

## 基于车辆行为分析的智能车联网关键技术研究

张海霞\* 李腴腴 李东阳 刘文杰

(山东大学控制科学与工程学院 济南 250061)

**摘 要:** 车联网通信系统中通信节点的高移动性、移动行为的复杂性,使得此场景下通信业务呈现数据实时交互性强、空时分布不均、尺度多变、规律复杂的特征,导致传统的车联网网络部署、资源调配难以有效满足用户的差异化服务质量需求。因此,迫切需要设计“车-人-路-云”泛在互联的智能异构车联网网络,通过充分挖掘车辆行为数据的潜在价值,精准预测、刻画车辆行为的空时分布特性,以提升车联网资源利用率、改善车联网服务性能。该文全面梳理了国内外在车辆行为分析、网络部署与接入以及资源优化方面的相关工作,重点阐述了智能车联网关键使能技术,即如何借助先进的人工智能、数据分析技术,探索车联网中车辆行为的空时分布特性,建立车辆行为预测模型,进行智能化网络部署与多网接入、动态资源优化管理,实现高容量、高效率的智能车联网通信。

**关键词:** 智能车联网; 异构网络; 车辆行为分析; 资源管理; 无线大数据

**中图分类号:** TN929.5

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2020)01-0036-14

**DOI:** [10.11999/JEIT190820](https://doi.org/10.11999/JEIT190820)

## Research on Vehicle Behavior Analysis Based Technologies for Intelligent Vehicular Networks

ZHANG Haixia LI Tiantian LI Dongyang LIU Wenjie

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

**Abstract:** In vehicular networks, high mobility and complicated behaviors of vehicles fully manifest the uniqueness of characteristics of vehicular communications. In such a scenario, the data is generated in real-time, the traffic is distributed unevenly across the city and the communication patterns are revealed in various ways. All these characteristics make a fact that the traditional vehicular network deployment and resource management schemes can not satisfy the diverse quality of service requirements. Therefore, it is urgent to design intelligent heterogeneous vehicular networks with ubiquitous interconnection of "vehicle-person-road-cloud". How to make behavior prediction and assist the diversified and differentiated high-quality communication requirements in vehicular networks by using data analysis is still an open problem. This paper reviews the researches on vehicle behavior analysis, network deployment and access, and resource management, then focuses on the enabling technologies for intelligent vehicular networks. Firstly, by adopting advanced artificial intelligence and data analysis techniques, the spatial and temporal distribution characteristics of vehicle behaviors are explored, and general prediction models for these behaviors are then established. Based on the prediction models, efficient and intelligent network deployments, multiple network access schemes, as well as resource management schemes are completed, meeting the high-capacity and high-efficiency demands of future vehicular networks are designed.

**Key words:** Intelligent vehicular networks; Heterogeneous networks; Vehicle behavior analysis; Resource management; Wireless big data

收稿日期: 2019-10-24; 改回日期: 2019-12-01; 网络出版: 2019-12-10

\*通信作者: 张海霞 haixia.zhang@sdu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61860206005)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61860206005)

## 1 引言

随着我国经济社会持续快速发展,中国汽车保有量呈“井喷式”上涨,据国家信息中心统计,到2020年汽车保有量将达到6.7亿辆,将位居世界第一<sup>[1]</sup>。车辆的“井喷式”增长给城市交通带来一系列问题,如交通拥堵、交通事故以及环境污染等。全国多城市相继采用了智能交通系统,在一定程度上缓解了交通压力。但当前的智能交通系统因缺乏车、路、人等的泛在互联与协同,无法从根本上解决以上问题<sup>[2]</sup>。为此,车联网应运而生,并成为国内外新一轮科技创新和产业发展的必争之地<sup>[3]</sup>。车联网(Vehicle to Everything, V2X)是实现车内、车与车、车与路、车与人、车与服务平台的全方位万物互联的泛在网络。基于车联网,可实现路况监测、车辆疏导、车载娱乐等,从而缓解交通压力,推动节能减排,增加行驶安全,是实现新一代智能交通系统的关键<sup>[4-7]</sup>。

我国已将车联网作为重点部署领域进行支持发展,同时也将车联网列为信息化与工业化深度融合的重要方向。特别是进入“十三五”后,随着国家层面对车联网政策红利的逐步释放,车联网将迎来爆发式增长期。为此,国家于2017年9月专门成立“车联网产业发展专项委员会”,负责组织制定车联网发展规划,协调解决车联网发展重大问题。国家自然科学基金委也发布了“面向5G应用的车联网基础理论与关键技术”重点项目群,以加快推进车联网关键基础技术的发展。欧盟、美国、日本等也都将车联网上升到国家战略高度,明确车联网智能化、网络化两大目标。此外在业界,华为、中兴、大唐等我国龙头企业都将车联网视为5G时代非常重要的通信应用场景,斥巨资进行车联网技术的研发。目前,车联网通信主要有两大技术标准,IEEE 802.11p和LTE-V2X。前者主要由IEEE在2010年完成标准制定,由美国和欧盟等国家支持与推广;后者由3GPP在2017年完成标准化工作,由中国主导推动,主要基于第5代移动通信技术开展研究。

最初的车联网通信相对简单,通信内容仅限于传统的紧急告警、碰撞警报等常规服务。随着信息技术的快速发展,又催生了自动驾驶、车载娱乐等新型业务,这给车联网带来了大的、甚至是海量数据的传输需求,同时也对车联网提出了超高容量、超低时延以及高速移动接入等更高的通信质量要求。在5G背景下,车联网涉及人、车、路、网络连接和服务平台5大要素,是通信业务数据迅速膨胀、蜂窝网与车联网共存的复杂异构网络,在这种

异构共存的车联网网络中,车辆的高速移动性、动态的网络拓扑结构使得车联网通信流量、信道信息、节点密度和网络环境在时间、空间、内容等多维度上的分布更加不均匀,从而导致当前的车联网网络无法适应车辆移动行为与通信数据的动态变化,导致网络部署实时性差、网络容量有限,资源配置灵活性差、利用率低。为应对以上严峻挑战,需要深度融合车联网中海量异质数据,全面分析刻画车辆移动行为与通信行为,以指导网络设计与部署,实现“车-人-路-云”泛在互联的智能异构车联网网络,为具有不同业务特性以及不同行为模式的车联网用户提供高容量、高效率的通信服务。

本文全面梳理了国内外在车辆行为分析、网络部署与接入以及资源优化管理方面的相关工作,由此引出基于车辆行为分析的智能车联网研究的必要性。为搭建“车-人-路-云”泛在互联的智能异构车联网网络,本文详细阐述了如何借助先进的人工智能和数据分析技术,探索车联网中车辆行为的空时分布特性,建立车辆行为预测模型,研究高效智能的网络部署及接入方案、动态的资源优化管理理论,以实现高容量、高效率的智能车联网通信。

## 2 车联网技术研究现状

车联网通信交互模式包含:车与车之间(Vehicle to Vehicle, V2V)、车与路之间(Vehicle to Infrastructure, V2I)、车与人之间(Vehicle to Pedestrian, V2P)、车与网络之间(Vehicle to Network, V2N)的交互。C-V2X是基于3GPP全球统一标准的通信技术,是基于3G/4G/5G等蜂窝网(Cellular)通信技术演进形成的,包含LTE-V2X和5G-V2X。基于以上模式与标准,以下将从车联网车辆行为分析、网络部署与接入以及资源优化管理三个方面介绍国内外研究现状。

### 2.1 车辆行为分析

车辆行为由车辆移动行为(微观特性:GPS轨迹,速度,加速度等;宏观特性:交通流时空分布)和通信行为(微观特性:业务类型、业务数量、业务传输速率等;宏观特性业务:流量时空分布)两部分构成。车联网通信系统中,车辆的高速移动性、移动行为复杂性以及请求业务的多样性,使得车联网通信业务在空时分布上呈现规律复杂、尺度多变的特征,一方面,车辆聚集现象往往带来通信量需求的快速增多;另一方面,信息的传输会影响车辆的移动行为,例如在交通事故交通拥堵区域,交通安全信息通过V2V及V2I通信方式扩散传递给远方车辆单元,使其改变移动路线,进一步影响未来的通信服务位置。因此,车联网通信业务空

时变化特征的分析 and 预测需从车辆移动行为和通信行为两方面进行研究。

目前业界对车辆行为的研究主要集中在车辆移动行为方面。从微观层面上,文献[8,9]利用大数据技术统计并分析个体车辆历史行驶轨迹,得到车辆在各路侧单元的转移概率和平均滞留时间,以此为基础,利用马尔可夫模型来预测个体车辆行驶轨迹。然而,由于车辆移动轨迹复杂多变、尺度不一,采用上述方法难以达到较高的准确率。随着机器学习技术的不断发展,人工神经网络等理论被应用于刻画车辆移动行为特征,并受到业界广泛关注。文献[10]和文献[11]分别提出了基于长短记忆(Long Short Term Memory, LSTM)神经网络的建模方法,通过收集大量车辆行驶轨迹训练神经网络,实现对未来车辆位置的精准预测。在宏观层面上,人们先后将自回归移动平均模型以及周期性自回归移动平均模型应用到车辆移动行为建模的研究中[12,13]。然而,上述模型仅适合对车辆移动行为在局部路况下进行建模,缺乏对区域内整体车辆移动行为分析,因此其适用范围受到一定限制[14]。文献[15]和文献[16]分别提出了基于深度学习神经网络的建模方法,在考虑车辆空时分布相关特性基础上,利用堆叠自编码器模型刻画了车辆移动行为特征。由于车辆移动行为常常会受到道路阻塞等突发路况以及天气等因素的影响,在深度神经网络中引入车辆移动非线性变化特性及天气等辅助信息,可实现对车辆移动行为的细粒度刻画[17,18]。

目前,针对车联网中车辆通信行为建模研究尚处于起步阶段,已有工作主要集中在蜂窝网络普通用户通信行为方面,例如文献[19]针对具体的通信行为进行深入分析,首次提出了一种统一的通信行为预测模型,简化了通信行为分析建模过程。文献[20]结合通信业务的特定空间相关特性,提出了基于对数正态分布的分析模型,用于从空间维度刻画通信行为规律。在此基础上,文献[21]则对通信业务的空时特性进行联合分析,借助循环神经网络建立了一种能预测通信行为变化的行为模型。为更加高效地捕捉流量数据在时间和空间上的复杂依赖关系,文献[22]提出了基于时空密集连接卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的城市尺度无线业务流量预测模型,实现了对未来无线业务流量的精准预测。在此基础上,融合多源跨域数据,如基站数量、社交活动程度、城市兴趣点分布等,文献[23]提出了基于时空跨域神经网络模型的深度迁移学习策略,进一步提升了预测准确度。由于车辆通信行为相比普通移动用户通信行为更加复

杂且难以刻画,已有模型无法直接应用在车辆通信行为分析过程中,因此需要针对车联网中车辆通信行为建模进行专项研究。

综上,现有的研究工作仅从车辆移动行为单一维度建立预测模型,缺乏对车辆通信行为的分析,而车辆移动行为和通信行为共同影响车联网通信业务。因此,亟需联合车辆移动行为与车辆通信行为建立车辆行为综合分析模型,全方位认知、刻画车辆通信业务空时分布特性,以指导后续车联网网络智能部署以及资源优化等方案设计。

## 2.2 网络部署与接入

为满足车联网多样化、差异化的通信需求,合理地部署通信基础设施以及设计多网接入机制,是提高车载单元信息交互实时性和可靠性的重要保障。

为实现车联网的合理部署,在网络架构方面,基于云的车联网部署方案[24-29]是首要选择,特别是在大规模车联网场景下,其可实现车与车、车与云之间的信息高效传输,同时能够保证安全性和低成本[26]。然而,在需要多跳传输的场景下,这种具有集中处理特性的云架构易产生较高的网络时延,而造成通信质量的大幅下降[30]。因此,在云架构下进一步部署路侧单元与移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)服务器以降低通信时延,受到国内外学术界与工业界的广泛关注[31-37]。文献[31,32]研究了高速公路场景下的车联网部署方案,建立了通信时延与非直线连接路侧单元之间距离的关系模型。文献[33]通过上下文感知策略获得无线信道传播参数,研究了城市公路场景下路侧单元部署方案。在此基础上,文献[34]提出在保证车联网时延和吞吐量性能的前提下,采用移动毫微接入点替代固定路侧单元,有效提升了系统的吞吐量。文献[35]将城市区域映射成网格图,综合考虑静态与动态的通信场景,并以部署路侧单元(Road Side Unit, RSU)成本和通信连接性为制约因素,选择合适的RSU部署节点。除了路侧单元部署外,在车联网中MEC服务器的部署也可进一步减轻网络拥塞状况[36]。MEC服务器搜集所有车辆的业务信息,通过网络资源优化以及采用马尔科夫决策过程来降低系统开销。以上文献仅对随机道路状况信息和静态通信需求进行估计,忽略了车联网中实际通信需求空时分布不均以及动态变化的真实状况。因此,如何挖掘实际通信业务数据的空时变化特性,从智能数据分析的新维度进行车联网的部署,是目前亟需解决的问题。

在多种制式网络并存的异构车联网中,多网接入机制设计是关键问题之一。文献[38]指出不同类



型的信息对于网络通信容量、信道带宽、传输时效性以及移动性的要求不同。具体来说,安全服务信息要求最大时延控制在100 ms以内<sup>[39-41]</sup>,而非安全服务信息要求最大时延控制在500 ms以内<sup>[42]</sup>。异构车联网通信主要采用专用短距离通信(Dedicated Short Range Communications, DSRC)和移动蜂窝网络通信LTE-V2X两种模式<sup>[43,44]</sup>。采用DSRC传输模式实时性好,不需要借助路侧单元,适用于低密度车辆通信,但在车辆密度大的环境中性能较差;相反,采用LTE-V2X协议的通信可实现高速数据传输,但传输实时性不如DSRC。因此,传统异构车联网采用固定网络选择机制,借助DSRC传输安全服务信息,借助LTE-V2X传输非安全服务信息<sup>[45]</sup>。然而,信息的多样性和时变性对基于固定信息分类的网络选择机制提出了挑战,尤其在异构车联网中,需要综合考虑传输信息类型和具体网络通信状况,设计动态自适应的多网接入机制<sup>[46-53]</sup>。文献<sup>[47]</sup>利用MEC服务器搜集所有车辆的上下文信息,当V2V通信模式失败时,采用一种基于生存时间的网络状态路由算法,为车辆找到最佳的接入节点。Pirmez等人<sup>[50]</sup>把网络选择表述为最优的多属性决策问题,通过计算效用函数或成本函数来改善网络选择决策。进一步,文献<sup>[51]</sup>将网络选择问题建模为顺序势力场博弈并将随机学习算法应用于其中。考虑到异构车联网的实际网络传输能力,文献<sup>[52]</sup>将动态网络选择建模为动态进化博弈问题,平衡了网络负载,最大限度地提高了博弈参加者所感知的带宽相关效用。上述文献只是关注网络选择接入过程中某一方面的性能,并没有考虑多元数据特征和实时网络状态的深入分析。为适应异构车联网的智能化通信要求,需要设计新型的智能多网接入机制,从而保证车联网通信服务质量和实现多网资源的高效利用。

## 2.3 资源优化管理

未来的异构车联网网络能够为不同的应用提供定制化服务,即为不同车联网服务提供相应的通信(communication)、计算(computing)或缓存(caching)资源。下面将对3种资源的配置分别阐述:

### 2.3.1 通信资源管理

在车联网中,车-车通信主要用于车辆之间的双向数据传输,以避免或减少交通事故,具有安全性、实时性要求高的特点。V2V通信主要采用IEEE 802.11p协议或蜂窝网络标准,而IEEE 802.11p协议采用的载波侦听多路访问(Carrier Sense Multiple Access, CSMA)机制在拥塞场景中

易引发频繁碰撞,导致网络性能急剧恶化。由于基于蜂窝网络的端到端通信(Device-to-Device, D2D)不仅能够避免信道拥塞和碰撞,还能提供广覆盖、低时延与高可靠通信,因此被广泛应用于车与车通信场景中<sup>[54-56]</sup>。基于蜂窝网络D2D通信技术的车-车通信,采用中心式资源管理策略来调度通信资源,允许车辆用户与蜂窝用户共用蜂窝资源,因此其资源利用率较高。其中,文献<sup>[57]</sup>基于LTE-D2D通信技术提出了V2V通信的资源联合优化方案,以保证车辆用户的低时延、高可靠需求。

在异构车联网中,除了车-车通信外还存在车-路通信,其主要向车辆用户提供车载娱乐、自动驾驶等各种信息服务。由于车辆信是动态时变的,对高速移动场景下的信道进行准确建模具有极大挑战性。为此,文献<sup>[58]</sup>将车辆信道建模为独立一阶自回归过程,即离散时间序列形式,具体地,将单个时隙分解为多个时隙,信道在 $\Delta t$ 时隙内保持不变,而在连续时隙上变化,其变化的速率取决于车辆移动及其他因素。结合异构车联网中V2V与V2I通信模式的共存,可根据不同链路的不同需求(V2I链路的高容量需求,V2V链路的高可靠需求),通过灵活分配通信资源来保证V2V可靠通信与V2I高容量通信<sup>[59]</sup>。

以上实时的车联网通信资源分配方案,由于缺乏对车辆高速移动性、多样化通信需求的分析,无法有效匹配某一特定区域、特定时间的业务需求,极易导致资源配置错位,造成网络需求与供给失衡。另一方面,由于网络流量在短时间尺度内呈高度相关、在长时间尺度上呈分段依赖关系,因此可利用这种关系进行流量预测,从而降低信号处理延迟、缓解拥塞。基于此,文献<sup>[60]</sup>提出了一种基于通信业务预测的资源分配方案,宏基站采用线性最小均方误差预测未来流量,并基于流量预测给路侧单元预分配资源,路侧单元根据车辆实时请求动态地分配资源。这种基于预测的资源分配机制可有效卸载集中流量、降低处理延迟以及缓解拥塞,可显著提升系统的性能。

然而,采用线性最小均方误差等传统方法预测车辆通信业务空时分布缺乏精准性。采用大数据分析、机器学习等更加智能、精准的分析手段预测通信业务空时分布,可实现通信资源的精准配置。为此,文献<sup>[61]</sup>通过业务流量空时建模与预测来描述蜂窝网络中单一基站的流量变化。当前国内外基于通信业务分析的通信资源管理方案还只是针对简单的蜂窝网络,在车联网领域中,基于车辆业务分析的通信资源优化未见成熟的研究成果发表。同时,

异构车联网中网络拓扑结构快速变化、无线信道高度时变以及通信业务多样复杂加大了通信资源精准分配的难度,因此,通过对车辆通信需求的精准分析来设计多维度通信资源智能的管理方案仍需系统性的研究。

### 2.3.2 计算资源管理

在异构车联网中,大规模车辆会产生海量异质数据,为了向车辆用户提供智能的车联网服务,需要对这些海量数据进行传输、存储和处理,如通过感知实时的交通状况与人流密度等环境信息以获得平稳的驾驶体验。然而,车辆本身的计算资源与计算能力是十分有限的,目前将车辆本地计算与远端云计算相结合的车辆云计算架构是车联网数据处理分析的主要架构<sup>[62,63]</sup>。在这种架构下,将车辆的计算任务卸载到远端的云服务器将显著增加服务时延,导致无法满足时延敏感型车联网服务需求。近年来,移动边缘计算技术作为一种新的范式,通过在网络边缘部署边缘服务器,将IT服务环境和云计算能力下沉至网络边缘,从而减少业务服务时延,缓解核心网的网络拥塞,满足日益多样化的业务需求<sup>[64]</sup>。为此,在车联网中研究智能的边缘计算卸载策略是当前的研究热点。

当前车联网计算资源管理主要分为以下两个方向:车辆边缘计算架构下的计算资源配置,车辆边缘-云协同架构下的计算资源配置。在车辆边缘计算架构下,文献<sup>[65]</sup>通过考虑车辆移动性,在独立服务器场景下确定最佳任务卸载节点,并制定计算资源管理方案,以最小化业务处理成本;在多边缘服务器协同场景下,考虑车辆移动性,协同调度边缘服务器间的计算资源以实现业务执行成本最小化。文献<sup>[66]</sup>在以移动与停放车辆作为通信和计算节点的场景下,通过整合车辆中各种丰富的通信和计算资源,来提高业务服务质量。文献<sup>[67]</sup>考虑3种不同的速度模型,即恒定速度模型、车辆跟随模型和行进时间统计模型,导出任务卸载延迟模型,在此基础上提出了基于定价的一对一匹配算法和基于定价的一对多匹配算法,以减小业务延迟。在车辆边缘-云计算场景下,文献<sup>[68]</sup>考虑到异构计算资源分布的不均匀性,结合任务大小、时延约束等任务属性利用近邻算法确定任务执行地点,并利用增强学习算法分配计算资源以实现任务时延最小化。文献<sup>[69]</sup>设计了一种支持大数据分析的高能效车辆边缘计算框架,该框架可支持4种典型的应用场景,即节点部署、资源分配、能量管理以及内容缓存和推送。

研究表明,车辆历史数据与当前的车辆行为是

紧密联系的,研究车辆的历史轨迹信息可以作为当前网络计算资源配置的先验信息,目前的研究尚未考虑到这一点。因此,如何利用车辆历史移动行为及业务数据指导计算资源分配与计算卸载以实现车联网中计算资源的高效配置仍有待深入研究。

### 2.3.3 缓存资源管理

针对未来异构车联网中海量业务需求,仅靠有限的通信资源难以承载大规模业务量涌入。在车联网中引入缓存技术,将车辆用户的热点请求内容提前放置在基站、路侧单元、车辆等网络边缘节点,能够拉近用户与服务节点的距离,减少海量冗余数据的传输,从根本上解决网络拥塞以及通信时延高的问题。因此在车联网中研究智能缓存技术,利用存储资源换取通信资源已成为当前学术界研究的热点问题。

当前车联网中缓存技术研究根据采用通信协议的不同可以分为3大方向:基于V2I通信的路侧单元与基站缓存策略研究;基于V2V通信的车辆缓存与内容分发策略研究;基于V2V与V2I通信联合车辆、路侧单元、基站三者的协作缓存策略研究。首先在基于V2I通信的路侧单元与基站缓存策略研究工作中,文献<sup>[70]</sup>考虑车辆用户通信业务的空时特性,提出了一种动态缓存机制,通过在路侧单元端实时分析车辆移动性与用户内容偏好实现对缓存内容的及时更换,从而大大提高了车辆用户服务质量。文献<sup>[71]</sup>在车联网中探索不同车辆移动模式与用户业务请求规律,提出面向车联网移动感知的路侧单元协作主动缓存策略,实现了最小化系统文件传输时延与传输开销。在基于V2V通信的车辆缓存与内容分发策略研究工作中,车载命名数据网络是支持高动态拓扑环境中各种面向内容应用的候选网络体系结构,它固有的网络缓存机制有助于提高内容交付成功率和车联网通信效率。然而,在数据传输过程中,快速多变的车辆移动性改变了中继路由器的位置,使得数据包通过反向路径传输变得困难。此外,频繁的链路中断和数据包重传会导致网络负载的增加和用户体验质量的降低。为解决车辆高速移动性带来的通信链路链接可靠性差的问题,文献<sup>[72]</sup>依据车辆移动模式相似性采用聚类方法实现车辆的簇,以此为基础研究基于车辆簇内与簇间通信的协同缓存策略。文献<sup>[73]</sup>考虑V2V场景,依据车辆隐私性、自私性、内容相似度以及移动相似性评估车辆社区相似性和隐私等级,进而设计车辆动态概率缓存方案,以提高缓存命中率,降低内容替换开销。在基于V2V与V2I通信联合车辆、路侧单元、基站三者的协作缓存策略研究工作中,文



献[74]基于车辆移动相似性与RSU服务类型,构建了基于云模式的车联网模型,综合考虑网络拓扑结构、文件流行度等多维因素,提出基于云的车联网缓存策略方案,实现了系统平均时延的最小化。

综上,现有车联网缓存研究工作,仍采用传统数据分析方法对内容流行度进行预测,存在预测精准性差以及内容替换滞后的问题。同时,由于异构车联网场景下网络拓扑变化快、业务优先级差异大,目前对异构车联网中缓存策略的研究仍处于起步阶段。

### 2.3.4 通信、计算、缓存(3C)资源联合管理

通信网络中的资源可分为3类:通信资源、计算资源与缓存资源,即3C资源。未来车联网中存在差异化的服务需求,满足不同的服务需求所需要的资源也会不同。如紧急告警业务要求网络具有强大的通信能力,能够以最小延时将紧急信息在车辆中传递;自动驾驶中要求车辆能够实时感知周围环境信息,并以最快的速度进行驾驶决策,因而需要网络能够提供强大的计算能力;多媒体业务则要求网络能够提供强大的通信能力以及存储能力,向车辆用户提供低时延、高速率的高质量服务。可见,车联网网络服务能力可被认为是“天然移动的3C正方体”,不同服务被通信、计算、缓存资源分别或联合支撑,3C资源地位同等重要。同时,3C资源紧密关联,相互制约<sup>[75,76]</sup>,联合调度并深度融合3C资源,可实现网络综合服务能力的大幅提升。

当前车联网中3C资源联合优化主要聚焦在计算资源、通信资源的联合优化,如文献[77]考虑到车辆的高速移动性以及信道状态的变化,对计算资源与通信资源进行联合优化,实现了系统计算开销的最小化。然而,传统的资源优化方法认知能力、交互能力有限,导致系统性能难以大幅提升。近年来,随着人工智能的飞速发展,其所具有的强大认知能力、与无线环境的交互能力,吸引了国内外学者的大量研究。文献[78,79]将车联网网络环境状态(无线信道状态、缓存状态、计算能力)建模为有限状态的马尔科夫链,结合奖励机制并利用Deep Q-learning来设计缓存放置方案与计算卸载决策,实现了系统成本的最小化。由于文献[78,79]所设计的决策步长过大,增加了算法的复杂度,为此,文献[80]提出了人工智能协助的双时尺度缓存计算资源协同优化方案,在大时间尺度上采用粒子群优化,在小时间尺度上采用Deep Q-learning来配置缓存与计算资源参数。以上人工智能协助的3C资源联合分配机制,仅仅是借助人工智能技术来辅助资源分配,而采用人工智能技术预测车辆行为,并

基于预测进一步联合配置3C资源方面的研究工作尚且欠缺,从而导致3C资源的配置依然失衡。

综上所述,当前国内外针对异构车联网中无线资源管理的研究,缺少对车辆用户业务需求、趋同性的精准分析,忽略了大数据分析对无线资源分配的重大指导作用,造成资源利用效率低、网络供给无法精准匹配车辆用户需求,网络综合服务能力低。因此,未来的智能资源管理策略应充分发挥大数据分析的优势,通过大数据分析、人工智能等手段精准预测未来车辆用户在特定区域与特定时间对无线资源的需求,并考虑多种资源的联合调度与深度融合,设计未来异构车联网中更加智能、动态、高效的资源管理方案,以实现资源的进一步合理利用和服务质量的不断提升。

## 3 智能车联网关键技术

面向智能化、密集化、复杂异构的车联网通信场景和差异化、高质量的通信服务需求,要实现大容量、高效率的车联网通信,关键在于搭建“车-人-路-云”泛在互联的智能异构车联网网络架构,并在此架构下布局智能车联网关键使能技术。

本文所搭建的智能车联网网络,是以云计算、云存储平台为中心,以部署在网络边缘的分布式节点(基站、路侧单元、车辆与移动设备等)为辅助,所形成的边云协同的智能化异构网络,如图1所示。该网络架构的特色主要包含3点:

(1)异构互联、边云协同。在传统车联网中,多种通信模式V2V, V2I, V2N与V2P形成的网络异构共存、相互隔离、缺乏协作。本文所搭建的智能车联网,采用边云协同的方式,使各个孤立的分布式网络互联互通,实现信息共享、协作共赢。具体地,云计算中心把握整体网络运行,聚焦于非实时、长周期数据的分析与网络管理;分布式边缘节

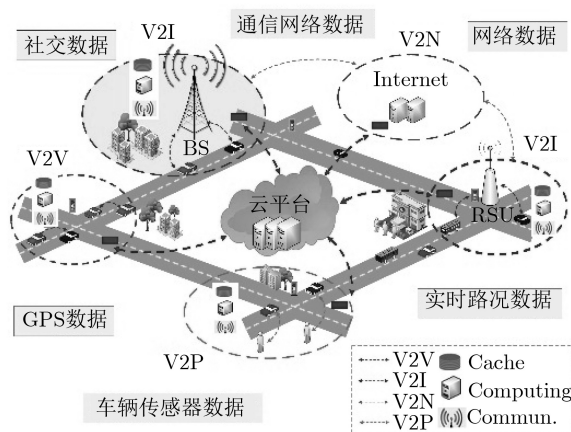


图1 智能异构车联网网络架构

点均具有独立的通信能力、计算能力与存储能力,专注于局部网络管理与服务,聚焦实时、短周期数据的分析与本地业务的实时处理;边云协作运行模式下,边缘节点先对数据进行预处理,提取特征传输给云端进行深度分析与计算。

(2)数据驱动。在传统车联网中,大规模车辆将产生海量异质数据,如车辆传感器数据、周围环境信息、GPS数据、实时路况数据、社交数据、网络数据,以及通信业务数据等,而这些数据所蕴含的潜在价值未充分挖掘和利用。本文搭建的智能车联网,将通过边云协同的方式采集数据、治理数据、分析数据,从而实现车辆行为空时分布特性的精准预测和刻画,整个网络决策与管理建立在数据分析的基础之上。

(3)智能分析。传统车联网中采用的部署方案与资源配置方法难以满足更高的数据传输质量需求,本文搭建的智能车联网,将利用深度学习(如多层感知机,卷积神经网络,长短记忆神经网络)、增强学习(Deep Q-Network, A3C算法)、迁移学习(深度迁移学习)等先进的人工智能、数据分析技术,对海量异质数据进行智能分析。

为实现高容量、高效率的车联网通信,本文拟采用的智能车联网关键使能技术如图2所示。首先,借助深度学习等先进的人工智能、数据分析技术充分挖掘分析海量异质数据,精准预测、刻画车辆行为的空时分布特性,建立车辆行为预测模型。在预测模型的基础上,借助人工智能、数据分析等技术,进一步设计更加智能的车联网网络部署与多网接入方案,以及智能3C资源优化管理方案。3大关键技术通过部署在云中心的GPU集群以及部署在网络边缘的分布式计算节点协同实现,并通过基于通用软件无线电外设和智能数据分析的硬件测试平台进行实际验证。下面针对所涉及的3大智能车联网关键技术进行详细介绍。

### 3.1 数据驱动的车辆行为分析与预测

为了能够精确刻画车辆行为的复杂规律、识别

车辆行为的特点及模式,从而实现对车联网通信业务需求的精准预测,需要联合车辆移动行为和通信行为,融合多模态数据,构建车辆行为预测模型。本部分将从数据治理、数据融合到行为分析与预测模型构建依次展开,具体如下。

#### 3.1.1 数据治理

针对获取的GPS数据、测速仪数据、加速度传感器数据等车辆移动行为数据,获取的通话、短信、流量等车辆通信行为数据及其实际业务场景,利用可视化技术、聚类算法等手段发现数据中的异常点。对于车辆移动行为数据,清洗其中的错误数据;对于车辆通信行为数据,分析并构建实际通信场景与异常数据的关联模型。同时利用各数据间的相关性,借助张量分解补全缺失数据,提高数据本身的数据质量,使其能全面精准地刻画车辆行为,反映车联网网络的真实状态,为车辆行为分析与预测提供高质量的数据基础。

#### 3.1.2 数据融合

车辆行为数据主要来源于互联网和运营商,其数据格式包括文本、图像、音频和数值等。为有效融合多源多模态数据,针对文本数据,根据不同的业务情况采用one-hot编码、word2vec等技术对文本类型数据进行向量化表示;针对图像数据,采用卷积神经网络对图像进行特征抽取,将其采用向量进行统一表征;针对音频数据,利用循环神经网络实现音频数据的文本化,进而实现音频数据的向量化;针对数值型数据,进行归一化并实现量纲的统一。在此基础上,利用关联分析来分析各数据间的相关性,对于完全不相关的数据采用向量拼接的方法直接进行数据融合,而对于存在相关性的数据采用栈式自编码网络实现不同数据间的高效融合。具体而言,对于向量化后的数据 $\mathbf{X}$ ,首先将其非线性映射为低维向量 $\mathbf{M}$ ,然后将 $\mathbf{M}$ 通过非线性映射为与 $\mathbf{X}$ 具有相同维度的向量 $\mathbf{Y}$ ,即

$$\mathbf{M} = \delta(W_i \mathbf{X} + b_i), \mathbf{Y} = \delta(W_j \mathbf{M} + b_j) \quad (1)$$

其中,  $\delta(\cdot)$ 是非线性函数,  $W_i, W_j, b_i, b_j$ 是模型参数。通过最小化损失函数,即

$$\min L = \|\mathbf{Y} - \mathbf{X}\|^2 \quad (2)$$

通过调整模型参数,获得不同数据间的数据融合表示,形成特征向量 $\mathbf{M}$ 。通过堆叠多层自编码网络和调整特征向量维度,使其能完整体现多源数据特性的同时,降低数据维度,压缩数据量,最终构建反映车辆行为的特征表示模型。

#### 3.1.3 建立车辆行为分析与预测模型

车辆行为既有个体特性又有群体分布特征,车

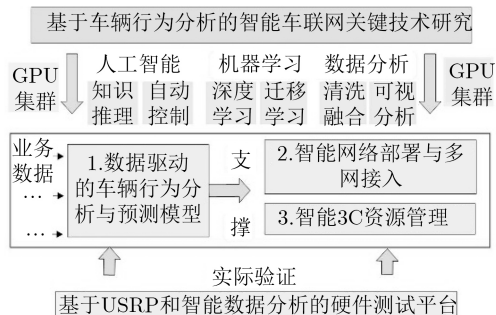


图2 智能车联网关键技术基本框架



辆行为分析与预测可从微观和宏观两个层面进行。针对个体行为分析，可以为每个车辆构建单独的车辆用户画像，挖掘其在网络中的移动行为模式，并考虑其在时间和空间上对不同业务的差异化需求，利用长短记忆神经网络LSTM构建个体行为预测模型。具体地，首先将某一时刻的车辆移动行为特征(如GPS坐标、速度、加速度、传输速率等)进行向量化表示，将车辆在某一时刻某一位置的通信业务需求进行向量化表示；然后将某一时间段内的车辆移动行为与通信行为特征作为时间序列输入，利用LSTM进行模型训练，并使用平方损失函数进行误差校对，以此建立个体车辆在未来时刻的移动轨迹与通信业务预测模型。其次，针对车辆群体特性，考虑网络整体变化的时域与空域性质，采用密集连接卷积神经网络STDenseNet预测框架(如图3所示)，同时捕捉车联网中车辆群体宏观通信行为的空时依赖特性，研究群体行为的时间相似性与空间相关性；利用两个卷积网络分别对时间依赖的近邻性和周期性学习，并基于参数化矩阵的融合方案对两者的重要性进行差异化表示，以此构建群体行为预测模型，实现对网络拓扑变化、网络通信业务时空分布的精准预测。

### 3.2 智能网络部署与多网接入

在对通信需求空时分布模型精准预测的基础上，此部分将综合考虑路网拓扑结构和实时网络状态，实现基站与路侧单元等基础设施的智能合理部署以及不同模式下网络的智能选择与切换，具体研究方案如下。

#### 3.2.1 基站与路侧单元智能部署

综合考虑路网拓扑、建筑分布以及通信需求的空时分布，利用大图理论进行网络拓扑结构连通性和覆盖率分析，初步确定路边通信节点的部署密度和空间位置集合。具体地，首先将通信需求时空分布、路网拓扑结构、建筑分布等信息转化为大图表

示，优化广度优先遍历和深度优先遍历的遍历查询速度和最优路径选取速度，并采用聚类 and 压缩等方法对大图进行处理，识别出功能区密度分布等特征，计算功能区半径，结合PageRank算法分析功能区重要度，初步确立基站、路侧单元或移动边缘计算服务器的部署密度和位置。

在此基础上，结合车辆密度、路网拓扑信息，确定基站与路侧单元的最优位置 $\mathbf{L}$ 和最优数量 $N = m + n$ ；通过对车辆在时刻 $t$ 的实时位置 $\mathbf{X}(t)$ ，网络节点最优位置 $\mathbf{L}$ 分析，可获得车辆的通信链路连通概率 $P = f(\mathbf{X}(t), \mathbf{L}, r_B, r_R)$ ，其中， $r_B$ 与 $r_R$ 分别表示基站和路侧单元的通信半径。定义变量 $k_i, i = 1, 2, \dots, N$ ，表示基站或路侧单元的休眠状态，当 $k_i = 1$ 时，表示第 $i$ 位置的节点处于工作状态， $k_i = 0$ 表示节点处于休眠状态。考虑车辆通信需求的不均匀时间分布特性，兼顾通信连通性与基站覆盖率，设计在时刻 $t$ 最优的基站与路侧单元休眠策略 $\mathbf{k}$ ，优化模型为

$$\left. \begin{aligned} \min K &= \sum_{i=1}^N k_i \\ \text{s.t. C1: } &\sum_{i=1}^N k_i \leq N, \forall i \\ &\text{C2: } P(k_i) \geq P_{th}, \forall i \\ &\text{C3: } |x_j(t) - p_i| \leq r_i, \forall j, \forall i \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中， $K$ 表示基站和路侧单元的工作数量总和， $P_{th}$ 表示车辆连通性阈值， $x_j(t)$ 表示车辆 $j$ 在时刻 $t$ 的位置， $p_i$ 表示基站或者路侧单元的位置， $r_i$ 表示节点 $i$ 的服务半径。

#### 3.2.2 智能多网接入机制

异构车联网通信具有信息多样性和动态性的特点，不同类型的信息对通信容量、实时性要求以及所需带宽不同，需要在对信息进行深入分析的基础上，综合考虑信息的类型和网络通信状况，设计智能的多网接入机制来保证车载移动终端能够在多网共存环境下始终保持最佳连接。智能多网接入机制的设计分为两个阶段：基于机器学习的实时网络状态分析与多网接入机制的算法设计，具体如下：

采集异构车联网中各类车辆传感器和交通检测器采集的大量车辆和路网检测信息，对数据进行清理和转换后，利用支持向量机等机器学习分类方法对数据进行自动分类，分为安全服务信息和非安全服务信息，其中安全服务信息包括协同感知信息(车辆状态、类型、位置和速度等)和分散式环境通知信息(车辆状态警示、交通风险警示以及动态车辆警示等)，非安全服务信息包括用于交通管理、

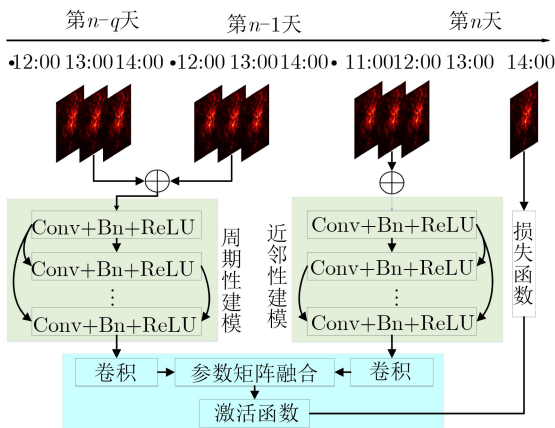


图3 STDenseNet预测框架



拥塞控制、交通流优化、信息娱乐等功能的信息。同时对信息传输的信道衰落、干扰强度、通信频段、信道容量、响应时间以及传输损耗等网络通信状况进行实时采集,获得网络通信状况的规范化数据描述。对信息的类型、实时网络通信状况以及匹配的接入网络进行大量采集和分析,利用非监督学习方法获得实时网络状态函数和阈值,即安全服务信息的服务质量函数 $Q_s$ 和最小阈值 $Q_{s,th}$ ,传输时延函数 $\tau_s$ 和最大时延阈值 $\tau_{s,th}$ ,传输速率 $R_s$ 和信道容量 $C_s$ ,信息传输的开销 $M_s$ ;相应地,可获得非安全服务信息的服务质量函数 $Q_u$ 和最小阈值 $Q_{u,th}$ ,传输时延函数 $\tau_u$ 和最大时延阈值 $\tau_{u,th}$ ,传输速率 $R_u$ 和信道容量 $C_u$ ,以及信息传输的开销 $M_u$ 。由此可获得异构车联网的传输和速率 $R = R_s + R_u$ ,以及异构车联网信息传输的系统总开销 $M = M_s + M_u$ 。

将上述各实时网络状态函数和阈值作为异构车联网中智能多网接入机制设计的指导依据。定义 $\mathbf{A}$ 为异构车联网中的智能多网接入机制变量,构建式(4)优化问题

$$\left. \begin{array}{l} \text{find } \mathbf{A} \\ \min \frac{R_s + R_u}{M_s + M_u} \\ \text{s.t. } Q_s \geq Q_{s,th}, Q_u \geq Q_{u,th} \\ \tau_s \leq \tau_{s,th}, \tau_u \leq \tau_{u,th} \\ R_s \leq C_s, R_u \leq C_u \end{array} \right\} \quad (4)$$

在保证用户服务质量和信息传输时延要求的条件下,通过对变量 $\mathbf{A}$ 进行优化使得异构车联网的传输速率最大化,并尽可能减小信息传输的系统总开销、提高异构车联网通信的灵活性。通过以上数据分析和优化算法设计,即可得到智能的多网接入机制设计方案。

### 3.3 智能3C资源管理

在车辆行为预测模型、网络部署与接入机制的基础上,本部分将利用大数据分析技术,建模通信资源优化问题,设计智能的计算卸载策略、协同缓存策略,并对3种资源进行联合优化。具体如下。

#### 3.3.1 数据驱动的多维度通信资源智能建模与优化

鉴于复杂异构车联网中传输环境的多变性、车辆分布和接入的随机性、以及网络中用户需求的多样性,可利用信息论、图论、随机几何理论以及统计理论,将复杂异构车联网建模为具有差异化通信资源需求的动态传输节点的网络拓扑,以车辆行为预测模型和智能网络部署为指导,借助大数据的信息采集,利用非监督的自动编码器和随机深林算法、深度神经网络等监督学习技术,提取车辆对业务请求的空时特征,对车联网中的用户应用业务和车辆轨迹等数据进行分析,从而明确复杂异构车联网中

不同车辆、不同用户对不同通信资源的需求度。同时,采用认知技术对异构车联网的复杂网络环境进行有效的感知,借助随机几何、统计特性等工具,深入分析复杂异构车联网中的干扰统计特征,通过统计规律的特征比对寻找相契合的模型,为通信资源的分配提供指导。然后,基于车联网中通信资源与业务需求匹配度的数据分析 $D$ 和干扰特性统计模型 $M$ ,在考虑功率、频谱以及时延的约束下,建模时延保障的多维度通信资源的协同管理优化问题

$$\left. \begin{array}{l} \text{find } \mathbf{s}, \mathbf{t}, \mathbf{f}, \mathbf{o}, \mathbf{p} \\ \max U_1 = f(\mathbf{s}, \mathbf{t}, \mathbf{f}, \mathbf{o}, \mathbf{p}) \\ \text{s.t. } p_i \leq p_{i,max}, \forall i \\ B_i \leq B_{i,max}, \forall i \\ \tau_i \leq \tau_{i,max}, \forall i \end{array} \right\} \quad (5)$$

以实现对不同网络节点的空、时、频、码、功率,即 $\mathbf{s}, \mathbf{t}, \mathbf{f}, \mathbf{o}, \mathbf{p}$ 等多维度通信资源进行精准匹配,其中, $U_1$ 是系统性能效用函数, $p_{i,max}$ 表示车辆用户的最大功率约束, $B_{i,max}$ 表示频谱带宽约束, $\tau_{i,max}$ 表示时延约束。由于多维度通信资源的引入,优化问题存在非凸、非线性、多变量的特性,难以用传统优化工具进行求解,可借助机器学习中的大规模优化算法和并行运算思想,对优化问题进行高效求解,形成动态智能的通信资源管理与优化理论。

#### 3.3.2 数据驱动的智能计算资源管理

在车联网中计算资源智能高效的配置,能够满足车辆终端的多样化业务需求,可有效解决核心网络拥塞以及业务时延高的问题。在异构车联网中,网络拓扑结构复杂、计算资源分布不均匀,为满足大规模车辆用户多样化的业务需求,首先需结合车辆任务属性与业务属性等数据信息,借助机器学习、神经网络等算法对不同车辆用户历史通信业务数据及移动行为数据进行分析,挖掘不同车辆用户的业务特征,合理利用车辆终端计算资源,以最大化边缘子云计算能力为目标,构建车辆边缘子云以扩充边缘计算资源池。在此基础上,分析复杂多变的车辆行为特性及其多样化、差异化的资源与业务需求,利用凸优化、图论和机器学习等算法,基于车辆边缘-云协同架构,以最小化任务处理时延与能耗为目标,进行高效的计算资源配置,提高网络计算资源利用率,其优化模型为

$$\left. \begin{array}{l} \text{find } \mathbf{c} \\ \max U_2 = f(\mathbf{n}, \mathbf{c}, \mathbf{p}) \\ \text{s.t. } p_i \leq p_{i,max}, \forall i \\ c_i \leq c_{i,max}, \forall i \\ \tau_i \leq \tau_{i,max}, \forall i \end{array} \right\} \quad (6)$$

其中, $U_2$ 为系统效用函数,如系统任务处理总时延

或总能耗,  $n$ 为车辆任务的优先级,  $c$ 为云与边缘计算资源优化变量, 或表示计算资源优化策略,  $p$ 为计算任务卸载时传输功率。

### 3.3.3 数据驱动的智能缓存策略

考虑到异构车联网网络拓扑结构复杂、通信业务需求时空多变, 为满足车辆用户差异化高质量服务需求, 需从缓存内容、缓存位置、协作缓存多角度出发, 设计智能、高效的缓存资源管理方案。

缓存内容方面, 不再拘泥于传统数据分析手段, 借助大数据、机器学习算法对基站、路侧单元等不同缓存单元的车辆用户历史通信数据进行分析, 挖掘不同时空车辆用户请求数据的周期性、趋同性。在此基础上, 综合考虑车辆用户历史访问数据、内容偏好数据、位置信息以及天气、节假日等多维特征, 构建基于深度学习的车联网内容流行度预测模型, 实现对未来时刻内容流行度精准预测。同时由于内容优先级具有高度差异性, 需综合考虑内容流行度与内容优先级两大因素来共同确定不同缓存单元的最佳缓存内容。

缓存位置方面, 为提高缓存资源利用效率, 避免缓存信息在访问偏好没有交集的车辆用户间共享, 可基于车辆行为模型, 依据不同车辆间移动相似性与内容偏好相似性, 利用机器学习K-means聚类算法将车辆分成不同车辆簇。在此基础上, 综合考虑不同车辆存储空间、隐私等级以及车辆社交网络中节点重要性等多维因素, 以最大化簇内网络通信性能为目标, 选取车辆簇簇头作为整个车辆簇中最佳缓存单元, 以解决车辆簇密集性缓存带来的缓存内容冗余问题, 实现内容在车辆簇中的高效分发, 其优化模型为

$$\left. \begin{array}{l} \text{find } l \\ \max U_3 = f(\mathbf{y}, \mathbf{c}, \mathbf{d}, l) \\ \text{s.t. } c_i \leq c_{\max}, \forall i \\ y_i \in \{0, 1, 2\}, \forall i \\ \sum d_i = 1 \\ l \in \{0, 1, \dots, N\} \end{array} \right\} \quad (7)$$

其中,  $l$ 为车辆簇头位置,  $U_3$ 为车辆簇通信性能效用函数,  $c$ 为缓存空间大小,  $y$ 为车辆簇中车辆的隐私等级,  $d$ 为车辆簇中各车辆节点重要程度,  $N$ 为车辆簇中车辆数。

协作缓存策略方面, 为克服基站、路侧单元或车辆单点缓存设计导致的存储资源的不充分利用等缺陷, 可针对车联网中时空分布不均的业务需求, 结合基站、路侧单元以及车辆等不同缓存单元存储能力与服务范围, 以最小化系统车辆服务时延与开销为目标, 设计基于V2V和V2I通信的车-车、车-

路侧单元、车-基站协作的层级式边缘缓存策略, 从整体上实现不同空间流量卸载, 从而大大提高系统缓存资源利用效率。

### 3.3.4 通信、计算与缓存资源联合优化

在通信资源、计算资源与缓存资源单独优化的基础上, 鉴于3种资源相互补充、相互促进, 在考虑车辆用户通信场景以及资源约束的条件下, 针对不同车辆用户体验质量需求和不同网络业务服务质量需求的差异性, 构建网络效用函数模型, 明晰通信、计算与缓存资源的内在关联以及对车联网系统性能的影响。具体地, 将网络资源定义为矢变量  $\mathbf{C} = (c_1, c_2, c_3)^T$ , 其中  $c_1, c_2, c_3$ 代表网络的通信能力、计算能力与缓存能力各个分矢量, 车联网系统效用函数定义为  $U = f(\mathbf{C})$ , 表征网络的容量、能效、频效、时延等网络服务质量或车辆用户体验质量, 3种资源联合优化问题可以建模为

$$\left. \begin{array}{l} \text{find } \mathbf{C} \\ \max U = f(\mathbf{C}) \\ \text{s.t. } c_{1,i} \leq c_{1,i,\max}, \forall i \\ c_{2,j} \leq c_{2,j,\max}, \forall j \\ c_{3,n} \leq c_{3,n,\max}, \forall n \end{array} \right\} \quad (8)$$

其中,  $i, j, n$ 表示具有通信、计算与缓存能力的节点。在问题分析与求解上, 将网络架构部署、多网接入、多维度通信资源管理、计算卸载与智能缓存纳入到综合优化框架中, 量化出3种资源互相切换的等价关系与折中关系, 采用凸优化理论等手段, 对空、时、频、码、功率、计算与缓存资源进行迭代优化, 动态适配不同的车辆用户需求, 从而得到可提高系统资源利用效率、满足车辆用户差异化高质量服务需求的3C资源联合优化理论。

## 4 结束语

本文围绕车联网技术这一热点展开了详细论述, 全面梳理了国内外在车联网方面的研究现状, 指出了车联网中亟需解决的问题, 并引出了基于车辆行为分析的智能车联网研究的必要性。本文提出了智能车联网关键使能技术, 包括车辆行为分析与建模、智能网络部署与多网接入, 以及智能资源优化管理。在未来的异构车联网中, 智能车联网关键技术的实现对于推进智能化交通运输系统与智慧城市建设具有重大意义。

## 参考文献

- [1] 唐琳琳, 邢敏, 徐群杰. 浅谈我国车联网的发展现状及未来挑战[J]. 内燃机与配件, 2018(23): 167-168. doi: 10.19475/j.cnki.issn1674-957x.2018.23.082.

- TANG Linlin, XING Min, and XU Qunjie. Discussion on the development status and future challenges of Internet of vehicles in China[J]. *Internal Combustion Engine & Parts*, 2018(23): 167–168. doi: [10.19475/j.cnki.issn1674-957x.2018.23.082](https://doi.org/10.19475/j.cnki.issn1674-957x.2018.23.082).
- [2] 钱志华. 面向5G车联网连通性关键理论综述[J]. 信息通信, 2018(5): 219–220. doi: [10.3969/j.issn.1673-1131.2018.05.111](https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-1131.2018.05.111).
- QIAN Zhihua. A summary of key theories for 5G vehicle network connectivity[J]. *Information & Communications*, 2018(5): 219–220. doi: [10.3969/j.issn.1673-1131.2018.05.111](https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-1131.2018.05.111).
- [3] 顾文琰. 5G时代车联网发展的机遇与挑战[J]. 科技视界, 2019(19): 1–3. doi: [10.19694/j.cnki.issn2095-2457.2019.19.001](https://doi.org/10.19694/j.cnki.issn2095-2457.2019.19.001).
- GU Wenyan. Opportunities and challenges for the development of vehicle network in the 5G era[J]. *Science & Technology Vision*, 2019(19): 1–3. doi: [10.19694/j.cnki.issn2095-2457.2019.19.001](https://doi.org/10.19694/j.cnki.issn2095-2457.2019.19.001).
- [4] ANDREWS J G, BUZZI S, CHOI W, *et al.* What will 5G be?[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2014, 32(6): 1065–1082. doi: [10.1109/JSAC.2014.2328098](https://doi.org/10.1109/JSAC.2014.2328098).
- [5] QIU Tie, CHEN Ning, LI Keqiu, *et al.* Heterogeneous ad hoc networks: Architectures, advances and challenges[J]. *Ad Hoc Networks*, 2017, 55: 143–152. doi: [10.1016/j.adhoc.2016.11.001](https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2016.11.001).
- [6] LI Rongpeng, ZHAO Zhifeng, ZHOU Xuan, *et al.* Intelligent 5G: When cellular networks meet artificial intelligence[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2017, 24(5): 175–183. doi: [10.1109/MWC.2017.1600304WC](https://doi.org/10.1109/MWC.2017.1600304WC).
- [7] DUAN Xiaoyu, LIU Yanan, and WANG Xianbin. SDN enabled 5G-VANET: Adaptive vehicle clustering and beamformed transmission for aggregated traffic[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 55(7): 120–127. doi: [10.1109/MCOM.2017.1601160](https://doi.org/10.1109/MCOM.2017.1601160).
- [8] LIU Tuo, ZHOU Sheng, and NIU Zhisheng. Joint optimization of cache allocation and content placement in urban vehicular networks[C]. 2018 IEEE Global Communications Conference, Abu Dhabi, United Arab Emirates, 2018: 1–6. doi: [10.1109/GLOCOM.2018.8647913](https://doi.org/10.1109/GLOCOM.2018.8647913).
- [9] OZFATURA E and GÜNDÜZ D. Mobility and popularity-aware coded small-cell caching[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(2): 288–291. doi: [10.1109/LCOMM.2017.2774799](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2017.2774799).
- [10] HOU Lu, LEI Lei, ZHENG Kan, *et al.* A Q-learning-based proactive caching strategy for non-safety related services in vehicular networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 4512–4520. doi: [10.1109/JIOT.2018.2883762](https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2883762).
- [11] KHELIFI H, LUO Senlin, NOUR B, *et al.* An optimized proactive caching scheme based on mobility prediction for vehicular networks[C]. 2018 IEEE Global Communications Conference, Abu Dhabi, United Arab Emirates, 2018: 1–6. doi: [10.1109/GLOCOM.2018.8647898](https://doi.org/10.1109/GLOCOM.2018.8647898).
- [12] MIN Wanli and WYNTER L. Real-time road traffic prediction with spatio-temporal correlations[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2011, 19(4): 606–616. doi: [10.1016/j.trc.2010.10.002](https://doi.org/10.1016/j.trc.2010.10.002).
- [13] KUMAR S V and VANAJAKSHI L. Short-term traffic flow prediction using seasonal ARIMA model with limited input data[J]. *European Transport Research Review*, 2015, 7(3): 21. doi: [10.1007/s12544-015-0170-8](https://doi.org/10.1007/s12544-015-0170-8).
- [14] KOESDWIADY A, SOUA R, and KARRAY F. Improving traffic flow prediction with weather information in connected cars: A deep learning approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(12): 9508–9517. doi: [10.1109/TVT.2016.2585575](https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2585575).
- [15] LV Yisheng, DUAN Yanjie, KANG Wenwen, *et al.* Traffic flow prediction with big data: A deep learning approach[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(2): 865–873. doi: [10.1109/TITS.2014.2345663](https://doi.org/10.1109/TITS.2014.2345663).
- [16] YANG Haofan, DILLON T S, and CHEN Y P P. Optimized structure of the traffic flow forecasting model with a deep learning approach[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(10): 2371–2381. doi: [10.1109/TNNLS.2016.2574840](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2016.2574840).
- [17] FOULADGAR M, PARCHAMI M, ELMASRI R, *et al.* Scalable deep traffic flow neural networks for urban traffic congestion prediction[C]. 2017 International Joint Conference on Neural Networks, Anchorage, USA, 2017: 2251–2258. doi: [10.1109/IJCNN.2017.7966128](https://doi.org/10.1109/IJCNN.2017.7966128).
- [18] POLSON N G and SOKOLOV V O. Deep learning for short-term traffic flow prediction[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2017, 79: 1–17. doi: [10.1016/j.trc.2017.02.024](https://doi.org/10.1016/j.trc.2017.02.024).
- [19] LI Rongpeng, ZHAO Zhifeng, ZHENG Jianchao, *et al.* The learning and prediction of application-level traffic data in cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(6): 3899–3912. doi: [10.1109/TWC.2017.2689772](https://doi.org/10.1109/TWC.2017.2689772).
- [20] LEE D, ZHOU Sheng, ZHONG Xiaofeng, *et al.* Spatial modeling of the traffic density in cellular networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2014, 21(1): 80–88. doi: [10.1109/MWC.2014.6757900](https://doi.org/10.1109/MWC.2014.6757900).
- [21] QIU Chen, ZHANG Yanyan, FENG Zhiyong, *et al.* Spatio-temporal wireless traffic prediction with recurrent neural network[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(4): 554–557. doi: [10.1109/LWC.2018.2795605](https://doi.org/10.1109/LWC.2018.2795605).
- [22] ZHANG Chuanting, ZHANG Haixia, YUAN Dongfeng, *et al.* Citywide cellular traffic prediction based on densely connected convolutional neural networks[J]. *IEEE*



- Communications Letters*, 2018, 22(8): 1656–1659. doi: [10.1109/LCOMM.2018.2841832](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2018.2841832).
- [23] ZHANG Chuanting, ZHANG Haixia, QIAO Jingping, *et al.* Deep transfer learning for intelligent cellular traffic prediction based on cross-domain big data[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(6): 1389–1401. doi: [10.1109/JSAC.2019.2904363](https://doi.org/10.1109/JSAC.2019.2904363).
- [24] CHEN Xiao and WANG Liangmin. A cloud-based trust management framework for vehicular social networks[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 2967–2980. doi: [10.1109/ACCESS.2017.2670024](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2670024).
- [25] EIZA M H, NI Qiang, and SHI Qi. Secure and privacy-aware cloud-assisted video reporting service in 5G-enabled vehicular networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(10): 7868–7881. doi: [10.1109/TVT.2016.2541862](https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2541862).
- [26] YANG Qing, ZHU Binghai, and WU Shaoen. An architecture of cloud-assisted information dissemination in vehicular networks[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 2764–2770. doi: [10.1109/ACCESS.2016.2572206](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2016.2572206).
- [27] WISITPONGPHAN N, BAI Fan, MUDALIGE P, *et al.* Routing in sparse vehicular ad hoc wireless networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2007, 25(8): 1538–1556. doi: [10.1109/JSAC.2007.071005](https://doi.org/10.1109/JSAC.2007.071005).
- [28] HUANG J J. Accurate probability distribution of rehealing delay in sparse VANETs[J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(7): 1193–1196. doi: [10.1109/LCOMM.2015.2426716](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2015.2426716).
- [29] HE Jianping, NI Yuanzhi, CAI Lin, *et al.* Optimal dropbox deployment algorithm for data dissemination in vehicular networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 17(3): 632–645. doi: [10.1109/TMC.2017.2733534](https://doi.org/10.1109/TMC.2017.2733534).
- [30] 邱佳慧, 陈祎, 刘珊, 等. 车联网关键技术及演进方案研究[J]. 邮电设计技术, 2017(8): 29–34. doi: [10.12045/j.issn.1007-3043.2017.08.007](https://doi.org/10.12045/j.issn.1007-3043.2017.08.007).  
QIU Jiahui, CHEN Yi, LIU Shan, *et al.* Research on key technologies and evolution strategies of IoV[J]. *Designing Techniques of Posts and Telecommunications*, 2017(8): 29–34. doi: [10.12045/j.issn.1007-3043.2017.08.007](https://doi.org/10.12045/j.issn.1007-3043.2017.08.007).
- [31] REIS A B, SARGENTO S, and TONGUZ O K. On the performance of sparse vehicular networks with road side units[C]. The 73rd IEEE Vehicular Technology Conference, Yokohama, Japan, 2011: 1–5. doi: [10.1109/vetecs.2011.5956724](https://doi.org/10.1109/vetecs.2011.5956724).
- [32] REIS A B, SARGENTO S, NEVES F, *et al.* Deploying roadside units in sparse vehicular networks: What really works and what does not[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2014, 63(6): 2794–2806. doi: [10.1109/tvt.2013.2292519](https://doi.org/10.1109/tvt.2013.2292519).
- [33] CALVO J A L, TOKEL H A, and MATHAR R. Environment-based roadside unit deployment for urban scenarios[C]. The 27th IEEE Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications, Valencia, Spain, 2016: 1–6. doi: [10.1109/pimrc.2016.7794889](https://doi.org/10.1109/pimrc.2016.7794889).
- [34] PATRA M, THAKUR R, and MURTHY C S R. Improving delay and energy efficiency of vehicular networks using mobile femto access points[J]. *IEEE Transactions on vehicular Technology*, 2017, 66(2): 1496–1505. doi: [10.1109/tvt.2016.2563980](https://doi.org/10.1109/tvt.2016.2563980).
- [35] KIM D, VELASCO Y, WANG Wei, *et al.* A new comprehensive RSU installation strategy for cost-efficient VANET deployment[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(5): 4200–4211. doi: [10.1109/tvt.2016.2598253](https://doi.org/10.1109/tvt.2016.2598253).
- [36] LI Meng, SI Pengbo, and ZHANG Yanhua. Delay-tolerant data traffic to software-defined vehicular networks with mobile edge computing in smart city[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(10): 9073–9086. doi: [10.1109/tvt.2018.2865211](https://doi.org/10.1109/tvt.2018.2865211).
- [37] CHEN Jieqiong, MAO Guoqiang, LI Changle, *et al.* Capacity of cooperative vehicular networks with infrastructure support: Multiuser case[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(2): 1546–1560. doi: [10.1109/tvt.2017.2753772](https://doi.org/10.1109/tvt.2017.2753772).
- [38] DA SILVA C M and MEIRA W. Evaluating the performance of heterogeneous vehicular networks[C]. The 82nd IEEE Vehicular Technology Conference, Boston, USA, 2015: 1–5. doi: [10.1109/vtcfall.2015.7390936](https://doi.org/10.1109/vtcfall.2015.7390936).
- [39] Intelligent Transport Systems (ITS). Framework for public mobile networks in cooperative ITS (C-ITS)[R]. ETSI TR 102 962-2012, 2012.
- [40] Intelligent Transport System (ITS). Vehicular communications; basic set of applications; definition[R]. ETSI TR 102 638 V1.1.1, 2009.
- [41] ITS JPO. Vehicle safety applications[R]. 2008.
- [42] ZHENG Kan, ZHENG Qiang, CHATZIMISIOS P, *et al.* Heterogeneous vehicular networking: A survey on architecture, challenges, and solutions[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 17(4): 2377–2396. doi: [10.1109/COMST.2015.2440103](https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2440103).
- [43] HAN Chong, DIANATI M, TAFAZOLLI R, *et al.* Analytical study of the IEEE 802.11p MAC sublayer in vehicular networks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2012, 13(2): 873–886. doi: [10.1109/TITS.2012.2183366](https://doi.org/10.1109/TITS.2012.2183366).
- [44] KIHLM, BÜR K, MAHANTA P, *et al.* 3GPP LTE downlink scheduling strategies in vehicle-to-infrastructure

- communications for traffic safety applications[C]. 2012 IEEE Symposium on Computers and Communications, Cappadocia, Turkey, 2012: 448–453. doi: [10.1109/ISCC.2012.6249337](https://doi.org/10.1109/ISCC.2012.6249337).
- [45] 方箭, 冯大权, 段海军, 等. V2X通信研究概述[J]. 电信科学, 2019, 35(6): 102–112.  
FANG Jian, FENG Daquan, DUAN Haijun, *et al.* An overview of V2X communications[J]. *Telecommunications Science*, 2019, 35(6): 102–112.
- [46] TIAN Daxin, ZHOU Jianshan, WANG Yunpeng, *et al.* A dynamic and self-adaptive network selection method for multimode communications in heterogeneous vehicular telematics[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(6): 3033–3049. doi: [10.1109/TITS.2015.2422144](https://doi.org/10.1109/TITS.2015.2422144).
- [47] HUANG C M, CHIANG Mengshu, DAO D T, *et al.* V2V data offloading for cellular network based on the software defined network (SDN) inside mobile edge computing (MEC) architecture[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 17741–17755. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2820679](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2820679).
- [48] XIONG Kai, LENG Supeng, HU Jie, *et al.* Smart network slicing for vehicular fog-RANs[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(4): 3075–3085. doi: [10.1109/TVT.2019.2900234](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2900234).
- [49] YAN Shi, ZHANG Xinran, XIANG Hongyu, *et al.* Joint access mode selection and spectrum allocation for fog computing based vehicular networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 17725–17735. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2895626](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2895626).
- [50] PIRMEZ L, CARVALHO JR J C, DELICATO F C, *et al.* SUTIL–Network selection based on utility function and integer linear programming[J]. *Computer Networks*, 2010, 54(13): 2117–2136. doi: [10.1016/j.comnet.2010.03.007](https://doi.org/10.1016/j.comnet.2010.03.007).
- [51] TSENG L C, CHIEN F T, ZHANG Daqiang, *et al.* Network selection in cognitive heterogeneous networks using stochastic learning[J]. *IEEE Communications Letters*, 2013, 17(12): 2304–2307. doi: [10.1109/LCOMM.2013.102113.131876](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2013.102113.131876).
- [52] NIYATO D and HOSSAIN E. Dynamics of network selection in heterogeneous wireless networks: An evolutionary game approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(4): 2008–2017. doi: [10.1109/TVT.2008.2004588](https://doi.org/10.1109/TVT.2008.2004588).
- [53] 熊凯, 冷甦鹏, 张可, 等. 车联雾计算中的异构接入与资源分配算法研究[J]. 物联网学报, 2019, 3(2): 20–27.  
XIONG Kai, LENG Supeng, ZHANG Ke, *et al.* Research on heterogeneous radio access and resource allocation algorithm in vehicular fog computing[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2019, 3(2): 20–27.
- [54] CHEN Shanzhi, HU Jinling, SHI Yan, *et al.* LTE-V: A TD-LTE-based V2X solution for future vehicular network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016, 3(6): 997–1005. doi: [10.1109/JIOT.2016.2611605](https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2611605).
- [55] SUN Shaohui, HU Jinling, PENG Ying, *et al.* Support for vehicle-to-everything services based on LTE[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2016, 23(3): 4–8. doi: [10.1109/MWC.2016.7498068](https://doi.org/10.1109/MWC.2016.7498068).
- [56] PENG Haixia, LI Dazhou, YE Qiang, *et al.* Resource allocation for cellular-based inter-vehicle communications in autonomous multiplatoons[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(12): 11249–11263. doi: [10.1109/TVT.2017.2723430](https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2723430).
- [57] MEI Jie, ZHENG Kan, ZHAO Long, *et al.* A latency and reliability guaranteed resource allocation scheme for LTE V2V communication systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(6): 3850–3860. doi: [10.1109/TWC.2018.2816942](https://doi.org/10.1109/TWC.2018.2816942).
- [58] SHI Jianfeng, YANG Zhaohui, XU Hao, *et al.* Dynamic resource allocation for LTE-based vehicle-to-infrastructure networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(5): 5017–5030. doi: [10.1109/TVT.2019.2903822](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2903822).
- [59] LIANG Le, LI G Y, and XU Wei. Resource allocation for D2D-enabled vehicular communications[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(7): 3186–3197. doi: [10.1109/TCOMM.2017.2699194](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2017.2699194).
- [60] 刘自强, 任晨珊, 田辉. 用户行为驱动的自组织网络资源配置研究[J]. 中兴通讯技术, 2015, 21(1): 4–12, 28. doi: [10.3969/j.issn.1009-6868.2015.01.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-6868.2015.01.002).  
LIU Ziqiang, REN Chenshan, and TIAN Hui. User-behavior-driven resource configuration in self-organizing networks[J]. *ZTE Technology Journal*, 2015, 21(1): 4–12, 28. doi: [10.3969/j.issn.1009-6868.2015.01.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-6868.2015.01.002).
- [61] WANG Shuo, ZHANG Xing, ZHANG Jiabin, *et al.* An approach for spatial-temporal traffic modeling in mobile cellular networks[C]. The 27th International Teletraffic Congress, Ghent, Belgium, 2015: 203–209. doi: [10.1109/ITC.2015.31](https://doi.org/10.1109/ITC.2015.31).
- [62] LIN Chunheng, DENG D J, and YAO C C. Resource allocation in vehicular cloud computing systems with heterogeneous vehicles and roadside units[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(5): 3692–3700. doi: [10.1109/JIOT.2017.2690961](https://doi.org/10.1109/JIOT.2017.2690961).
- [63] ZHENG Kan, MENG Hanlin, 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. doi: [10.1109/TIE.2015.2482119](https://doi.org/10.1109/TIE.2015.2482119).
- [64] ZHANG Ke, MAO Yuming, LENG Supeng, *et al.* Energy-efficient offloading for mobile edge computing in 5G

- heterogeneous networks[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 5896–5907. doi: [10.1109/ACCESS.2016.2597169](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2016.2597169).
- [65] YANG Chao, LIU Yi, CHEN Xin, *et al.* Efficient mobility-aware task offloading for vehicular edge computing networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 26652–26664. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2900530](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2900530).
- [66] HOU Xueshi, LI Yong, CHEN Min, *et al.* Vehicular fog computing: A viewpoint of vehicles as the infrastructures[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(6): 3860–3873. doi: [10.1109/TVT.2016.2532863](https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2532863).
- [67] LIU Pengju, LI Junluo, and SUN Zhongwei. Matching-based task offloading for vehicular edge computing[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 27628–27640. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2896000](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2896000).
- [68] CUI Yaping, LIANG Yingjie, and WANG Ruyan. Resource allocation algorithm with multi-platform intelligent offloading in D2D-enabled vehicular networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 21246–21253. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2882000](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2882000).
- [69] ZHOU Zhenyu, YU Houjian, XU Chen, *et al.* BEGIN: Big data enabled energy-efficient vehicular edge computing[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(12): 82–89. doi: [10.1109/MCOM.2018.1700910](https://doi.org/10.1109/MCOM.2018.1700910).
- [70] ABDELHAMID S, HASSANEIN H S, and TAKAHARA G. On-road caching assistance for ubiquitous vehicle-based information services[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(12): 5477–5492. doi: [10.1109/TVT.2015.2480711](https://doi.org/10.1109/TVT.2015.2480711).
- [71] ALNAGAR Y, HOSNY S, and EL-SHERIF A A. Towards mobility-aware proactive caching for vehicular Ad hoc networks[C]. 2019 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshop, Marrakech, Morocco, 2019: 1–6. doi: [10.1109/WCNCW.2019.8902903](https://doi.org/10.1109/WCNCW.2019.8902903).
- [72] ZHAO Weicheng, QIN Yajuan, GAO Deyun, *et al.* An efficient cache strategy in information centric networking vehicle-to-vehicle scenario[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 12657–12667. doi: [10.1109/ACCESS.2017.2714191](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2714191).
- [73] HUANG Wanying, SONG Tian, YANG Yating, *et al.* Cluster-based cooperative caching with mobility prediction in vehicular named data networking[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 23442–23458. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2897747](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2897747).
- [74] MA Junchao, WANG Jiahuan, LIU Gang, *et al.* Low latency caching placement policy for cloud-based VANET with both vehicle caches and RSU caches[C]. 2017 IEEE Globecom Workshops, Singapore, 2017: 1–6. doi: [10.1109/GLOCOMW.2017.8269203](https://doi.org/10.1109/GLOCOMW.2017.8269203).
- [75] DAI Yueyue, XU Du, MAHARJAN S, *et al.* Artificial intelligence empowered edge computing and caching for internet of vehicles[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2019, 26(3): 12–18. doi: [10.1109/MWC.2019.1800411](https://doi.org/10.1109/MWC.2019.1800411).
- [76] LIU Hui, CHEN Zhiyong, and QIAN Liang. The three primary colors of mobile systems[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2016, 54(9): 15–21. doi: [10.1109/MCOM.2016.7565182](https://doi.org/10.1109/MCOM.2016.7565182).
- [77] WANG Jun, FENG Daquan, ZHANG Shengli, *et al.* Computation offloading for mobile edge computing enabled vehicular networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 62624–62632. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2915959](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2915959).
- [78] TAN L T and HU R Q. Mobility-aware edge caching and computing in vehicle networks: A deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(11): 10190–10203. doi: [10.1109/TVT.2018.2867191](https://doi.org/10.1109/TVT.2018.2867191).
- [79] HE Ying, ZHAO Nan, and YIN Hongxi. Integrated networking, caching, and computing for connected vehicles: A deep reinforcement learning approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(1): 44–55. doi: [10.1109/TVT.2017.2760281](https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2760281).
- [80] TAN L T, HU R Q, and HANZO L. Twin-timescale artificial intelligence aided mobility-aware edge caching and computing in vehicular networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(4): 3086–3099. doi: [10.1109/TVT.2019.2893898](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2893898).
- 张海霞：女，1979年生，教授，博士生导师，研究方向为智能通信与网络。
- 李腆腆：女，1985年生，博士生，研究方向为无线通信。
- 李东阳：男，1992年生，博士生，研究方向为无线大数据。
- 刘文杰：男，1995年生，博士生，研究方向为边缘缓存。