, and massive data of vehicular tasks of VEC pose significant challenges for implementing efficient offloading. The digital twin (DT)-driven VEC model can enable real-time monitoring of the state of the VEC network, thus assisting in making sound offloading decisions in the physical world. Firstly, the research progress of edge computing, available vehicles and DT-driven VEC task offloading methods are introduced. Then, the scenario architecture of DT-driven task offloading for VEC is elaborated. Finally, the future research challenges and solutions of DT-driven VEC task offloading methods are discussed, in hope of providing certain guidance for solving the problem of DT-driven VEC task offloading.

**Key words:** vehicular edge computing (VEC); task offloading; digital twin; offloading decision

\* 收稿日期: 2024-09-18; 修回日期: 2024-11-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (62261034); 贵州省科技厅项目 (MS[2025]103, QN[2025]257); 六盘水市科技计划项目 (52020-2024-GK-02); 六盘水市科技创新人才团队项目 (52020-2023-0-2-20); 六盘水师范学院高层次人才科研启动项目 (LPSSYKYJJ202318, LPSSYKYJJ202409); 六盘水师范学院科研项目 (LPSSYBZK202207)

通信作者: 霍兴瀛 Email: 824387099@qq.com

## 0 引言

近年来,随着车联网(Internet of Vehicles, IoV)系统的发展和 5G 网络的商业化,车辆变得智能和高效,为用户提供安全、舒适和智能的出行体验以及更广泛的车辆信息服务<sup>[1-4]</sup>。这些计算密集型和延迟敏感型的服务程序大多托管在云服务器上,需要大量的计算、通信和缓存资源,对车载网络提出了相当大的挑战<sup>[5-6]</sup>。车载边缘计算(Vehicular Edge Computing, VEC)将云服务器的计算资源汇聚至更靠近车辆用户的网络边缘,使得车辆将车载计算任务卸载到附近具有通信、缓存和计算资源的路侧单元(Roadside Unit, RSU)或中小型基站上的边缘服务器(Edge Server, ES),为车辆提供低延迟、高带宽和高可靠性的计算和缓存服务<sup>[7-8]</sup>。然而,传统的车辆到 RSU(Vehicle to RSU, V2R)计算卸载方法会带来额外的延迟。例如,大量的车载计算任务占用了有限的 RSU 计算资源,导致 RSU 的计算负载过大,需要额外的等待时间<sup>[9]</sup>。随着自动驾驶汽车的出现和“移动即服务”的增长,从“车辆即服务”的角度,资源有限的车辆可以通过车辆到车辆(Vehicle to Vehicle, V2V)方式将其任务卸载到具有可用资源的附近车辆上执行<sup>[10]</sup>。

尽管 VEC 有许多优势,由于车辆的高速移动性、可用带宽和不断变化的信道状态条件,仍然面临许多挑战<sup>[11-12]</sup>。首先,在车流量较高的交通路口,车辆和 RSU 之间有限的信道资源可能导致信道干扰和 ES 资源拥塞,导致 VEC 网络中的服务质量(Quality of Service, QoS)降低。其次,大多数车载应用程序需要实时响应,而 VEC 的动态性和车辆的可用资源不断变化等特性,导致车辆之间的链路连接不稳定,使计算卸载的有效性受到限制<sup>[13]</sup>。最后,车辆一般需要处理连续的计算任务流,而车辆和 ES 之间的间歇性连接会引起边缘计算服务的不可持续性,造成了计算资源的浪费。因此,如何通过任务预测模型提前为车载计算任务预留计算资源,设计高效可靠的卸载策略实现连续平稳的车载计算任务卸载过程至关重要。

幸运的是,数字孪生(Digital Twin, DT)技术可以创建物理对象的多尺度数字映射,实现物理世界和数字世界之间的通信、协作和信息共享,从而实时监控整个网络的状态<sup>[14]</sup>。在车辆辅助驾驶中,道路

环境的 DT 模型使驾驶员能够感知完整的交通状态,提高驾驶安全性<sup>[15]</sup>。因此,通过将 DT 与 VEC 网络集成,可以实时监控和预测 VEC 系统状态,对物理车辆和多态交通环境进行特征挖掘和预测,为缓解通信延迟和计算服务不连续性奠定数据基础,从而有助于在物理世界中做出合理的卸载决策<sup>[16]</sup>。作为一种新兴的技术模式,DT 驱动的 VEC 可能成为智能交通和 IoV 网络的关键推动者。

综上,在 DT 驱动的 VEC 环境中,车辆的高速移动性会导致 VEC 空间的分布呈现高度动态性和不均匀性,仅仅依靠部署在 RSU 上的固定 ES 可能会导致某些 ES 的计算拥塞以及 ES 之间信息资源的负载不平衡,需要利用交通路网中计算能力强但未充分利用的部分车辆形成的机会性自组织云与固定 ES 形成一种新型的混合边缘云。因此,需要对车载计算任务执行所需的信息资源不断调整,合理弹性按需配置边缘智能平台的信息资源,辅助 IoV 实时决策。

## 1 任务卸载研究现状分析

边缘计算可以通过计算卸载的方式处理资源受限车辆的车载计算任务,受到研究学者的广泛关注。同时,车辆可以同时充当服务提供者和资源请求者,从“车辆即服务”的角度出发,车辆充当小型 ES 来处理卸载车载计算任务,从而利用车辆上的通信、存储能力和计算能力来增强 IoV 系统。此外,鉴于 DT 的优势,最近出现了一些将 DT 和 VEC 相结合的研究,将 DT 与 VEC 网络集成以缓解延迟、能耗和网络拥塞,进一步优化计算卸载决策,提高车辆驾驶的 QoS 和安全性。因此,本节主要回顾了使用边缘计算和附近可用车辆在 VEC 中进行计算卸载以及在计算卸载中使用 DT 技术研究的相关文献。

### 1.1 基于边缘计算的车载任务卸载

通过在 IoV 的边缘提供丰富的计算资源,边缘计算已经成为满足计算密集型和时间敏感型车载计算任务对计算性能的主导范式<sup>[17]</sup>。文献[18]为了进一步提高道路安全,指出依靠不稳定的 V2V 链路来提供可靠的服务是不切实际的,提出了在边缘计算中互联车辆使用专用短程通信(Dedicated Short Range Communication, DSRC)共享数据的方法。其中,将 ES 作为集中节点收集上下文信息,调度数据

共享效率,并且验证了将计算密集型任务卸载到位于 5G 基站的 ES 是可行的。文献[19]研究了由多个 ES 和一个云服务器组成的共享系统,确定车辆用户的请求是在本地执行还是卸载到 ES 或者云服务器以最小化服务延迟。文献[20]研究了多个工业终端设备将任务卸载到多个多接入边缘计算(Multi-access Edge Computing, MEC)增强型工业基站以协同完成复杂工业任务场景,并提出了一种基于深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)算法的多优先级计算卸载方案,旨在最小化计算卸载决策、卸载比率和发射功率的总任务延迟。文献[21]提出了一种基于交通流量和红绿灯后等待时间的计算任务卸载模型,主要使用交通信号灯时间和交通流量数据来计算车辆的行驶时间、车辆的机动性和任务的时间要求,并最大限度地延长任务卸载的截止时间。文献[22]提出了一种基于多智能体深度强化学习(Multi-agent Deep Reinforcement Learning, MADRL)的多对多任务加载框架,将车载雾计算(Vehicular Fog Computing, VFC)子系统之间的车辆计算资源交易过程建模为部分可观察的马尔可夫决策过程,并使用基于软行为评论家的 MADRL 方法来学习车辆之间的交易策略。文献[23]考虑同时在基站(Base Station, BS)和 RSU 上安装多个 ES,因此车辆可以选择本地执行或卸载到 BS/RSU,从而优化计算资源分配问题。文献[24]提出了一种基于位置感知的计算卸载方案,车辆可以将车载计算任务卸载到最近的 RSU 进行计算,而 RSU 可以选择单独处理或与其他 RSU 协同处理。文献[25]分别从宏节点和 RSU 等两个不同的角度考虑计算卸载和资源分配问题,两个节点都配备了 ES,从而提高了车辆用户的 QoS。

### 1.2 基于可用车辆的车载任务卸载

由于车辆的高移动性和车辆密度的动态分布等车载网络的独特特性<sup>[26]</sup>,仅仅依靠部署在固定无线基础设施的 ES 可能会导致某些 ES 的计算拥塞以及 ES 之间信息资源的负载不平衡,严重降低系统性能。另一种思路是使车辆充当小型服务器来处理卸载的计算任务,利用车辆的计算资源减少固定 ES 的负载<sup>[27]</sup>。文献[28]设计了一种基于 V2R 和 V2V 的动态任务卸载框架,车辆用户可以在其一跳和多跳通信范围内将其计算任务卸载给服务车辆,从而

减少 V2V 通信链路连接约束下的任务处理响应延迟。文献[29]提出了一种基于上下文的在线 Bandits 聚类方法解决车载边缘计算环境下的在线车辆任务卸载问题,其中目标车辆用户可以在卸载过程中学习未知环境动态,旨在最小化总卸载能量,同时满足未知环境动态下每个任务的卸载延迟。文献[30]提出了一种基于 V2V 交易的跨层分布式任务卸载框架,通过同时将车辆作为 VEC 环境中的服务需求者和计算提供者,允许在不同的 VEC 子系统之间进行计算资源交易,并根据交易共识决定多层任务卸载结果。由于系统的总资源是有限的,如何根据总体需求动态地进行调度和分配资源是用户高效处理各种复杂应用的关键。文献[31]在动态 VEC 环境中引入了一种任务卸载方案,其中车辆的计算任务有 3 种计算卸载方式,可以在车辆本地处理、通过 V2R 模式卸载到 RSU 以及通过 V2V 模式卸载到周围有空闲计算能力的服务车辆,并提出一种图卷积网络和 DRL 融合算法,通过最大化资源利用率、最小化成本和优化任务卸载来降低成本,并减少了任务拒绝。文献[32]利用排队理论对边缘云端和云服务器的任务计算过程进行建模,并提出一种概率计算卸载算法来提供在线任务调度。然而,它假设任务是原子性的,不能被分解。随着服务请求率的增加,任务延迟可能会因为等待队列的延长而恶化。文献[33]根据交通道路上的具有临时闲置计算资源的外围车辆,提出了一种多跳候选车辆选择机制确定候选车辆以及任务车辆和候选车辆之间的通信路径,将任务车辆集和候选车辆集之间的对应选择关系建模为多对一广义分配模型,并采用贪婪算法和改进的离散蝙蝠算法来解决相邻车辆可用计算资源的计算卸载问题。文献[34]在 VEC 网络环境中提出了一种联合任务卸载和资源分配方案,通过任务调度、信道分配以及车辆和 ES 的资源分配来最小化所有车辆的总任务处理延迟,并设计了基于广义 Benders 分解和重构线性化方法的算法优化车辆的计算卸载策略,从而最大限度地减少整体任务处理响应延迟。文献[35]提出了一种基于外部停放车辆的边缘计算解决方案,称为车辆边缘计算框架,并设计了任务调度模式用于资源分配管理和 ES 选择,但是该思想只是针对停放的车辆(静态车辆云),没有考虑动态环境。

### 1.3 DT 驱动的车载任务卸载

DT 技术可以将物理空间映射到虚拟空间,在智能交通、智慧农业、智慧工业、制造业等领域得到了很好的应用。其中,近年来对 DT 在计算卸载中的应用研究不断涌现。文献[36]提出了一种基于 DT 的 VEC 网络资源管理框架,将任务卸载问题建模为马尔可夫决策过程,并利用优势演员-评论家 (Actor-Critic, A2C) 算法联合优化卸载决策、子信道分配和 RSU 协同,旨在减少任务完成延迟和提高 VEC 系统计算速率。文献[37]使用 DT 构建车辆和 RSU 的虚拟模型,然后提出一种自适应 VEC 网络,旨在最大限度地减少车载计算任务卸载的总延迟。文献[38]提出了一个可持续、安全和优化的绿色 IoV 框架,通过部署由 DT 技术控制的智能合约优化汽车充电环境的选择来减少混合动力汽车的碳排放,并减少通信和计算能力。文献[39]提出了一种 DT-MEC 网络中基于联邦深度强化学习 (Federated Deep Reinforcement Learning, FDRL) 的流量预测辅助的服务迁移方法,可以根据边缘环境的动态变化自适应地调整服务迁移策略,从而针对预测的交通流量需求合理分配资源。文献[40]将 DT 技术和人工智能技术结合到 VEC 网络的设计中,提出了一种协调图驱动的车载计算任务卸载方案,以最大限度地降低卸载成本。文献[41]提出了一种智能部分卸载方案,将改进的聚类算法与 DT 技术相结合减

小决策空间的大小来避免不合理的卸载决策,并采用 DRL 算法训练卸载策略,进一步自动优化计算卸载延迟和车辆的服务价格。

同时,为了提高 VEC 网络的资源利用率,相关研究人员正在开发各种激励机制以激励车辆基础设施 (即 RSU) 的所有者向车辆提供资源<sup>[42-43]</sup>。例如,在多用户多 MEC 服务器场景中,文献[44]通过 DT 技术虚拟化异构计算资源,提出了一种用于异构任务和异构计算/通信资源的 DT 驱动的边缘端协同调度算法,将异构任务的截止时间要求、ES 和终端设备的最大计算能力、DT 的计算资源估计偏差、终端设备的最大发射功率、可容忍峰值干扰功率等建模为一个任务完成时间最小化问题,并利用一种基于 MADRL 的调度算法共同优化边缘任务划分、发射功率控制、计算资源类型匹配和分配。由于缓存容量有限和部署成本高,借助车载网络中存储资源的价值,文献[45]提出了一种基于联盟博弈的机制来激励车载网络中存储资源的共享。此外,DT 技术还可以通过有效管理车载网络中的资源来提高资源利用率。具体而言,文献[46]提出了一种 DT 驱动的计算卸载框架,将资源密集型计算任务从自动驾驶汽车卸载到 RSU 进行远程执行,以优化计算延迟和服务不连续性。

### 1.4 车载任务卸载方法总结

表 1 从不同角度对相关研究工作进行了比较。

表 1 现有研究工作总结

年份	文献	VEC 性能优化问题	协同计算	卸载方式	部署 DT	所提算法
2020	[24]	联合优化资源分配和 ES 选择,最小化计算服务延迟和服务成本	√	全部	×	DRL
	[25]	联合优化计算卸载策略和资源分配,提升车辆的 QoS	√	全部	√	MADRL
2021	[18]	相邻车辆之间的数据共享	×	全部	×	图论+贪婪算法
	[23]	优化计算资源分配	×	部分	×	深度 Q 网络
	[35]	联合优化 ES 的选择和资源分配,提升任务任务卸载性能	√	全部	×	随机森林模型
	[40]	利用边缘服务匹配,降低卸载成本	√	全部	√	协调图驱动
2022	[19]	最小化计算服务延迟	√	部分	×	启发式算法
	[29]	最小化总卸载能耗	×	动态	×	在线多臂老虎机算法
	[32]	提供在线任务调度服务	√	全部	×	排队论算法
	[37]	减少车载计算任务卸载的总延迟	×	动态	√	DRL
	[45]	共享 VEC 中的存储资源	√		√	联盟博弈算法
	[46]	优化计算延迟和服务不连续性	×	动态	√	DRL

表1(续)

年份	文献	VEC 性能优化问题	协同计算	卸载方式	部署 DT	所提算法
2023	[28]	减少任务处理响应延迟	✓	动态	×	自适应半定松弛方法
	[30]	通过不同 VEC 子系统之间的计算资源交易优化卸载决策	✓	动态	×	资源分配和定价模型
	[33]	提出分布式多跳任务卸载决策模型提高任务执行效率并降低通信时延	✓	全部	×	贪婪算法+离散蝙蝠算法
	[34]	联合优化任务卸载和资源分配,最小化总任务处理延迟	×	全部	×	广义 Benders 分解和重构线性化方法
	[38]	优化汽车充电环境的选择来减少混合动力汽车的碳排放	×		✓	基于区块链的智能合约算法
	[39]	针对预测的交通流量自适应地调整服务迁移策略	×		✓	FDRL
	[41]	优化计算卸载延迟和车辆的服务价格	×	部分	✓	聚类算法+DRL
2024	[44]	优化边缘任务划分、发射功率控制、计算资源类型匹配和分配	✓	动态	✓	MADRL
	[20]	最小化计算卸载决策、卸载比率和发射功率的总任务延迟	✓	全部	×	DRL
	[21]	延长任务卸载的截止时间	×	动态	×	DRL
	[22]	优化车辆之间的计算资源交易策略	✓	动态	×	MADRL
2025	[36]	联合优化卸载决策、子信道分配和 RSU 协同,减少任务完成延迟和提高 VEC 系统计算速率	✓	动态	✓	A2C 算法
	[31]	通过最大化计算资源利用率、最小化成本和优化计算卸载决策降低成本	✓	动态	×	图卷积网络+DRL

同时,上述相关研究工作可以总结为以下几个方面。

首先,在基于边缘计算的车载任务卸载相关研究中,仅支持车辆将车载计算任务卸载至固定 ES,并未从“车辆即服务”的角度考虑计算卸载问题。此外,虽然这些研究很好地解决了 ES 的资源分配问题,但是车辆的移动性使交通资源实时变化,使交通资源的分布与边缘云的地理位置部署及其信息资源容量分布不一致:一方面,在交通流量分布密集区域,RSU 覆盖范围内大量车辆的过度计算卸载请求造成 ES 资源过载;另一方面,在交通流量分布稀疏区域,部分 ES 具有大量的空闲资源,这些资源得不到充分利用。因此,面对车辆高移动性带来的不确定性、急剧增加的服务需求以及 ES 之间的异构性等,需要考虑交通状况的变化对边缘云信息资源分配的影响,避免车辆作为一种被动的方式使用边缘信息资源,将有限的边缘信息资源有效分配给多辆车辆,车辆终端能够及时获取边缘信息资源,提高车辆的实时决策能力。

其次,在基于可用车辆的车载任务卸载相关研究中,虽然可以利用车辆充当小型 ES 协同 MEC 处理车载计算任务,但是由于车辆的动态连接和进出,ES 的计算资源发生时变,会导致车载任务的延迟增

加或卸载失败。因此,为了支持计算卸载服务的连续性,需要在资源分配方案中考虑车辆的移动性。同时,尽管上述工作进一步利用了车辆的空闲计算资源,但是大多数没有考虑到 V2R 卸载和 V2V 卸载之间的协作。此外,上述研究讨论了无人车或者无人机辅助 MEC 为处理能力有限的车辆提供计算卸载机会,但是很少考虑在 MEC 中有效地调度资源和分配任务,以及在移动的车辆和固定 ES 之间建立一种负载均衡方案。

最后,在基于 DT 的车载任务卸载相关研究中,DT 技术有助于为物理世界中一些有风险或具有挑战性的车载计算任务提供很好的解决方案。然而,现有的车载计算任务卸载相关的关键挑战是在复杂和动态变化的车载环境中为车辆提供实时服务。上述 DT 驱动的 VEC 的计算卸载研究仍处于早期阶段,仍有很大的改进空间。首先,仍然缺乏关于在 VEC 中使用 DT 进行预测以优化卸载决策的研究。其次,在当前大多数使用 DT 驱动的车载计算任务卸载的方案中,所采用的卸载方法主要是二进制卸载,并且通常只有减少延迟这一个优化目标。考虑 DRL 已成为解决动态环境中任务卸载和资源分配问题的一种有效可行的研究方法,因此,可以通过在 VEC 中结合 DT 和 DRL 优化车载计算任务的卸载

决策,在 DT 网络中实时监测车载网络的状态,并设计一种可行的预测方案,提高系统的性能。

## 2 基于数字孪生的车载边缘计算任务卸载架构

DT 已经成为一种创建物理对象虚拟模型的前沿技术,实现虚拟世界和物理世界之间的实时同步,并上传全局状态信息并反馈与控制及决策相关的信息,从而使数字表示和物理实体能够可以实时交互、反馈和操作<sup>[47-49]</sup>。因此,DT 网络可以用于模拟预测 VEC 系统的全局交通场景环境,分析车辆的当前状态,并作出比物理车辆更可靠的计算卸载决策<sup>[50]</sup>。

### 2.1 DT 关键组件和定义

DT 模型可用于分析、预测和估计物理世界的实时状态,允许对物理世界进行更深入的理解和优化,从而提高性能。此外,在 DT 驱动的 VEC 系统中,车辆的实时位置、ES 与车辆用户之间的距离等数据信息可以从 DT 环境中获取。DT 结构如图 1 所示,由车载传感器和 RSU 收集到的物理信息被映射到 DT 环境中,并将所提优化算法与 DT 环境交互,寻找最优的任务卸载决策<sup>[51]</sup>。

一般情况下,DT 技术主要基于 4 个关键组件,精确地表示数字空间中的物理对象,其中,这些组件主要包括数据、模型、映射和交互。

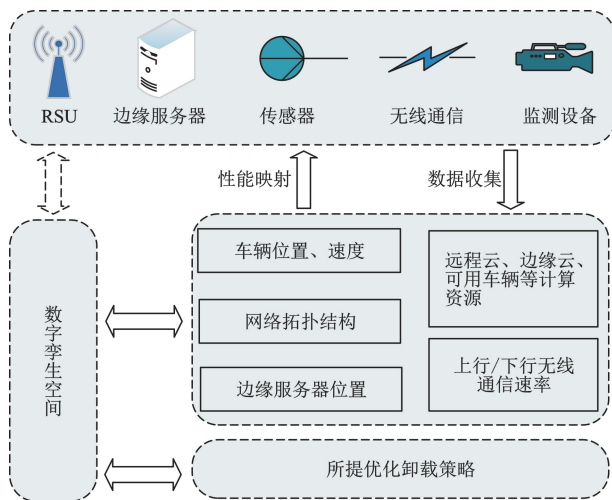


图 1 数字孪生系统框架

1) 数据:从物理世界及其周围环境中收集的信息。这些数据主要来源于包括传感器、摄像头和其他监控设备等,必须准确且最新,才能准确地表示 DT 空间中的孪生体。

2) 模型:物理对象及其行为以数字形式表示。该模型可以描述物理对象的形式和结构,或对其进行

为和环境相互作用进行更复杂的模拟,可以使用计算机辅助设计、仿真软件和其他数字建模技术创建。

3) 映射:将物理对象及其行为链接到数字模型。主要涉及到在物理对象与其数字孪生对象之间创建一种关系,映射组件确保物理世界中的更改反映在 DT 中,反之亦然。这种映射连接了物理世界和虚拟世界并允许无缝的信息交换,是 DT 技术的关键组成部分。

4) 交互:交互组件使车辆用户能够像物理对象一样与 DT 空间进行交互。主要涉及访问数据、调整模型或运行模拟等,允许用户探索 DT 空间以了解物理对象的反应,并进行更改并测试不同场景。

### 2.2 DT 驱动的 VEC 系统架构

DT 驱动的 VEC 系统架构如图 2 所示。首先,DT 允许实时监控 VEC 网络内的各种实体,包括车辆、RSU 和 BS,可以通过从物理 VEC 实体中提取关键属性并使用 DT 记录其当前状态来创建物理网络的虚拟网络拓扑。这种虚拟网络拓扑提供了一种监测物理组件动态变化的方法来提高了 IoV 系统的性能。其次,VEC 可以利用 DT 强大的计算、通信和控制功能进行统一的调度管理,在 IoV 的整个运行周期中真正实现物理世界和数字世界之间的协作,促进探索 ES 和车辆协作之间的计算卸载策略,有助于提高资源分配和网络性能<sup>[52]</sup>。最后,将 DT 集成到 VEC 网络能够检测网络拓扑结构、意外事件和车辆位置的变化。部署在 DT 的虚拟层提供了实时网络,准确和最新的信息可以用于快速有效地监控和响应车载网络变化。

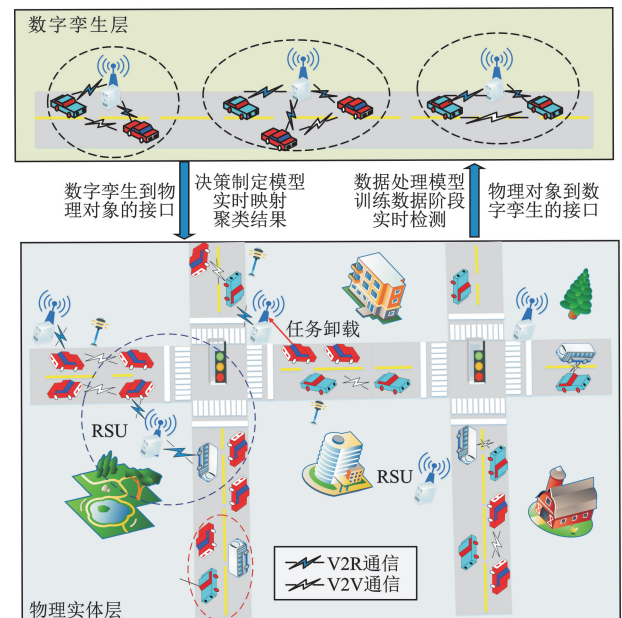


图 2 DT 驱动的 VEC 系统架构

### 2.3 DT 驱动的 VEC 网络通信架构

由于 VEC 网络呈现高动态网络拓扑特性,车辆的位置也会突然发生变化,DT 可以快速响应这种变化并采取适当的行动,重新路由网络流量以确保通信畅通。这种实时响应能力可以显著提高 VEC 网络的性能和可靠性。图 3 展示了 DT 驱动的 VEC 网络通信框架,其中超出 V2V 通信范围的两辆车辆可以通过它们的 DTs 共享信息。物理 VEC 网络中的每辆车在虚拟空间中都有一个相同的孪生,两个实体之间通过无线链路进行实时通信。这种特定的通信信道(双车内通信)可确保车辆与其 DT 之间的实时数据同步。

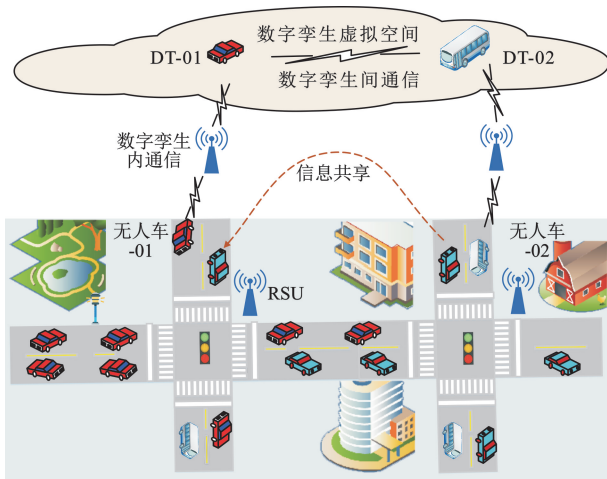


图 3 DT 驱动的 VEC 网络通信框架

此外,代表 DT 空间中不同车辆的 DT 可以通过

互联网进行相互交互,这一过程被称为 DT 间通信。通过这些双通道间的交互,车辆 DT 可以共享其他车辆 DT 的信息,通过双通道内的通信信道将这些数据信息传递给物理世界中的对应方,从而帮助车辆在整个行驶过程中规划卸载策略。通过利用 DT 内部和 DT 之间的通信链路,DT 可以访问大量的数据信息,从而提高网络效率和车载计算任务要求的最佳卸载策略。

### 2.4 DT 驱动的 VEC 任务卸载架构

DT 驱动的 VEC 任务卸载框架如图 4 所示,车辆连接到配备 ES 的 RSU 以提供边缘计算服务。通过 RSU,车辆可以与云服务器中维护的 DT 通信。每个 DT 在 DT 网络内交换信息以聚合全局信息,然后在卸载决策模块中使用这些信息来优化卸载决策。对于每辆车,其相应的 DT 都是用车载传感器和摄像头收集的位置、速度、车辆间隙和行车记录仪视频信息建模的。具体而言,对于某项任务,DT 通过观察当前状态(主要包括无线状态、任务信息和资源状态等)作出任务卸载决定,并将决定发送给本地车辆执行。其中,无线状态主要由信道增益和预测吞吐量组成,而任务状态由任务信息(即数据大小和任务所需的计算资源)和预测的任务到达状态组成。对于资源状态,它包括 ES 的资源可用性和车辆的能源信息。一旦当前任务完成,DT 就会根据当前状态为下一个任务作出卸载决定,并实时更新车辆的参数。

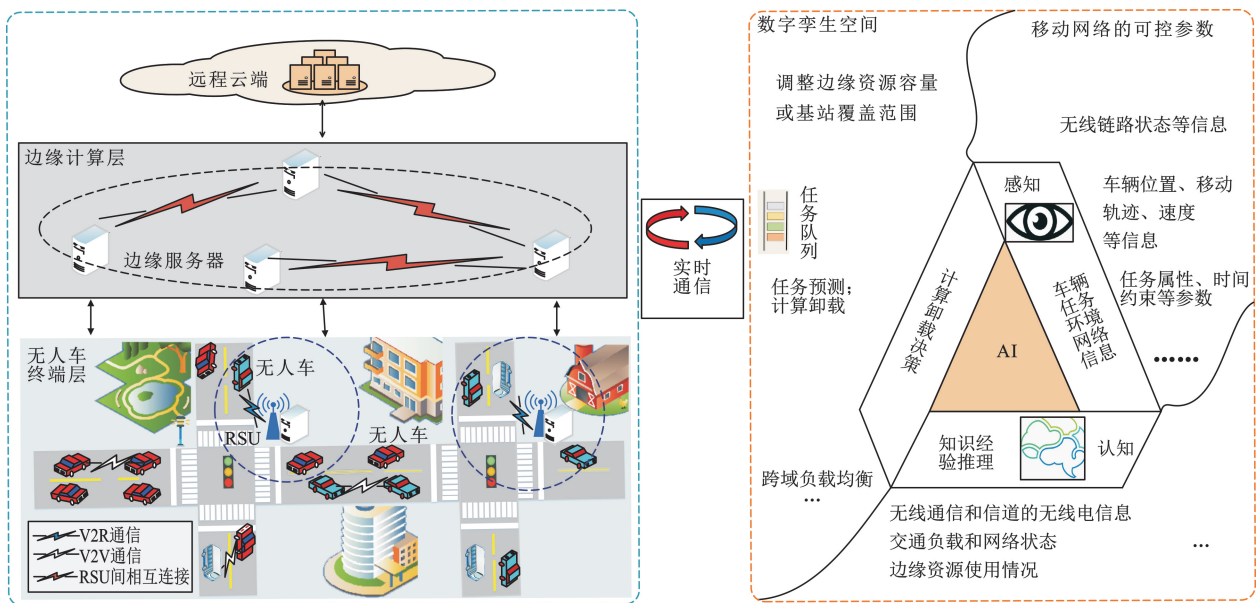


图 4 DT 驱动的 VEC 任务卸载框架

在 DT 驱动的 VEC 计算卸载场景中, 每辆车与 DT 虚拟空间上的一个在线的独立代理相关联, 代理可以是一组个性化数据及基于数据的处理逻辑, 且这些代理不仅可以做出卸载决策, 还可以调度边缘资源。一方面, 依靠部署在 RSU 上的固定 ES 为车辆提供计算卸载服务; 另一方面, 利用交通路网中计算能力强但未充分利用的部分服务车辆形成的机会性自组织云为用户车辆提供计算卸载服务, 具体执行过程如图 5 所示。同时, 考虑到多个车载计算任务可能会同时竞争边缘资源以及计算卸载和资源分配策略之间的相互耦合关系, 可以将机会边缘云辅助边缘计算的联合计算卸载决策和资源分配问题建模为最小化任务响应延迟的混合整数非线性规划问题, 并采用一种基于双延迟深度确定性策略梯度的 DRL 方法, 代理训练统一由联合奖励管理, 以实现计算卸载和资源分配的联合优化。

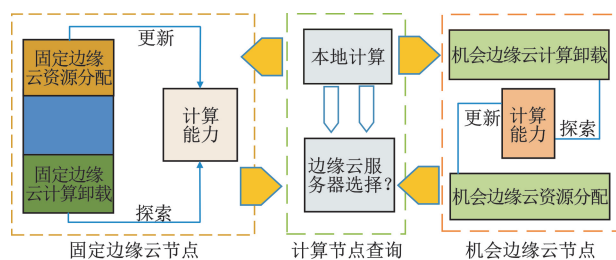


图 5 计算卸载流程

### 3 主要研究挑战与解决方案

越来越多的研究将 DT 技术与 VEC 网络集成, 利用 DT 技术的物理系统虚拟模型可以实时监控车载网络的通信、计算和缓存资源管理, 为计算任务卸载决策奠定了很好的数据基础, 从而满足新兴 IoV 应用的各种要求(例如, 延迟、可靠性、QoS 等)。尽管关于在 VEC 网络中使用 DT 技术优化计算任务卸载决策的研究越来越受研究人员的关注, 但是对如何将 DT 与 VEC 网络集成以管理 VEC 网络拓扑结构变化、整体环境感知能力、车辆孪生对象迁移、激励机制以及 IoV 系统的隐私安全等研究比较少。因此, 如何将 DT 与 VEC 网络集成来优化 VEC 系统的整体性能, 有以下研究挑战。

#### 3.1 网络拓扑结构频繁变化

在 DT 驱动的 VEC 架构中, 车辆具有高移动性, 即车辆用户的快速移动导致网络拓扑结构频繁变化, 难以与 RSU 实现无缝连接, 通信链路很容易断开, 不能及时检测网络拓扑结构、意外事件和车辆位

置的变化等。在这种情况下, 会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。因此, 必须有效地管理车辆的移动性, 系统地解决网络结构拓扑频繁变化。为了应对这一挑战, 可以使用基于深度学习的移动管理方案进行预测移动车辆的未来位置, 在数据通信过程中形成并保持稳定的集群, 深度学习可以在更长的时间内保持无缝连接。

#### 3.2 整体环境感知能力

车辆通过处理来自传感器的数据并构建其周围环境(如车辆、行人、道路标记和交通信号)的数字模型表示来理解其周围环境, 从车辆到车载网络系统建立环境感知模块, 同时构建复制感知路段的 DT 空间, 并因此聚合到 DT 驱动的 VEC 架构中。然而, 在数据感知方面, 由于电磁信息传输在无线信道中会因吸收和散射而受到损失, 无法完全反映物理实体的状态, 状态数据的丢失进一步导致孪生的估计值与物理实体状态的真实值之间的偏差, 准确的全局感知很难。此外, 在有限的通信资源约束下, 使全局感知模型适应复杂多变的道路环境是不易实现和不切实际的。因此, 为了应对这种情况, 可以建立应用于不同路段的局部学习模型, 敏感地捕捉小规模局部变化。在这种情况下, 车辆、RSU 和 DT 虚拟模拟器可以协作共享和融合感知数据, 从而实现整体环境感知。

#### 3.3 车辆孪生对象迁移

在具有高移动性的 DT-VEC 系统中, 需要对基于 FDRL 的车辆孪生对象执行有效迁移策略。然而, 由于车辆的高机动性和 VEC 网络拓扑结构的动态性和不均匀性, 为一组车辆服务的孪生对象可能无法实现无缝连接。因此, 必须迁移部署在 DT 空间中的车辆孪生对象。与应对 VEC 网络拓扑结构频繁变化类似, 可以提出移动性管理方案, 根据车辆终端设备的移动性实现车辆孪生对象的有效迁移。使用基于深度学习的移动管理方案进行预测移动车辆的未来位置, 从而可以有效地将 DT 空间中的车辆孪生对象迁移到相应的边缘/云服务器。

#### 3.4 激励机制

在 DT 驱动的 VEC 网络中, 需要在连接的车辆、RSU 和 DT 虚拟模拟器之间进行协调, 以便在虚拟世界中构建高效的交通和驾驶模拟平台。同时, 为了更新虚拟世界中的虚拟 DT 表示, 车辆需要连续生成多个计算密集型 DT 任务并将其卸载到 RSU。

具体而言,由于资源需求和延迟限制,这些 DT 任务的范围从模拟、决策到监控,每项任务都需要不同程度的计算和通信资源。在驾驶模拟中,虚拟模拟器需要合成可控的交通和驾驶数据,以满足模拟驾驶任务的特定模拟要求(例如乘客偏好和天气条件)。此外,合成的数据集还需要作为虚拟空间中数字孪生车辆的训练支撑,进一步增强自动驾驶的鲁棒性。然而,DT 任务执行、交通和驾驶模拟以及虚拟空间中 DT 车辆训练等这些同步动作,对 RSU 的通信和计算资源提出了很大要求。因此,在信息不对称的条件下,必须开发更加有效的激励机制,激励 DT-RSU 之间的协作,优化其资源分配,使数据请求者能够为不同类型的数据提供者设计一系列的契约项目,从而提高计算任务卸载效率和 VEC 的资源利用率。

### 3.5 隐私安全

车辆之间的相互信任是 VEC 稳定运行的基础。然而,构建 DT 模型仍然面临着来自恶意车辆的干扰。由于车辆的高速移动与车载网络的开放性和脆弱性,车辆之间的通信时间太短,无法快速判断交互信息的可信度,交通信息的可靠性和真实性无法得到保证。此外,VEC 中的边缘协作容易受到外部攻击和信息泄露,如果感知数据被恶意篡改,则构建的 DT 模型将无法反映物理世界中实体的实际状态,这可能导致严重事故。同时,车辆在交互过程中可能会受到跟踪攻击,导致敏感数据泄露,影响车辆的正常决策。因此,需要将 DT 和区块链技术集成到 VEC 系统中,建立有效的隐私安全保护方法以及实施适当的网络安全控制,减少 DT 驱动的 VEC 系统可能被扩大攻击面,使不法分子无法访问车载控制系统,从而达到保护车辆数据隐私安全的目的。

## 4 结束语

随着 IoV 的快速发展和智能应用程序的出现,车载终端设备的计算能力很难满足这些应用程序的要求。VEC 通过在车辆附近提供计算卸载服务,能够满足车载计算任务在计算和存储资源方面日益增长的需求。然而,由于 VEC 系统的高动态网络拓扑、严格的低延迟约束和车载计算任务的海量数据,VEC 对实现高效计算卸载面临着诸多挑战。DT 技术作为一种新兴的技术手段,在智慧交通领域具有广泛的应用价值与前景。它能够通过物理世界和虚拟世界之间的映射和交互来实时监测 VEC 网络的

状态,从而有助于在物理世界中作出合理的任务卸载决策。本文主要回顾了当前 VEC 任务卸载的发展历程和研究现状,通过深入剖析现有任务卸载方法存在的瓶颈与挑战,对其未来发展趋势进行了探讨,如高效解决 VEC 网络拓扑结构变化、提升 IoV 的整体环境感知能力、实现车辆孪生对象迁移策略、开发有效的激励机制以及构建 IoV 系统的隐私安全机制等,为相关领域的科研工作者提供了明确的研究方向和思路。

DT 驱动的 VEC 任务卸载方法研究深度融合了云计算、EC、物联网、人工智能以及 DT 等多种先进技术,旨在解决车载信息系统在处理复杂计算任务时可能遇到的高延迟、高成本及能源消耗等问题。未来,随着新一代移动技术如 6G 标准的制定和应用,6G 网络将实现通感算一体化、边缘智能、人工智能大模型、安全可信等前沿技术,能够支持 IoV 系统超高速、超可靠和低延迟的大规模信息交换。可以预见,6G 将与人工智能协同工作,为 DT 驱动的 VEC 带来一系列新特性,如增强上下文意识、自聚合、自适应协调和自配置,提供高质量、易于部署的解决方案,使 DT 模型成为 VEC 系统的强大驱动力,为车辆用户创造真正的价值。

### 参考文献:

- [1] 邱彬,李广友,薛晓卿,等. 智能网联汽车数据交互与综合应用公共服务平台研究与构建[J]. 汽车工程学报,2024,14(5):829-838.
- [2] 孙超,黄愉文,张凯,等. 智能网联汽车产业政策趋势分析及发展思考[J]. 城市交通,2022,20(1):52-58.
- [3] 陈骁,黄牧鸿,田一凡,等. 基于分片区块链的车联网数据共享方案[J]. 计算机研究与发展,2024,61(9):2246-2260.
- [4] 孙熙家. 车联网在智慧城市交通管理中的应用研究[J]. 无线互联科技,2024,21(7):53-55.
- [5] 陈恺,付宇,孙毅,等. 基于计算热点转移的 5G 车联网能量实时协同管理策略[J]. 电工技术学报,2024,39(23):7481-7497.
- [6] 王平,杨志伟,李贺举. 智能反射面赋能的联邦边缘学习及其在车联网中的应用[J]. 通信学报,2023,44(10):46-57.
- [7] 彭雪飞,刘奥辉. 车载边缘计算研究综述[J]. 电信科学,2023,39(12):19-28.
- [8] 王忠峰,王小进,高鹏,等. 面向车辆边缘计算的多目标任务卸载算法[J]. 铁路计算机应用,2024,33(3):13-18.
- [9] ZHAO L, YANG K Q, TAN Z Y, et al. A novel cost optimization strategy for SDN-enabled UAV-assisted

- vehicular computation offloading [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22 ( 6 ) : 3664–3674.
- [ 10 ] 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.
- [ 11 ] 王练,闫润搏,徐静. 车载边缘计算中多任务部分卸载方案研究[J]. *电子与信息学报*, 2023, 45(3) : 1094–1101.
- [ 12 ] 王辛果,王昶. 一种采用联邦深度强化学习的车联网资源分配方法[J]. *电讯技术*, 2024, 64(7) : 1065–1071.
- [ 13 ] CHEN C, ZHANG Y, WANG Z, et al. Distributed computation offloading method based on deep reinforcement learning in ICV [ J ]. *Applied Soft Computing*, 2021, 103 : 1–11.
- [ 14 ] 孙滔,周铖,段晓东,等. 数字孪生网络(DTN):概念、架构及关键技术[J]. *自动化学报*, 2021, 47(3) : 569–582.
- [ 15 ] LU Y, HUANG X, ZHANG K, et al. Communication-efficient federated learning and permissioned blockchain for digital twin edge networks [ J ]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 8(4) : 2276–2288.
- [ 16 ] 王全,杨建军,周建锋. 车联网场景下数字孪生网络架构及关键技术研究[J]. *长江信息通信*, 2024, 37(3) : 17–21.
- [ 17 ] 韩晓非,宋青芸,韩瑞寅,等. 移动边缘计算卸载技术综述[J]. *电讯技术*, 2022, 62(9) : 1368–1376.
- [ 18 ] LUO G, ZHOU H, CHENG N, et al. Software-defined cooperative data sharing in edge computing assisted 5G-VANET[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2021, 20(3) : 1212–1229.
- [ 19 ] RODRIGUES T K, LIU J, KATO N. Offloading decision for mobile multi-access edge computing in a multi-tiered 6G network[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, 2022, 10(3) : 1414–1427.
- [ 20 ] XU C, ZHANG P, YU H, et al. D3QN-based Multi-priority computation offloading for time-sensitive and interference-limited industrial wireless networks [ J ]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(9) : 13682–13693.
- [ 21 ] OZA P, HUDSON N, CHANTEM T, et al. Deadline-aware task offloading for vehicular edge computing networks using traffic light data [ J ]. *ACM Transactions on Embedded Computing Systems*, 2024, 23(1) : 1–25.
- [ 22 ] WEI Z, LI B, ZHANG R, et al. Many-to-many task offloading in vehicular fog computing: a multi-agent deep reinforcement learning approach [ J ]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(3) : 2107–2122.
- [ 23 ] OUYANG Y. Task offloading algorithm of vehicle edge computing environment based on Dueling-DQN [ J ]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1873(1) : 012046.
- [ 24 ] LI M S, GAO J, ZHAO L, et al. Deep reinforcement learning for collaborative edge computing in vehicular networks [ J ]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2020, 6(4) : 1122–1135.
- [ 25 ] PENG H X, SHEN X M. Multi-agent reinforcement learning based resource management in MEC-and UAV-assisted vehicular networks [ J ]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 39(1) : 131–141.
- [ 26 ] 刘雷,陈晨,冯杰,等. 车载边缘计算中任务卸载和服务缓存的联合智能优化[J]. *通信学报*, 2021, 42(1) : 18–26.
- [ 27 ] ZENG F, CHEN Q, MENG L, et al. Volunteer assisted collaborative offloading and resource allocation in vehicular edge computing [ J ]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 22(6) : 3247–3257.
- [ 28 ] LIU L, ZHAO M, YU M, et al. Mobility-aware multi-hop task offloading for autonomous driving in vehicular edge computing and networks [ J ]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24 ( 2 ) : 2169–2182.
- [ 29 ] LIN Y, ZHANG Y J, LI J, et al. Popularity-aware online task offloading for heterogeneous vehicular edge computing using contextual clustering of bandits [ J ]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(7) : 5422–5433.
- [ 30 ] WANG Z, WANG Y F, MUHAMMAD K. Network car hailing pricing model optimization in edge computing-based intelligent transportation system [ J ]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(11) : 13286–13295.
- [ 31 ] ULLAH I, HAN Y H. Optimizing vehicular edge computing: graph-based double-DQN approaches for intelligent task offloading [ J ]. *The Journal of Supercomputing*, 2025, 81(1) : 1–23.
- [ 32 ] DAI P L, HU K W, WU X, et al. A probabilistic approach for cooperative computation offloading in MEC-assisted vehicular networks [ J ]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(2) : 899–911.
- [ 33 ] CHEN C, ZENG Y, LI H, et al. A multi-hop task offloading decision model in MEC-enabled internet of vehicles [ J ]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(4) : 3215–3230.
- [ 34 ] FAN W, SU Y, LIU J, et al. Joint task offloading and resource allocation for vehicular edge computing based on V2I and V2V modes [ J ]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(4) : 4277–4292.
- [ 35 ] MA C M, ZHU J Q, LIU M, et al. Parking edge computing: parked-vehicle-assisted task offloading for urban VANETs [ J ]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(11) : 9344–9358.
- [ 36 ] JEREMIAH S R, YANG L T, PARK J H. Digital twin-assisted resource allocation framework based on edge collaboration for vehicular edge computing [ J ]. *Future Generation Computer Systems*, 2024, 150 : 243–254.

- [37] DAI Y Y, ZHANG Y. Adaptive digital twin for vehicular edge computing and networks [J]. Journal of Communications and Information Networks, 2022, 7(1): 48–59.
- [38] AZZAOU I A, JEREMIAH S R, XIONG N N, et al. A digital twin-based edge intelligence framework for decentralized decision in IOV system [J]. Information Sciences, 2023, 649: 1–13.
- [39] CHEN X Y, HAN G J, BI Y G, et al. Traffic prediction-assisted federated deep reinforcement learning for service migration in digital twins-enabled MEC networks [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(10): 3212–3229.
- [40] ZHANG K, CAO J Y, ZHANG Y. Adaptive digital twin and multi-agent deep reinforcement learning for vehicular edge computing and networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 18(2): 1405–1413.
- [41] ZHAO L, ZHAO Z, ZHANG E, et al. A digital twin-assisted intelligent partial offloading approach for vehicular edge computing [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(11): 3386–3400.
- [42] KHAN L U, HAN Z, SAAD W, et al. Digital twin of wireless systems: overview, taxonomy, challenges, and opportunities [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022, 24(4): 2230–2254.
- [43] KHAN L U, SAAD W, NIYATO D, et al. Digital-twin-enabled 6G: vision, architectural trends, and future directions [J]. IEEE Communications Magazine, 2022, 60(1): 74–80.
- [44] XU C, TANG Z X, YU H B, et al. Digital twin-driven collaborative scheduling for heterogeneous task and edge-end resource via multi-agent deep reinforcement learning [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(10): 3056–3069.
- [45] XING R, SU Z, XU Q L, et al. Secure content delivery for connected and autonomous trucks: a coalition formation game approach [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(11): 20522–20537.
- [46] LI M S, GAO J, ZHOU C, et al. Digital twin-driven computing resource management for vehicular networks [C]//2022 IEEE Global Communications Conference. Rio de Janeiro: IEEE, 2022: 5735–5740.
- [47] 李正军, 邓长明. 基于无人协同博弈数字孪生的系统模型构建 [J]. 兵工学报, 2023, 44(S2): 209–222.
- [48] 康圣, 张静. 数字孪生技术在航天侦察情报保障领域的应用设想 [J]. 电讯技术, 2024, 64(6): 989–994.
- [49] ZHENG J K, LUAN T H, ZHANG Y, et al. Data synchronization in vehicular digital twin network: a game theoretic approach [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(11): 7635–7647.
- [50] 吕璇. 数字孪生技术在交通运输领域的建设 [J]. 中国交通信息化, 2022(8): 92–94.
- [51] CAO B, LI Z, LIU X, et al. Mobility-aware multi-objective task offloading for vehicular edge computing in digital twin environment [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(10): 3046–3055.
- [52] 黄志丹. 数字孪生引领技术前沿探索赋能车联网领域应用与发展 [J]. 中国安防, 2023(11): 42–45.

#### 作者简介:

薛端 男, 1991 年生于山西运城, 博士, 副教授, 主要研究方向为车联网、边缘计算、资源分配。

霍兴瀛 女, 1989 年生于贵州六盘水, 博士, 副教授, 主要研究方向为密集异构网络、通信关键技术、智能边缘计算。

秦鹏 男, 1986 年生于贵州六盘水, 硕士, 副教授, 主要研究方向为通信关键技术、网络架构设计、资源分配。