

智能网联交通系统的关键技术与发展

钱志鸿^① 田春生^① 郭银景^② 王 雪^{*①}

^①(吉林大学通信工程学院 长春 130012)

^②(山东科技大学信息与电气工程学院 青岛 266510)

摘 要: 该文梳理了国内外针对智能网联交通系统的相关研究,阐述了智能网联交通系统的架构和关键技术,分析了外部环境感知技术、车辆自主决策技术、控制执行技术以及车路协同技术等几个重点方向的研究进展。在分析总结已有文献的基础上,该文描述了未来智能网联交通系统的方案及其工作原理。未来智能网联交通系统应具备全程路径规划和精准定位功能,运用实时动态定位(RTK)技术和合成孔径雷达(SAR)技术,对运动或非运动物体(包括未装载GPS的物体)进行探测和定位,并保证在GPS信号弱或无信号(如隧道、室内)环境下和近距离、非可视情况下探测信号的连续性。系统还将运用移动边缘计算(MEC)理论,解决低时延、大规模网络接入等关键问题,运用大数据、云计算、物联网(IoTs)和移动通信技术,实现具有全局性、网络化的智能网联交通系统。

关键词: 智能网联交通; 车联网; V2X; 实时动态定位; 合成孔径雷达

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)01-0002-18

DOI: [10.11999/JEIT190787](https://doi.org/10.11999/JEIT190787)

The Key Technology and Development of Intelligent and Connected Transportation System

QIAN Zhihong^① TIAN Chunsheng^① GUO Yinjing^② WANG Xue^①

^①(College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China)

^②(College of Information and Electrical Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, 266510, China)

Abstract: Some current works on intelligent and connected transportation system are presented, particularly focusing on the state of the art of the framework and key technologies in China or internationally, and the research development in some critical directions are elaborated including external environment perception, autonomous decision of vehicles, control execution and cooperative vehicle infrastructure system. On the basis of analyzing and summarizing the existing literature, the scheme of the future intelligent and connected transportation system and its working principle are described. The future intelligent and connected transportation system have the function of full path planning and precise, and the Real-Time Kinematic (RTK) and Synthetic Aperture Radar (SAR) technologies are used to detect and locate moving or non-moving objects, including those without GPS. And the continuity of the detection signal can be guaranteed in the environment where GPS signals are weak or non-sigaled (e.g., tunnel, indoor) and the situation of close-range and non-visual. The Mobile Edge Computing (MEC) theory can also be used in the system to solve the key problems such as low latency and large-scale network access, and the big data, cloud computing, Internet of Things (IoTs) and mobile communication technologies are used to realize the global and networked intelligent and connected transportation system.

Key words: Intelligent and connected transportation; Internet of Vehicles (IoVs); Vehicle to Everything (V2X); Real-Time Kinematic (RTK); Synthetic Aperture Radar (SAR)

收稿日期: 2019-10-16; 改回日期: 2019-11-22; 网络出版: 2019-11-30

*通信作者: 王雪 jluwangxue@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61771219), 吉林大学基础科研项目(SXGJQY2017-9, 2017TD-19), 吉林大学研究生创新基金(101832018C022)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61771219), The Fundamental Research of Jilin University (SXGJQY2017-9, 2017TD-19), The Graduate Innovation Fund of Jilin University (101832018C022)

1 引言

交通日益拥堵已经成为大中城市的普遍问题。现有的解决办法,譬如拓宽路面、建高架桥、挖地下隧道、摇号购车、按车牌号限行、交通灯智能控制等,都不能从根本上解决因车辆的产销量持续增加而导致的行车路面越来越拥挤的问题,交通拥堵是未来社会发展必须解决的问题,是关乎国计民生的大事,那么怎样解决未来日益庞大、复杂的交通系统问题呢?“智能网联交通系统”可能是最佳选择之一,即运用大数据、云计算、物联网(Internet of Things, IoTs)^[1,2]和移动通信技术,形成一个既有局部探测、快速响应和控制功能的区间协同控制系统,又有全程路径规划、调度功能的全局网联控制系统,一个含移动通信、雷达、计算机、网络和测控技术的通信网。理想的智能网联交通系统应该保证路面上的快车、慢车、行人及其他各种交通工具或运动物体鱼贯穿梭地通过各个交通节点,而不发生碰撞。同时,系统每时每刻应该保证各种交通工具和运动物体的速度之和最大化。

我国政府及相关部门非常重视智能网联交通的建设,纷纷出台相关的政策法规。交通运输部出台的《交通运输信息化“十三五”发展规划》中明确提及“信息化是实现智能交通的重要载体和手段,智能交通是交通运输信息化发展的目标与方向”。与此同时,交通部也在积极开展智能交通的应用示范,在2018年,交通部启动了九省一市车路协同、高精度定位、交通控制网建设等一系列智能交通试点,2019年9月,在上海举行的2019世界智能网联汽车大会上,上汽、宝马、滴滴获得了上海市有关部门颁发的智能网联汽车示范应用牌照,3家企业将根据自身情况,完成准备工作后开展示范应用测试。在国家政策的支持和导向之下,一汽集团、上汽集团等车企及各大互联网公司大手笔注资,争相布局,开发自动驾驶汽车,抢占新的经济增长点。可以预见,无论是在个人生活还是国家宏观层面,智能网联交通系统都将扮演着非常重要的角色。

在基础研究方面,国内外的相关研究机构已经开始对智能网联交通系统中的科学理论和关键技术展开了积极的研究和探索,并在智能网联交通系统体系架构、资源管理策略以及接入节点选择机制等方面取得了卓有成效的进展,为未来智能交通的发展奠定了基础。在网络体系结构设计方面,有研究学者将软件定义网络(Software-Defined Networks, SDN)以及网络功能虚拟化(Network Function Virtualization, NFV)的概念引入到车联网的体系架构设计当中,提供了一种行之有效的解决办

法^[3-5]。Ku等人^[6]给出了基于SDN的车辆自组织网络的概念,分析了将SDN融入车辆自组织网络架构的可行性,并对其潜在优势及所能提供的服务进行了详细的论述。Zheng等人^[7]提出了一种基于软件定义的异构车载网络架构,能够很好的兼容多种无线通信协议,与此同时,为了保证自动驾驶车辆通信的实时性要求,此架构提供了一种分层式的控制结构,由主控制器掌握全局信息,负责宏观层面的资源调配任务,次级控制器则关注于每台自动驾驶车辆的资源调配策略。Fontes等人^[8]枚举了软件定义车载网络的发展潜力,分别从理论与实践的角度分析了将现有SDN架构应用于智能网联交通系统的挑战与难点,并基于Mininet结合实际的视频流业务对所提框架进行了验证,证明了其可行性。Campolo等人^[9]将网络切片的概念应用于车载网络当中,通过引入核心云以及边缘云的分层式的协同工作模式,能够为V2X业务建立相对应的网络切片,并根据相关的业务特性,进行相对应的资源配置管理,这样一方面能够保证V2X连接的可靠性,同时也增加了网络的灵活性。除此之外,为了保证未来智能网联交通系统中自动驾驶车辆行车安全,满足其对网络超低时延以及超高可靠性的需求,He等人^[10]提出了一种增强型的碰撞避免方法,利用选定的数据包来传播预留的数据资源和调度控制资源,这样能够更加便捷地为相邻的自动驾驶车辆提供更好的通信服务,减少数据冲突发生的概率,降低网络数据传输的时延。为了保证自动驾驶车辆间通信服务的稳定性、网络基础设施的覆盖范围以及信息的收集能力,Shi等人^[11]将无人机引入到网络架构的设计当中,提出了一种无人机辅助的网络架构,在该架构当中,无人机扮演着边缘接入节点的角色,并具备有一定计算及存储信息的能力,可以依据自动驾驶车辆的服务请求,对网络结构进行动态的调整及部署。随着自动驾驶车辆数量的逐渐增多,当前的车载网络面临着巨大的挑战,例如增加容量、支持移动性以及提高QoE等,为此,Su等人^[12]等人提出了一种以内容为中心的网络架构,通过引入以内容为中心的单元,能够基于其命名信息来管理自动驾驶车辆间交换的信息内容,自动驾驶车辆可以通过发送“兴趣”以获取想要的内容,而不是传统的信息请求,并通过集成算法,借助以内容为中心的单元向自动驾驶车辆提供该请求内容,文章最后分析了此架构的工作效率以及所能带来的性能上的提升。除上述研究工作外,还有研究学者将移动云计算、移动边缘计算等引入到网络架构的设计当中^[13,14],均取得了令人满意的研究结果。

为了保障智能网联交通系统中V2X服务的QoS质量,需要网络内各类资源进行合理的分配和调度,各类资源主要包括有通信资源、存储资源以及计算资源等3大类^[15,16]。为了提升V2I通信的覆盖范围以及系统容量,Zheng等人^[17]提出一种全新的链路分配方法,利用V2V的通信方式作为中继链路以提升网络的吞吐量,首先将链路调度及无线资源分配问题转化为一个非确定多项式(Non-deterministic Polynomial, NP)难问题,提出了一种基于多选择背包问题的动态资源调度机制,在可接受的复杂度范围内对此问题进行了求解。Zheng等人^[18]在基于软件定义的异构车载网络架构下,提出了一种基于随机学习的延迟最优的虚拟资源调度方案,通过将时延优化问题描述为一个部分可观测的马尔科夫决策过程(Partially Observed Markov Decision Process, POMDP),进一步推导出基于大时间尺度变量的宏虚拟化资源分配方案以及基于小时间尺度变量的微虚拟化资源分配方案,仿真结果也表明这个方案能够很好地降低自动驾驶车辆的数据包传输时延。Yu等人^[19]在车辆云网络(Vehicular Cloud Networks, VCN)的概念下,提出了一种基于半马尔科夫决策过程(Semi-Markov Decision Process, SMDP)的跨区域资源管理方案,在此方案中,服务迁移机制扮演着重要的角色,即本地云在分配相应的计算资源时需要同时考虑本地以及相邻云的服务请求。与此同时,考虑到不同类型的服务请求对系统收益的影响,此方案可以通过SMDP来自适应的获取最优的资源分配策略,以此来最大化期望的回报。为了进一步提升系统的性能,Zhang等人^[20]提出了一种基于负载感知的可插拔云框架,这个框架允许自动驾驶车辆处理外部接收的视频资源时能够在中央处理器以及图形处理器之间进行实时切换,有效地缩短了任务的处理时延。Wu等人^[21]则针对基于非正交多址接入(Non Orthogonal Multiple Access, NOMA)的边缘云计算的计算卸载问题,提出了一种联合优化策略,随后利用一种分布式的算法对此优化问题进行了求解。Lin等人^[22]提出了一种基于SMDP过程的VCN资源分配方案,此方案充分考虑了车辆的异质性以及路边单元(Road Side Units, RSUs)在资源分配过程中所起到的作用,仿真结果也表明此方案无论在功耗或是时间消耗成本上都能够取得较优的性能。He等人^[23]则将无线通信资源、存储资源以及计算资源统一起来进行考虑,提出了一种集成式的框架,能够将网络中的资源进行动态编排,将资源分配问题转化为联合优化问题,最终利用深度强化学习的方法对这个问题进

行了求解。Abani等人^[24]研究了基于缓存策略的资源优化分配方案,在信息中心网络中提出了一种利用自动驾驶车辆轨迹预测的资源缓存策略,此策略可以将内容缓存在网络内的任意位置,而不只是网络的边缘,这样不仅降低了系统的负载而且进一步降低了内容请求的时延。Grewe等人^[25]同样基于信息中心网络提出了一种车载自组织网络中的内容主动缓存方法,实验结果表明,此方法能够保证自动驾驶车辆在最多一跳的范围内就能够得到所需要的缓存数据,保证了系统的性能。

作为未来智能网联交通的核心基础设施,车辆自组织网络得到了越来越多的关注,在车辆自组织网络当中,自动驾驶车辆需要实时地获取周围的行车路况信息,为车辆的决策提供依据,如何选取合适的接入点为自动驾驶车辆提供服务变得尤为重要。有效的接入机制可以帮助车辆选择合适的接入对象,进而提升网络的性能^[26,27]。吴黎兵等人^[28]基于VANET-Cellular网络架构,提出了一种安全消息广播中继节点选择机制,这个机制可以根据车辆接收到的信号强度、链路稳定性以及区域位置等参数选择出最优的广播中继节点,随后由这个节点通过服务器将消息传递给目标车辆。Rezgui等人^[29]研究了大规模车辆随机接入时对网络性能的影响,提出了一种有效的准入控制机制,通过区分通信服务的类型,以此来避免网络过载情形的出现。为了避免车辆在高速移动过程中的频繁切换问题,Choi等人^[30]提出了一种基于网络的拓展切换方案,通过将接入路由器(Access Router, AR)与RSU相分离,于是,一个接入路由器的覆盖范围内就可连接多个RSU,AR间切换被AR内切换所代替,不仅减少了由切换而导致的服务中断时间,通过将AR与RSU相分离,还可以使得车辆自组织网络的部署变得更加灵活高效。此外,有研究学者将无人机引入到车辆自组织网络当中,与地面车辆进行协同通信,构造无人机辅助的空地一体化智能网联交通网络^[31,32]。Oubbati等人^[33]研究了无人机在自组织网络模式下如何与地面车辆自组织网络协同工作的过程,提出了一种无人机辅助的车辆自组织网络路由协议,具体包含有两种不同的数据路由方式:UVAR-G地面信息传输方式以及UVAR-S无人机间信息传输方式,仿真结果也表明此协议能够有效地提高数据的传输效率。Xiao等人^[34]利用无人机来完成车辆间消息的传递,当RSU受到干扰以至于不能够提供服务时,由无人机负责判断是否将车载单元(OnBoard Units, OBUs)的消息转发给另一个RSU,此中继策略可以显著的降低OBU消息的误码率,提升网络的性能。

在应用开发方面,国内外部分汽车厂商、互联网公司及科研院所对智能网联交通系统的研发及产业化的投入逐年增加,先后推出一些面向未来的智能网联汽车样机或实验装置,旨在抢占技术高点及市场先机。特斯拉公司对未来交通环境下的全自动驾驶系统的研发相对比较早,开发了自动辅助驾驶系统Autopilot,通过车身配备的8个摄像头,实现对车身周围250 m范围内环境的监测。作为整套视觉系统的补充,在车身四周还部署了12个新版的超声波传感器,能够实现对行车路径上障碍物的探测,可以为视觉系统提供更加丰富的数据来源。现阶段, Autopilot能够实现自动驾驶车辆在车道内的自动辅助转向、自动辅助加速以及自动辅助制动等功能,但这些功能的实现仍是在驾驶员主动监控下进行的,尚未实现完全的自动驾驶^[35,36]。福特公司近年来也一直致力于智能网联交通系统方向的探索,通过在3D制图、雷达技术以及视觉传感器等方面的研究,公司目前拥有自动驾驶车辆90余台,相继在加利福尼亚州、亚利桑那州以及密歇根州等地进行了广泛地开发和测试工作,完成了在雨、雪以及完全黑暗等危险条件下自动驾驶能力的测试,公司预计将在2021年实现完全自动驾驶功能^[37]。谷歌公司对智能网联交通系统的研究起始于2009年,并于2016年成立了自己的商业实体Waymo, Waymo自动驾驶技术主要由3部分组成:感知、计算以及嵌入式控制。通过部署在自动驾驶车辆周围的传感器设备, Waymo会对道路概况、路边和人行横道、车道标记、红绿灯等道路特征信息进行突出显示,构建出一副详细的3维地图,随后这些信息会被发送到由高性能计算机组成的计算单元,通过机

器学习等算法的处理后,生成所需要遵循的行车轨迹、行驶速度以及转向机动等信息,最后由嵌入式控制系统根据上述信息控制自动驾驶车辆的行驶过程^[38]。由密歇根大学主导的“安全试点部署项目”测试了V2V(Vehicle to Vehicle)以及V2I(Vehicle to Infrastructure)通信技术在智能网联交通系统中的应用,主要利用收集到的测试数据以评估V2V和V2I通信的稳定性,此项目是迄今为止世界上最大的V2V和V2I测试项目,包含有73英里的测试路段、29个路边单元以及2800台各种类型的测试车辆,测试结果表明V2V通信技术可以减少约80%的非酒精性事故,可明显提升智能网联交通系统的稳定性^[39]。华为公司与西班牙电信公司合作,完成了在车辆排队应用条件下5G-V2X (Vehicle to Everything)通信能力的测试,能够满足URLLC (Ultra-Reliable and Low-Latency Communication)^[40,41]场景的通信需求,将为未来智能网联交通系统的发展提供技术支持^[42,43]。除此之外,博世、德尔福、优步等公司也开始加大投入,研发属于自己的智能驾驶系统。通过上述分析可以得出,世界范围内关于智能网联交通系统的研究正在如火如荼的进行当中。

本文全面总结了智能网联交通的研究现状、关键技术与进展,将从智能网联交通系统的框架、外部环境感知技术、车辆自主决策技术、控制执行技术以及车路协同技术等方面进行详细阐述,并对智能网联交通未来的发展趋势展开讨论。

2 智能网联交通系统的关键技术

智能网联交通的系统结构如图1所示^[44],通过

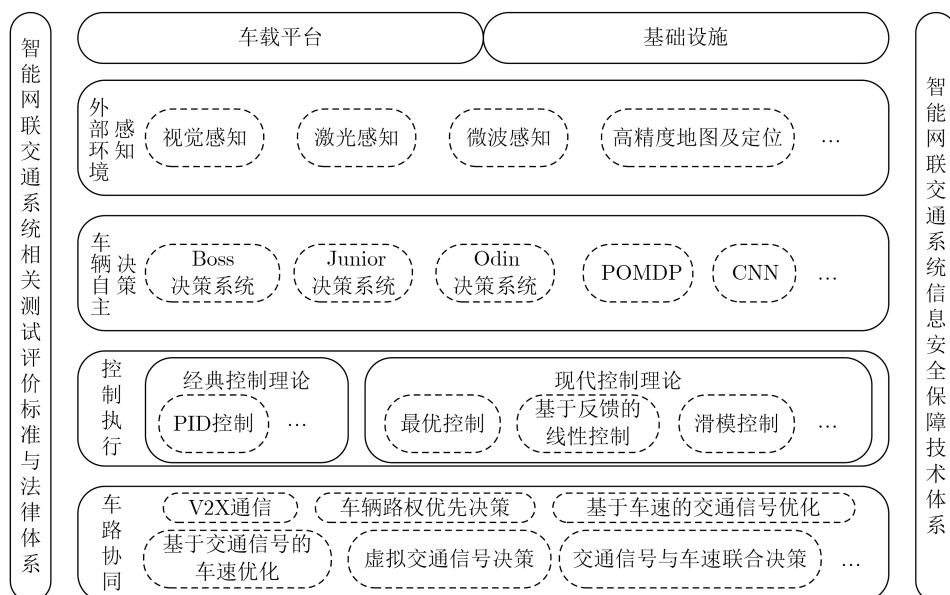


图1 智能网联交通系统结构示意图

车载传感器实现对道路交通环境的高精度识别,将识别出的信息,按照预先设定好的通信协议实现车与车、车与人以及车与路边基础设施的信息交互,控制车辆安全有序的行驶,最终实现道路资源的统一调度。本文将根据智能网联交通的需求以及研究现状,将其主要关键技术归纳为外部环境感知、车辆自主决策、控制执行、车路协同等4类,进行技术原理与发展现状的综述,并在此基础上对智能网联交通系统进行设想与规划。

2.1 外部环境感知技术

外部环境感知技术是指利用摄像机、激光雷达、微波雷达等传感器设备,检测自动驾驶车辆在行驶过程中的外部信息,包括路况信息以及道路行驶前方是否有障碍物遮挡等,为智能网联交通系统提供自主决策的依据,外部环境感知技术是自动驾驶车辆迈向智能化发展的关键技术之一,同时也是智能网联交通系统发展的基础^[45,46]。

外部环境感知主要依赖于各类部署于车载系统上的传感器来完成,目前主流的感知技术包括有视觉感知、激光感知以及微波感知3大类^[47]。3种不同感知技术的对比见表1,具体地,视觉感知是指利用部署在车载系统中的视觉传感器,主动采集周围的环境信息,通过利用图像识别算法进行处理,实现对周围环境的识别^[48],其优点在于可获得的信息量比较丰富,实时性好且能耗相对较低,但其感知结果容易受到天气光强以及车辆行驶速度的影响,并且对于3维立体物体的识别精度相对较低;激光感知是利用激光雷达所采集到的点云数据,采用滤波、聚类等技术,以实现对于行车环境的识别^[49],其优点在于可以直接获取3维物体的距离信息,且测量的精度较高,不容易受到光照强度的影响,但激光传感器的体积相对较大,且价格昂贵,无法完成对无距离差异平面内的目标的感知;微波感知是指通过发射微波,主动采集相关的距离信息,来完成对周围环境的识别^[50],与激光感知相类似,微波感知可以有效地识别出3维物体的相关信息,但其对于无具体差异平面内的物体的感知能力有限。与此同时,高精度地图以及定位技术也是车辆感知外部信息的重要来源^[51],当前主要研究热点在于高精度

地图信息的采集^[52]、高精度地图的模型建立^[53]、高精度定位技术^[54]以及基于地理信息系统(Geographic Information System, GIS)的路径规划技术^[55]等5个方面。

在车辆行驶过程中,由于车辆的快速移动,导致外界环境复杂多变,现阶段的感知技术无论是在检测的准确程度还是物体识别的精度方面都无法满足自动驾驶的发展需求。近年来,随着机器学习、人工智能等技术的飞速发展,越来越多的研究学者将机器学习类方法应用到环境感知领域,以改善传统算法在对行人、车辆以及路边基础设施的识别效果^[56]。例如Luo等人^[57]提出一种全新的基于数据驱动的交通标志识别系统,系统主要分为3个阶段:感兴趣区域交通标志提取、感兴趣区域交通标志细化分类以及最终处理阶段,首先利用灰度以及归一化RGB通道上的最大稳定极值区域来提取每一帧中的交通标志,随后通过文章所提出的多任务卷积神经网络将这些提取到的交通标志进一步细化并分类,最终结合所有帧中的结果以做出识别决策。总体来说,现有的外部环境感知方法仅能够实现近距离、可视范围内物体的探测,并且是在一种典型的非开放式的非可控空间状态下进行的,一些外部因素,比如光照特性的变化、目标行人外观多样性都增加了目标检测的难度,如果忽视这些因素,将导致检测系统性能的严重下降,对智能网联交通系统的安全带来严重的后果。

2.2 车辆自主决策技术

车辆自主决策技术是指根据车载传感器所采集到的外部环境信息、行车状态以及自动驾驶车辆的行驶意图,在同时兼顾舒适性、安全性及高效性的前提下,对车辆的行动路径及驾驶行为做出智能决策的过程^[58],作为自动驾驶车辆的“大脑”,车辆自主决策技术在智能网联交通系统中占据着重要的角色。

2007年,美国国防高级研究计划局(Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA)举办的城市挑战赛,对智能网联交通系统的健康发展起到了推动性的作用,让更多的人了解到了智能网联交通技术,在这次比赛中,卡耐基梅隆大学

表 1 3种不同感知技术对比

感知技术	优点	缺点	感知范围
视觉感知	实时性好,能耗较低,获取的信息量丰富	感知结果易受外界环境影响,3维物体识别精度较低	最远可实现250 m范围内物体的感知
激光感知	可精准识别3维物体距离信息,感知结果不易受外界环境影响	体积大,价格昂贵,无法完成无距离差异平面内物体感知	可完成300 m范围内直径1 cm物体的感知
微波感知	可精准识别3维物体距离信息,感知结果不易受外界环境影响	无法完成无距离差异平面内物体感知	取决于传感器的波长,一般可完成8~10 m内物体的感知

Boss车队所开发的基于行为推理方法的车辆自主决策系统^[59]、斯坦福大学Junior车队所开发的基于有限状态机方法的车辆自主决策系统^[60]、弗吉尼亚理工大学Odin车队所开发的车辆自主决策系统^[61]在比赛中大放异彩, 在此之后, 各大汽车厂商以及科研院所纷纷投入到相关的研究当中。Brechtel等人^[62]针对不确定性的驾驶场景, 提出了通用性的决策方法, 这个方法将驾驶任务定义为一个连续的、部分可观测的马尔科夫决策过程(Partially Observable Markov Decision Process, POMDP), 对不同场景进行自动优化, 以此来解决自动驾驶车辆的行车线换道问题。Liu等人^[63]研究了城市道路中基于态势感知的自动驾驶智能决策算法, 将态势感知情形下的智能决策问题转化为一个POMDP问题, 随后基于高斯回归过程对道路上下文信息进行了建模, 并在线进行了求解, 此算法适用于各种城市道路情况下的自动驾驶情况。近年来, 随着人工智能技术的发展, 以神经网络为代表的机器学习类算法被越来越多地应用到自动驾驶领域^[52,64]。例如, Chen等人^[65]为了使自动驾驶汽车在车道上保持正常的行驶, 将原始图片作为卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)的输入, 输出相对应的转向角度, 与传统方法决策方式不同, 此方法可以直接利用从前视摄像机获得的数据来引导车辆, 降低了系统决策过程的复杂性。

此外, 路径规划决策作为车辆自主决策的重要一环, 同样受到越来越多的关注^[66]。目前, 路径规划决策方法大致可以分为3类: 基于图搜索的路径规划决策方法, 基于随机采样的路径规划决策方法以及基于数值优化的路径规划决策方法。在基于图搜索的路径规划决策方法中, Dijkstra是最为经典的一种算法, 此方法在1959年由荷兰科学家Dijkstra所提出^[67], 是一种最短路径搜索算法, Bohren等人^[68]利用此算法在2007年DARPA城市挑战赛中取得了较好的名次, 但此算法在数据量较大时很难满足实时性要求。为此, A*算法在此算法的基础上, 利用启发函数对图进行快速搜索, 可以有效地提升全局搜索的效率^[69]。基于随机采样的路径规划决策方法是指通过在未知空间内进行随机点采样来探索空间的连通性, 概率图法(Probabilistic RoadMap, PRM)^[70]以及快速随机扩展树法(Rapidly Random Tree, RRT)^[71]是其中具有代表性的两种方法。此类方法在高维度的复杂环境中具有明显的时间优势, 但不能保证规划结果的最优性。上述方法是目前较为成熟的两类路径规划决策方法, 无论是在全局或是局部规划中都得到了广泛的应用^[72]。基于数

值优化的路径规划决策方法是指将路径曲线建模为多项式曲线, 随后基于一定的优化准则, 设置相对应的目标函数以及优化参数, 以得到符合期待的规划路径^[73,74]。

2.3 控制执行技术

控制执行技术是指按照车辆自主决策过程的输出结果, 控制自动驾驶汽车的驾驶速度以及行驶方向, 使其安全到达规定目标地点的过程^[75]。智能网联交通系统的控制执行技术主要包括横向控制^[76]与纵向控制^[77]两大类。

横向控制主要是通过控制车轮的转向角度和横摆力矩, 在保证乘车舒适性以及车辆行驶稳定性的前提下, 使自动驾驶车辆始终行驶在所期望的规划路径上^[78]。现阶段, 智能网联交通系统的车辆横向控制方法大致可以分为两大类: 基于经典控制理论的控制方法以及基于现代控制理论的控制方法^[52]。在经典控制理论方法中, 由于比例-积分-微分(Proportion-Integral-Derivative, PID)方法具有的结构简单、可操作性好等优点, 是目前在这个领域应用最为广泛的一类控制方法^[79]。作为一种线性控制方法, PID控制方法能够在不了解控制对象精准数学模型的情形下, 根据系统内的一些简单参数, 对调节器的参变量进行在线调节。但在多变量控制系统以及时变控制系统中, 此方法表现出明显的局限性, 其控制效果有待加强。为此, 以最优控制方法、基于反馈的线性化控制方法、滑模控制方法以及自适应控制方法等为代表的现代控制理论方法正逐步成为目前的研究热点所在。最优控制方法是指在系统限制条件以及性能指标约束的情形下, 为使系统性能达到最优所设计的一种系统控制方法^[80], 但此方法过于依赖精准的数学模型, 在一些控制参数具有不确定性的情形下, 使用最优控制方法有可能达不到预期的效果。基于反馈的线性化控制方法由Huang等人^[81]在2005年所提出, 此方法构建了用于反馈线性化的 H_∞ 非匹配估计器, 以此来增强车辆横向运动的稳定性。滑模控制(Slide Mode Control, SMC)最早在20世纪50年代由前苏联学者提出, 基于滑模控制器设计的SMC方法的控制精度要远高于基于反馈的线性化控制方法。Tagne等人^[82]将高阶滑模控制器与另外两种横向非线性自适应控制进行了对比分析, 同样证明了SMC方法的优越性。自适应控制方法通过连续不间断的获取自动驾驶车辆的行驶状态, 自适应地产生优化控制准则, 能够使车辆的横向控制保持在最佳的运动状态。Hu等人^[83]利用自适应鲁棒线性2次型控制器获得最佳的前轮转向角度和横摆力矩, 以此来消除不确定参数

的影响,保持车辆的稳定性,解决路径跟踪过程中的横向偏移控制问题。除上述方法外,也有研究学者利用模糊控制理论^[84]以及神经网络^[85]等方法解决自动驾驶车辆的横向控制问题,并都取得了令人满意的控制结果。

纵向控制是指通过对自动驾驶车辆的车速进行控制,使得本车与前后车之间的行车距离保持在安全的距离范围之内,防止交通事故的发生,可以将纵向控制的结构划分为直接式结构控制与分层式结构控制两大类^[86]。直接式结构控制通过纵向控制器直接控制自动驾驶车辆的制动压力和节气门开度来调整车辆的实际运动距离或行驶速度,其结构如图2所示。

直接式结构控制的优点在于系统的集成度高,控制输出更加精确。Liu等人^[87]提出了一种考虑横向干扰的车辆控制方法,这个方法通过引入虚拟引导车机制来完成对实际车辆行为的预测,随后将车辆的控制问题简化为车距跟踪问题,此方法不仅能够平滑横向干扰所带来的震荡和超调,还能够降低相邻车道的切入概率。直接式结构控制的不足在于对系统状态信息的依赖性较高,模型的非线性特性较大。分层式结构控制的设计有效地降低了模型的复杂程度,其结构如图3所示。

分层式结构控制的优点在于将复杂的模型进行了解耦,加强了控制系统的灵活性,使其更为简洁

和便于实施。例如,Guo等人^[88]提出了一种新型模糊自适应滑模控制结构,并将其应用于下位控制器,此方法可以很好地解决系统由于非线性和时变特性所带来的影响,仿真结果也表明此方案具有良好的控制性能。不同控制执行技术的对比见表2。

2.4 车路协同技术

车路协同技术能够通过V2X通信方式将自动驾驶车辆感知到的周围车辆信息以及路侧基础设施信息进行交互共享,从而达到高效利用系统资源,提升行车安全性,缓解交通拥堵等目的^[89,90]。

车路协同系统最早起源于美国交通部1997年提出的智能车辆倡议(intelligent vehicle initiative),此倡议于1998年得到了授权资助^[91]。此后各国纷纷开展车路协同项目的研究,例如,美国后续的车路协同(Vehicle Infrastructure Integration, VII)项目^[92],日本的Smartway项目^[93],欧盟的European Road Safety Atlas项目^[94]等,这些项目都致力于通过对智能网联交通系统的构建以实现促进土地资源利用率,提高交通系统运行效率,避免车辆碰撞,减少交通事故的目的。国内对这方面的研究起步相对较晚,但同样取得了丰硕的研究成果。清华大学“智能车路协同关键技术研究”项目完成了智能车路协同系统(Intelligent Vehicle Infrastructure Cooperative Systems, IVICS)的设计,项目完成了对智能车载系统关键技术、多模式通信交互平台、

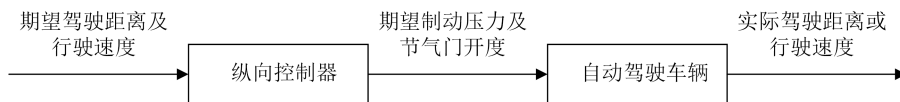


图 2 直接式纵向结构控制

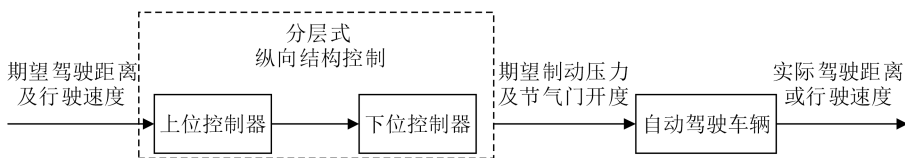


图 3 分层式纵向结构控制

表 2 不同控制执行技术的对比

控制执行技术		优点	缺点
横向控制	经典控制理论	PID	结构简单,可操作性好
	现代控制理论	最优控制	线性模型,在多变量以及时变控制系统中具有局限性
		滑模控制	可使系统性能达到最优
		自适应控制	对数学模型的依赖性较高
		模糊控制	控制结果受外界不确定性影响较大
纵向控制	直接式结构控制	系统集成度高	方法实时性相对较差
	分层式结构控制	结构简单,易于实现,开发难度较低	无需借助精确的数学模型,对外部环境变化具有较强的鲁棒性
			需借助研究人员的经验设置模糊规则
			过于依赖系统状态信息,模型非线性度较高
			忽略了参数不确定性以模型误差的影响,建模准确性相对较低

车路协同系统集成与仿真等一系列的研究^[52,95]。同济大学承担的“基于车路协同环境的下一代道路交叉口交通控制技术探索研究”项目、长安大学建立的大型车联网与智能汽车试验场以及国家科技部设置的“面向自动驾驶的5G关键技术与演示”等专项课题，都旨在解决智能网联交通系统发展中所遇到的关键性难题，使智能交通行业在健康、有序、平稳中蓬勃发展。现阶段，针对车路协同技术的研究主要集中在车辆路权优先决策、基于车速的交通信号优化、基于交通信号的车速优化、虚拟交通信号决策以及交通信号与车速联合决策等多个方面^[96]，旨在利用车-人、车-车以及车-路间的联合信息交互能力，实现车辆与路边基础设施的联合优化决策。但随着路面上车辆数目的不断增加，上述车路协同控制问题即使采用分层优化的处理方法，也有可能因变量的个数过多而出现无法求解的情况。因此，如何利用人工智能以及机器学习类方法，降低问题求解过程中对复杂数学模型的依赖程度，提升车路协同优化控制方法的鲁棒性与适应性，是目前急需解决的瓶颈问题，也是未来值得花费时间与精力研究的重要方向。

V2X通信技术作为车路协同系统中的支撑技术之一，毫无疑问，在智能网联交通系统中扮演着重要的角色^[97]。V2X通信技术主要基于终端直连(Device-to-Device, D2D)通信^[98,99]技术实现，能够实现临近实体间端到端的信息传送。根据通信实体的不同，可以将V2X划分为3种通信模式：V2V通信^[100]、V2I通信^[101]以及车辆对路人(Vehicle to Pedestrian, V2P)通信^[102]。V2X通信场景如图4所示。现阶段，V2X通信技术在自动驾驶车辆的安全监测、提高道路交通效率以及提升用户驾驶体验方面扮演着重要的角色^[103]。Villarreal-Vasquez等人^[104]在权衡V2X系统性能及安全性的前提下，提出了一种动态自适应方法，可以根据应用和环境需求，利用车联网实现自动驾驶车辆的安全性保证。Hu等

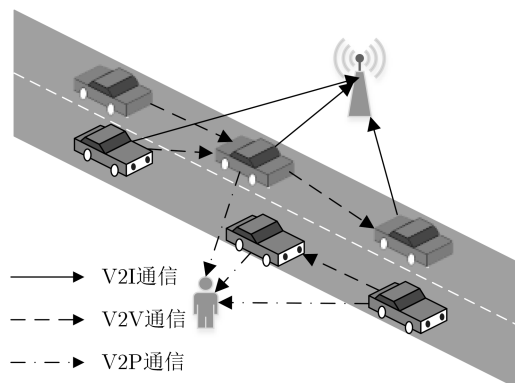


图4 V2X通信场景

人^[105]为了解决公共交通安全问题，提升交通系统的运行效率，提出了一种基于蜂窝LTE的V2X解决方案，方案包含2种传输模式：网络辅助的通信模式以及直接自主通信模式，与现有通信技术相比，该解决方案能够提供更为灵活的通信服务。与此同时，随着智能网联交通系统的发展，未来接入到V2X网络中的设备的数量将会呈现指数级的递增，传统的基于正交多址的接入方式将会出现严重的拥塞，因此有研究学者提出利用NOMA为智能网联交通系统提供大规模的连接服务。DI等人^[106]研究了NOMA在支持V2X以实现低时延以及高可靠服务的可行性，首先从一个基本的V2X单播系统出发，提出了一种基于NOMA的方案，以此来解决复杂网络拓扑环境下的资源调度问题，随后将此方案拓展到了更为通用的V2X广播系统中。在此基础上，为了进一步提升访问时延并提高分组接收概率，DI等人^[107]进一步利用非正交的方式执行半持续调度和分配时频资源，将集中式调度和资源分配问题转化为一个稳定的室友匹配问题，随后提出一种旋转匹配算法，能够在有限的迭代次数内对此问题进行求解。

此外，随着近些年SDN技术的兴起，数据平面与控制平面相分离理念的应用，使得网络的灵活性和集中控制能力得到了很好地平衡，学术界有许多研究学者提出了软件定义的V2X(Software Defined V2X, SD-V2X)通信概念，进行了深入的研究，并取得了丰硕的研究成果。SD-V2X通信架构如图5

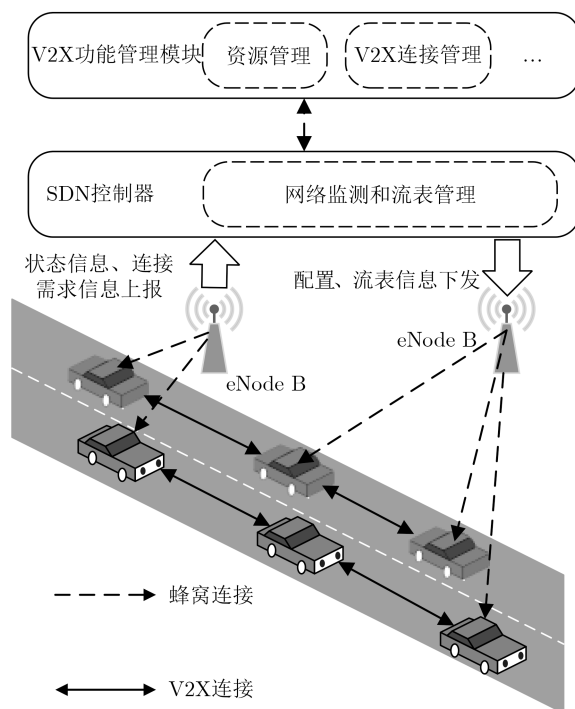


图5 SD-V2X通信基本结构

所示,其中,控制平面由SDN控制器以及顶端的V2X功能管理模块组成,数据平面由eNode B以及相应的车载设备所组成^[108]。为了更好地支持V2X服务,防止SDN中OpenFlow交换机的溢出现象,Pak等人^[109]提出了一种全新的组包分类算法,这种算法即使在大量的策略规则下也能够快速地运行,非常适合于未来高度动态的网络环境。为了保证车辆通信的传输时延和服务质量,Storck等人^[110]提出了一种基于SDN的5G V2X生态系统来为网联汽车(Internet of Vehicles, IoV)提供服务,并基于网络模拟器对城市和农村场景中基于IoV的视频服务流量以及V2V通信质量进行了验证,验证指标包括数据传输速率、传输时延以及包传递率,最终结果表明,此方案能够很好地满足未来IoV的通信需求。现阶段,SD-V2X的研究正处于起步时期,相关的体系架构已基本确定,如何设计基于SD-V2X的开放式解决方案,以及针对商业模式进行更加深入细致的应用分析,将成为未来SD-V2X研究的热点所在。

3 智能网联交通系统的发展趋势

未来智能网联交通系统从工作流程上可大体分为探测、通信、计算、通信、控制,形成从探测到控制的一个闭环;从结构体系上可分为区间控制和线路控制,其中,区间控制信息包括车速、行驶方向、相对位置以及图形化的车体轮廓,线路控制信息包括当前位置、目标位置以及路径信息。而最关键的科学问题是运用人工智能理论和通信网络技术实现微观高精度计算和宏观的全局最优调度。由此勾勒出未来智能网联交通系统架构,如图6所示。

3.1 定位与构图

此架构提供了两种自动驾驶车辆基础信息获取方法:基于实时动态定位(Real-Time Kinematic, RTK)的纵向基础信息获取方法以及基于合成孔径

雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)的横向基础信息获取方法,二者协同工作共同确定自动驾驶车辆间的位置关系。自动驾驶车辆实际位置信息的获取主要依靠基于RTK的纵向基础信息获取方法来完成,RTK的关键在于使用了基于GPS的载波相位观测量,在此基础上,利用参考站与移动站间观测误差的空间相关性,通过差分的方式来消除观测数据中的误差,从而实现厘米级的高精度定位。这样,在无障碍物遮挡的空旷区域,只需要按照统一的约定将RTK定位设备安置在自动驾驶车辆的特定位置上,随后根据输入车载电脑中的车辆外观特征,就能够获取自动驾驶车辆轮廓特征信息。但缺陷在于这种方法无法对复杂的路况信息(道路上的行人或其他没有装载RTK定位装置的障碍物等)做出有效识别,这时就需要采用基于SAR的横向基础信息获取方式来协同获取自动驾驶车辆的位置信息图。SAR^[111]是一种主动的对目标进行观测的系统,它具有距离远、不易被云雾植被遮挡、可以全天候对待测物体进行观测成像等特点,只要与被测物体相对运动,就能够获取其高分辨率的雷达图像。因此,无论在军事还是民用领域,SAR都得到了极其广泛的应用^[112,113]。通过在自动驾驶车辆四周部署车载SAR,在某一区域内,只要被测物体(车辆、行人、路边基础设施及障碍物等)与其他部署有车载SAR的自动驾驶车辆相对运动,就能够获取其雷达图像,确定物体间的相对位置关系,在此基础上,结合RTK位置信息的测试结果,就能够精确地获取其绝对位置信息,这样,每一台自动驾驶车辆每一时刻都会有不断刷新的周围动态车辆分布“图”,车辆之间可以从这张“图”中获取周边自动驾驶车辆的外观轮廓、位置、行进速度、行驶方向以及自动驾驶车辆周围行人或车辆行驶路径上障碍物分布情况等信息。在获取这些信息后,需要将其全部上传至路边部署的边缘接入节点,由边缘接入节点负责构建其覆盖范围内的动态车辆分布“图”,不断地刷新此“图”,并负责此“图”的修正工作,即在此“图”因一些突发状况出现中断或是在一些无法定位的区域内(行车隧道等),由边缘接入节点利用机器学习类方法自动修正“图”中自动驾驶车辆的位置关系,确保系统的正常运行。

3.2 区间控制与线路控制

在完成构“图”后,系统需要对动态车辆分布“图”进行优化分析,优化目标是保证临近区域内所有的自动驾驶车辆都能够没有交通指示灯的控制下,快速地通过区间控制区域,人、车各类交通工具鱼贯穿梭似的来来往往,使速度之和达到最大

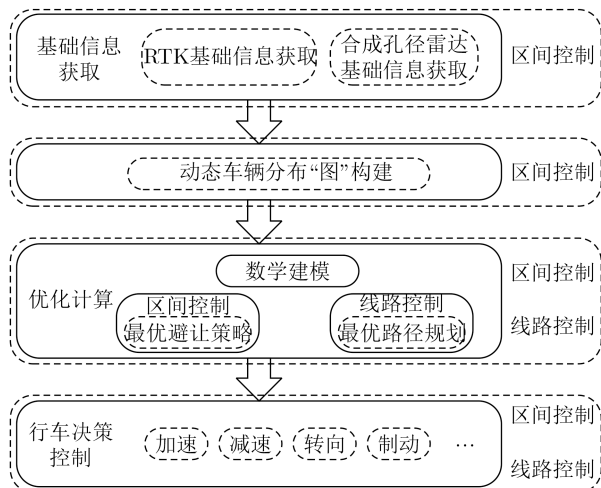


图6 智能网联交通系统未来发展架构

且不发生碰撞。这个问题是一个多变量优化问题，需要优化的变量很多(例如，控制区域内自动驾驶车辆的数量、每一台自动驾驶车辆的行进速度、行驶方向等)，并且每一个变量都处于动态变化的过程当中，具有瞬态变化的属性。这是一个复杂的数学建模过程，并且系统每一时刻的瞬时状态都与系统内自动驾驶车辆的数量、自动驾驶车辆下一时刻采取的行为，以及自动驾驶车辆的行车路线有关。因此，此系统需要根据输入的信息参量，能够自适应地完成车辆的区间控制以及线路控制的调度工作。区间控制是指系统能够精准地控制区域内自动驾驶车辆的运动轨迹，求得自动驾驶车辆的最优避让策略，即当两台或多台自动驾驶车辆的行车路径发生冲突时，由系统负责进行区间控制调度，控制每台车辆的驾驶行为，如加速、减速或转向等操作，保证控制区域内车辆的高速行驶，具体的区间控制规则如下：

在得到动态的车辆分布“图”后，系统首先需要确定控制区域内自动驾驶车辆调度的优先级顺序，即车辆进入控制区域初始时刻速度最快的车辆拥有最高级别的优先级顺序，其他车辆以此类推。系统需要保证高优先级的车辆能够在保持通信连接的情形下以最快的速度通过区间控制区域，优先级较低的车辆在行驶过程中应当做出适当的减速或避让操作，以免干扰到高优先级车辆的行驶。当某台自动驾驶车辆以较快的行驶速度通过上一区间控制区域，即将进入下一区间控制区域时，系统发现此区域内的某些车辆的行驶速度低于此车辆的行驶速度，这时系统会优先控制此车辆继续以自身的行驶速度通过该区域，并限制速度较低车辆的行驶轨迹，避免发生碰撞。若某一时刻，系统经计算后发现在前方某交通节点多台自动驾驶车辆有发生碰撞的可能，此时系统会限制低优先级车辆的行驶速度，确保其行驶速度降低至刚好与前车交叉通过交通节点。这样就能够保证以最快的速度减少区间控制区域内自动驾驶车辆的数量，确保所有的车辆都能够快速、有序地行驶。考虑当某台拥有高优先级顺序的自动驾驶车辆因某些突发状况突然降速或停止运动时，系统会自动判定该车辆放弃原优先级顺序，当其重新启动后，系统需要为其重新赋予新的优先级，并制定相应的行车避让策略。

线路控制相比较于区间控制容易实现，即系统根据车辆的行驶目的地，对其进行全局路径规划，使得道路上的车辆每时每刻都处于高速的运动当中，能够以最高的速度行驶至目的地。当车辆发现预先规划的线路出现意外拥堵甚至无法通过时，将向系统发出信息，请求重新规划路线。

3.3 网络与计算

随着5G部署的不断推进，行业内很早就已开始积极探索5G潜在的应用前景，智能网联交通作为5G的重要应用之一而备受关注。我们的5G走在世界的前列，第5代通信可以改变道路的信息化程度，5G可以实现智慧的车、聪明的路，让路更加智慧一点。发挥5G的超高带宽、超低延迟、超大连接的能力，可以将车、路、人连接起来，形成一张能够随时通信、实时监控并及时决策的智能交通网络。5G核心网的控制层与数据层将彻底分离，NFV的出现使网络部署变得更加灵活高效，从而使得分布式的边缘计算部署成为可能。边缘计算能够将更多的数据计算和存储从“核心”下沉至“边缘”，使得一些数据不必再经由网络到达云端，不仅能够降低时延以及网络负载，也使得数据的隐私性和安全性得到了保障。这对于对时延、数据处理以及存储量都极大要求的智能网联交通系统而言，其重要性不言而喻。因此，本文将智能网联交通系统与移动边缘计算^[114,115]相结合，设计了一种低时延移动边缘计算方法，自动驾驶车辆将感知到的状态信息上传到附近的边缘接入节点上，由边缘接入节点选出行驶路径上计算服务节点的集合；然后，在此网络中使用基于软件定义的网络架构，即所有的边缘接入节点都由中央控制器控制和检测，具体结构如图7所示，当车辆在此区域内移动时，其所有的任务迁移信息首先上传到边缘接入节点，然后被中央控制器收集；最终由中央控制器计算，并依据启发式优化算法决策这些迁移任务的最佳接入策略，并提供实时、高可靠的通信服务。

基于深度信任网络^[116]模型选取出车辆行驶路

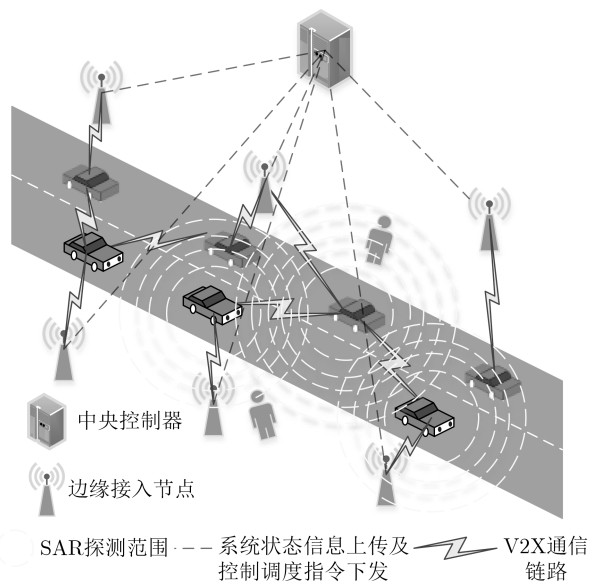


图7 智能网联交通移动边缘计算体系结构

径上可选取的边缘接入节点的集合, 输入为车辆感知到的系统状态信息, 输出为系统中一系列边缘接入节点的集合。车辆的行动空间 A 为系统中所有的边缘接入节点, 即在各个决策时刻, 选择接入到哪一个边缘接入节点。此外, 系统状态由车辆的位置、加速度、网络连接情况、信号强度及边缘接入节点的可用计算资源和存储空间等组成。深度信任网络模型通过系统状态信息得到初始系统状态转移概率集 $p = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 。其中 p_n 表示系统从第 $(n-1)$ 时刻的状态转移到第 n 时刻状态的概率。策略近似搜索方法以初始系统状态转移概率集 p 为基础构建态势迭代模型, 在迭代完成后构建确定性策略集以及相应的动作梯度空间, 并将动作梯度空间作为策略评判的目的函数, 即动作梯度越大表明执行某一动作后能够获得的奖励越高。最终通过动作梯度空间与迭代处理后的态势转移概率集为基础得出最终的车辆路径预测结果。因此, 本文可以输入当前感知到的系统状态信息向量 $\mathbf{x}$ 和通过深度信任模型训练得到当前未感知到的系统状态信息向量 $\mathbf{h}$, 然后二者的能量函数 $E(\mathbf{x}, \mathbf{h})$ 对系统状态信息向量变化的联合概率分布如式(1)所示

$$p(\mathbf{x}, \mathbf{h}) = \frac{e^{-E(\mathbf{x}, \mathbf{h})}}{Z} \quad (1)$$

将式(1)中的归一化常量 $Z = \sum_{(\mathbf{x}, \mathbf{h})} e^{-E(\mathbf{x}, \mathbf{h})}$ 称为配分函数。因此可得感知到的系统信息 $\mathbf{x}$ 的边际概率分布为

$$p(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{h}} p(\mathbf{x}, \mathbf{h}) \quad (2)$$

在这里本文引入自由能概念 $\text{Fe}(\mathbf{x})$ 表示已知和未知的系统状态信息发生改变的能量大小。因此, 可将式(2)变为

$$p(\mathbf{x}) = \frac{e^{\text{Fe}(\mathbf{x})}}{Z}, \text{Fe}(\mathbf{x}) = -\lg \sum_{\mathbf{h}} e^{-E(\mathbf{x}, \mathbf{h})} \quad (3)$$

引入 β 表示系统规模函数, 对式(3)取对数再求导可得

$$\frac{\partial \lg p(\mathbf{x})}{\partial \beta} = \frac{\partial \text{Fe}(\mathbf{x})}{\partial \beta} + \frac{1}{Z} \sum_{\mathbf{x}} e^{-\text{Fe}(\mathbf{x})} \frac{\partial \text{Fe}(\mathbf{x})}{\partial \beta} \quad (4)$$

由于计算过程困难, 所以通常采用对数似然梯度 $\frac{\partial \lg p(\mathbf{x})}{\partial \beta}$ 的近似值进行深度学习训练。利用服从数据分布的样例 $\mathbf{x} \sim p(\mathbf{x})$ 和服从输入模型分布的样例 $\bar{\mathbf{x}} \sim p(\bar{\mathbf{x}})$ 上的自由能梯度定义模型的概率分布规则如式(5)所示

$$E_{\bar{p}} \left[\frac{\partial \lg p(\mathbf{x})}{\partial \beta} \right] = E_{\bar{p}} \left[\frac{\partial \text{Fe}(\mathbf{x})}{\partial \beta} \right] + E_p \left[\frac{\partial \text{Fe}(\bar{\mathbf{x}})}{\partial \beta} \right] \quad (5)$$

其中, $\bar{p}$ 是训练样例数据集的经验概率分布, p 是输入模型的概率分布, $E_{\bar{p}}$ 与 E_p 分别为各自对应的概率期望值。对于式(5)的等号左侧与右侧的第1项可以通过训练样例的均值近似替代, 随后即可计算获得输入模型的概率期望值, 再根据式(3)、式(4)得到系统状态从 s 转移到下一状态 s' 的状态转移概率 $p(\mathbf{x})$ 。考虑到A3C决策算法在各类连续动作空间的控制任务上表现最好, 本文依据此学习策略迭代并获取系统状态转移概率, 根据终止状态或者设定的迭代次数来判断推测过程是否终止, 构建相应的策略集。具体更新过程为

$$p \leftarrow p' + \nabla_{\delta} \lg \pi(a|s, p)(R - V(s, p))\pi(a|s, p) \quad (6)$$

其中, p' 表示本次迭代开始时的转移概率。对于第1次迭代来说 p' 为通过式(5)得到的初始系统状态转移概率, R 表示迭代后的收益, $V(s, p)$ 表示在状态 s 下执行 a 动作的成本, $\pi(a|s, p)$ 表示在状态 s 下执行 a 动作时的策略空间以及对应的发生概率 p , ∇_{δ} 表示的是执行第 δ 次的梯度计算。

利用策略梯度定理将不确定目标函数构建为确定性目标函数梯度空间, 如式(7)所示

$$\nabla J(s) = E_{\pi} [\nabla \pi(s) \nabla_a Q^{\pi}(a|s) | \pi(a|s)] \quad (7)$$

其中, $\pi(s)$ 表示在系统状态 s 下的策略, $\pi(a|s)$ 表示在当系统状态为 s 的情况下, 采取行动 a 的策略集。 $Q^{\pi}(a|s)$ 表示当系统状态为 s , 采用 $\pi(s)$ 后的行动奖励值, ∇_a 表示的是执行动作 a 后的梯度计算, 最终得到梯度计算结果, 即收益 $\nabla J(s)$ 。

当处理所有策略后根据各自策略的动作梯度大小, 即可输出对应的系统状态推测结果向量

$$\boldsymbol{\pi} = \{(\nabla J(s_1), p_1), (\nabla J(s_2), p_2), \dots, (\nabla J(s_n), p_n)\} \quad (8)$$

输出的系统状态推测结果向量中包含未来不同边缘网络状态 s 的出现概率 p 以及对应的出现此边缘网络状态的动作梯度, 即收益 $\nabla J(s)$ 。

则在初始系统状态 s 下, 终端最优的行动 a_1 可表示为

$$\nabla J(s) = \arg \max \pi_p \quad (9)$$

$$a_1 = \arg \max_{a \in A} \nabla J(s) \quad (10)$$

即, 选取出现概率最大的系统推测状态 $s_{\max}$ 所对应的动作梯度 $\nabla J(s_{\max})$, 此动作梯度所对应的行动策略, 即为在状态 s 下, 车辆选择接入的边缘接入节点。然后以 $s_{\max}$ 为系统的初始状态, 重复上述整个过程, 以此类推即可得到边缘接入节点的集合 L

$$L = \{sBS_1, sBS_2, \dots\} \quad (11)$$

其中, $sBS_1, sBS_2, \dots$ 代表车辆行驶路径附近的边缘接入节点。

车辆在移动的过程中，存在着运动情况复杂多变、车辆感知信息不完全的特点，因此，若仅考虑当前获得的网络状态参量而忽略未感知到的网络状态参量，将严重影响推测结果的准确性与预测性。基于预测结果 L 可进一步在接入节点集合中优化任务调度。首先，车辆主动将计算量密集且对时延敏感的任务迁移到由多个具有计算和存储能力的边缘接入节点中，假设在此系统中，设共有 N 个边缘接入节点，记为 $\mathbf{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ 。其中所有的边缘接入节点都具有完成被迁移的任务的接收、计算和传输的功能。同时，假定所有的边缘接入节点都由中央控制器检测和监控。自动驾驶车辆在此区域内自由运动，目标是通过来自多台车辆上传的任务进行调度及分配，实现最小化边缘接入节点侧的执行时间。所有的任务迁移信息将首先被上传到边缘接入节点，然后被中央控制器收集并安排最佳的调度方式。

假设系统中的所有车辆的集合表示为 U ，并且其中的每台车辆 i 都有需要被迁移的计算任务 $T_i = t_{i,j} | j = 1, 2, \dots, |T_i|$ 。每台车辆 i 的运动路径 P_i 由一系列边缘接入节点组成。以降低计算任务在车辆端的处理时延为目标，车辆会请求边缘网络来执行相关的计算任务。因此，需要将迁移上来的不同任务分别分配给多个此任务所对应车辆的运动路径边缘接入节点中，其中， $d_{(i,j),k}^e = 1$ 表示第 i 台车辆的第 j 个任务分配到了边缘接入节点 sBS_k 上。

下面需要做的就是要求解出最适宜的 $D^e = \{d_{(i,j),k}^e | i \in U, j \in T_i, k \in P_i\}$ 最大化整个系统的收益， D^e 表示针对当前边缘网络中所有边缘接入节点的迁移任务分配集。由于此优化问题的求解更加侧重于降低所有车辆的平均时延，因此，可以将此优化问题建模为

$$\begin{aligned} \max_{D^e} & \frac{1}{U} \sum_{i \in U} \sum_{j \in T_i} d_{i,j} (t_{i,j}^l - t_{i,j}^{\text{edge}}), \\ \text{s.t.} & \forall t_{i,j}, \sum_{k \in P_i} d_{(i,j),k}^e \leq 1 \end{aligned} \quad (12)$$

其中， $d_{i,j}$ 表示车辆 i 的第 j 个任务的迁移决策， $d_{i,j} \in \{0, 1\}$ ， $t_{i,j}^l$ 表示网络内传递车辆 i 的第 j 个需要被迁移的计算任务所需要的传输时间， $t_{i,j}^{\text{edge}}$ 表示在移动边缘接入节点上，完成车辆 i 的第 j 个需要被迁移的计算任务所需要花费的总时间。

在式(12)中，规定每台车辆的任务在沿着车辆 i 的运动路径 P_i 的边缘接入节点上被执行的次数不多于1次。则，在边缘网络上花费的时间 $t_{i,j}^{\text{edge}}$ 由任务的排队时间、执行时间和传递时间所组成，可表示为

$$t_{i,j}^{\text{edge}} = \sum_{k \in P_i} t_{(i,j),k}^q + t_{(i,j),k}^e + t_{i,j}^t \quad (13)$$

其中， $t_{(i,j),k}^q$ ， $t_{(i,j),k}^e$ ， $t_{i,j}^t$ 分别表示在第 k 个边缘接入节点上，车辆 i 的第 j 个迁移任务的排队时间、执行时间、传输时间。

任务传递时间 $t_{i,j}^t$ 由任务上传时间、任务在不同边缘接入节点之间进行传递的时间以及计算结果的回传时间组成，可表示为

$$\begin{aligned} t_{i,j}^t = & \frac{s_{i,j}}{ru_{i,j}} + \frac{\eta_{i,j}s_{i,j}}{rd_{i,j}} + \left(\sum_{k \in P_i} (w_{(i,j),k}) \frac{\eta_{i,j}s_{i,j}}{rt_{i,j}} \right. \\ & \left. + \left(1 - w_{(i,j),k} \right) \frac{s_{i,j}}{rt_{i,j}} \right) \end{aligned} \quad (14)$$

其中， $s_{i,j}$ ， $ru_{i,j}$ ， $\eta_{i,j}$ ， $rd_{i,j}$ 和 $rt_{i,j}$ 分别表示为第 i 台车辆的第 j 个任务的数据大小、上传传输时间、输入输出数据比例、结果下载传输时间，以及数据传输速率。式(14)中，第1部分表示任务由车辆本身上传至边缘接入节点所需要的时间，第2部分表示计算结果下载所需要的时间，最后一部分表示的是在网络内的边缘接入节点之间的任务传递所需要时间。且 $ru_{i,j}$ 和 $rd_{i,j}$ 的取值由选取的边缘接入节点所决定。 $w_{(i,j),k}$ 是一个二值函数，表示第 i 台车辆第 j 个任务在到达边缘接入节点之前是否被处理过， $w_{(i,j),k} = 1$ 表示任务在到达边缘接入节点 sBS_k 前已被处理过，反之则为0。 $\eta_{i,j}s_{i,j}$ 表示输出数据大小。

对于第 i 台车辆的第 j 个任务在边缘接入节点 sBS_k 上的排队队列时间，等同于在它之前的任务的总执行时间，可表示为

$$t_{(i,j),k}^q = \sum_{n=1}^{\text{idx}(t_{(i,j),k})} t_n^e \quad (15)$$

其中， $\text{idx}(t_{(i,j),k})$ 表示第 i 台车辆的第 j 个任务在 sBS_k 上的索引位置， t_n^e 代表了任务 n 的执行时间， $t_n^e = \frac{l_n}{f_k}$ ， l_n 代表的是任务 n 的执行负载量， f_k 表示的是边缘接入节点 sBS_k 上的CPU运行频率。

能够得到，优化问题式(12)是一个NP-hard问题，因此，本文提出一种启发式优化算法来求解此问题，首先由中央控制器来接受每台车辆上传的需要被迁移的任务概况信息，随后以最低时延保障为优化目标，将需要迁移的任务分配到相应的边缘接入节点上。在处理每一个边缘接入节点上任务的过程中，若出现两个或多个需要被处理的任務发生冲突的情形，则优先处理执行时间最短的任务。若出现系统负载过大的状况，即边缘接入节点上的任务执行时延仍大于其设备的本地执行时间，则需要将

此任务返回到车辆设备本地执行。当所有的需要迁移的任务都被分配了相应的边缘接入节点或被返回至车辆设备本地时, 迁移任务的分配进度就此完成。

当所有的自动驾驶车辆都分配好相应的边缘接入节点后, 由边缘接入负责为自动驾驶车辆的下发调度信息, 自动驾驶车辆在从边缘接入节点获取调度信息后, 可以将其缓存在本车设备上, 当行驶的车辆想要获取周围调度信息时, 可以首先查看周围自动驾驶车辆是否缓存有所需要的信息, 若存在, 则可通过D2D通信的方式直接进行获取, 若不存在满足条件的本地车辆, 则由边缘接入节点对其进行服务。这样不仅能够进一步降低处理时延, 减少车辆发生交通事故的概率, 还可以提升交通资源的利用效率。

4 结束语

智能网联交通系统需要依靠通信和网络技术, 充分利用现代和未来通信网络的功能、速度、容量和移动性等资源或特性, 运用即将推广的5G通信技术或已开始研发的6G通信技术, 构建整体最优、整体高速度的智能网联交通系统。本文所提RTK+SAR方案, 既可以保证区间控制, 又可以实现线路规划; 既能实现高精度定位, 又能勾画动态的车辆分布“图”。这两种技术的结合, 使卫星通信信号较弱的隧道、室内等场合能保证智能网联信号不间断, 同时, 不受可视范围的限制, 甚至能识别路面上没有信号源或没有移动终端的物体。这些优势向我们暗示, RTK+SAR方案或将成为未来智能网联交通系统的优选方案之一。

参考文献

- [1] 钱志鸿, 王义君. 面向物联网的无线传感器网络综述[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(1): 215–227. doi: 1009-5896(2013)01-0215-13.
QIAN Zhihong and WANG Yijun. Internet of things-oriented wireless sensor networks review[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(1): 215–227. doi: 1009-5896(2013)01-0215-13.
- [2] 钱志鸿, 王义君. 物联网技术与应用研究[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 1023–1029. doi: 0372-2112(2012)-05-1023-07.
QIAN Zhihong and WANG Yijun. IoT technology and application[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(5): 1023–1029. doi: 0372-2112(2012)-05-1023-07.
- [3] QIU Tie, CHEN Ning, LI Keqiu, *et al.* How can heterogeneous internet of things build our future: A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(3): 2011–2027. doi: 10.1109/COMST.2018.2803740.
- [4] KAIWARTYA O, ABDULLAH A H, CAO Yue, *et al.* Internet of vehicles: Motivation, layered architecture, network model, challenges, and future aspects[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 5356–5373. doi: 10.1109/ACCESS.2016.2603219.
- [5] 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.
- [6] KU I, LU You, GERLA M, *et al.* Towards software-defined VANET: Architecture and services[C]. The 13th Annual Mediterranean Ad Hoc Networking Workshop, Piran, Slovenia, 2014: 103–110. doi: 10.1109/MedHocNet.2014.6849111.
- [7] ZHENG Kan, HOU Lu, MENG Hanlin, *et al.* Soft-defined heterogeneous vehicular network: Architecture and challenges[J]. *IEEE Network*, 2016, 30(4): 72–80. doi: 10.1109/MNET.2016.7513867.
- [8] DOS REIS FONTES R, CAMPOLO C, ROTHENBERG C, *et al.* From theory to experimental evaluation: Resource management in software-defined vehicular networks[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 3069–3076. doi: 10.1109/ACCESS.2017.2671030.
- [9] CAMPOLO C, MOLINARO A, IERA A, *et al.* 5G network slicing for vehicle-to-everything services[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2017, 24(6): 38–45. doi: 10.1109/MWC.2017.1600408.
- [10] HE Jianhua, TANG Zuoyin, FAN Zhong, *et al.* Enhanced collision avoidance for distributed LTE vehicle to vehicle broadcast communications[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(3): 630–633. doi: 10.1109/LCOMM.2018.2791399.
- [11] SHI Weisen, ZHOU Haibo, LI Junling, *et al.* Drone assisted vehicular networks: Architecture, challenges and opportunities[J]. *IEEE Network*, 2018, 32(3): 130–137. doi: 10.1109/MNET.2017.1700206.
- [12] SU Zhou, HUI Yilong, and YANG Qing. The next generation vehicular networks: A content-centric framework[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2017, 24(1): 60–66. doi: 10.1109/MWC.2017.1600195WC.
- [13] BITAM S, MELLOUK A, and ZEDADALLY S. VANET-cloud: A generic cloud computing model for vehicular ad hoc networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2015, 22(1): 96–102. doi: 10.1109/MWC.2015.7054724.
- [14] LI Wenjia and SONG Houbing. ART: An attack-resistant trust management scheme for securing vehicular ad hoc networks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(4): 960–969. doi: 10.1109/TITS.2015.2494017.
- [15] MAHMUD K, TOWN G E, MORSALIN S, *et al.* Integration of electric vehicles and management in the

- internet of energy[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, 82: 4179–4203. doi: 10.1016/j.rser.2017.11.004.
- [16] YANG Helin, XIE Xianzhong, and 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. doi: 10.1109/TVT.2018.2890686.
- [17] ZHENG Qiang, ZHENG Kan, CHATZIMISIOS P, *et al.* A novel link allocation method for vehicle-to-vehicle-based relaying networks[J]. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, 2016, 27(1): 64–73. doi: 10.1002/ett.2790.
- [18] ZHENG Qiang, ZHENG Kan, ZHANG Haijun, *et al.* Delay-optimal virtualized radio resource scheduling in software-defined vehicular networks via stochastic learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(10): 7857–7867. doi: 10.1109/TVT.2016.2538461.
- [19] YU Zhuyue, XIE Jiayou, TANG Yuliang, *et al.* SMDP based cross-area resource management for vehicular cloud networks[C]. The 89th IEEE Vehicular Technology Conference, Kuala Lumpur, Malaysia, 2019: 1–5. doi: 10.1109/VTCspring.2019.8746421.
- [20] ZHANG Weishan, DUAN Pengcheng, GONG Wenjuan, *et al.* A load-aware pluggable cloud framework for real-time video processing[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, 12(6): 2166–2176. doi: 10.1109/TII.2016.2560802.
- [21] WU Yuan, NI Kejie, ZHANG Cheng, *et al.* NOMA-assisted multi-access mobile edge computing: A joint optimization of computation offloading and time allocation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(12): 12244–12258. doi: 10.1109/TVT.2018.2875337.
- [22] LIN Chuncheng, DENG D, 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.
- [23] 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.
- [24] ABANI N, BRAUN T, and GERLA M. Proactive caching with mobility prediction under uncertainty in information-centric networks[C]. The 4th ACM Conference on Information-Centric Networking, Berlin, Germany, 2017: 88–97. doi: 10.1145/3125719.3125728.
- [25] GREWE D, WAGNER M, and FREY H. PeRCeIVE: Proactive caching in ICN-based VANETs[C]. The 2016 IEEE Vehicular Networking Conference, Columbus, USA, 2016: 1–8. doi: 10.1109/VNC.2016.7835962.
- [26] 范茜莹, 黄传河, 朱钧宇, 等. 无人机辅助车联网环境下干扰感知的节点接入机制[J]. *通信学报*, 2019, 40(6): 90–101. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2019081.
- FAN Xiyang, HUANG Chuanhe, ZHU Junyu, *et al.* Interference-aware node access scheme in UAV-aided VANET[J]. *Journal on Communications*, 2019, 40(6): 90–101. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2019081.
- [27] GE Xiaohu, CHENG Hui, MAO Guoqiang, *et al.* Vehicular communications for 5G cooperative small-cell networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(10): 7882–7894. doi: 10.1109/TVT.2016.2539285.
- [28] 吴黎兵, 刘冰艺, 聂雷, 等. VANET-Cellular环境下安全消息广播中继选择方法研究[J]. *计算机学报*, 2017, 40(4): 1004–1016. doi: 10.11897/SP.J.1016.2017.01004.
- WU Libing, LIU Bingyi, NIE Lei, *et al.* Research on selection of safety message broadcast relay in VANET-Cellular[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(4): 1004–1016. doi: 10.11897/SP.J.1016.2017.01004.
- [29] REZGUI J and CHERKAOUI S. An M2M access management scheme for electrical vehicles[C]. The 2017 IEEE Global Communications Conference, Singapore, 2017: 1–6. doi: 10.1109/GLOCOM.2017.8253977.
- [30] CHOI J H, HAN Y H, and MIN S. A network-based seamless handover scheme for VANETs[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 56311–56322. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2872795.
- [31] ZENG Yong, ZHANG Rui, and LIM T J. Wireless communications with unmanned aerial vehicles: Opportunities and challenges[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2016, 54(5): 36–42. doi: 10.1109/MCOM.2016.7470933.
- [32] ZENG Yong and ZHANG Rui. Energy-efficient UAV communication with trajectory optimization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(6): 3747–3760. doi: 10.1109/TWC.2017.2688328.
- [33] OUBBATI O S, LAKAS A, ZHOU Fen, *et al.* Intelligent UAV-assisted routing protocol for urban VANETs[J]. *Computer Communications*, 2017, 107: 93–111. doi: 10.1016/j.comcom.2017.04.001.
- [34] XIAO Liang, LU Xiaozhen, XU Dongjin, *et al.* UAV relay in VANETs against smart jamming with reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(5): 4087–4097. doi: 10.1109/TVT.2018.2789466.
- [35] DIKMEN M and BURNS C M. Autonomous driving in the real world: Experiences with Tesla Autopilot and

- Summon[C]. The 8th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications, Ann Arbor, USA, 2016: 225–228. doi: 10.1145/3003715.3005465.
- [36] DIKMEN M and BURNS C. Trust in autonomous vehicles: The case of Tesla Autopilot and Summon[C]. The 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Banff, Canada, 2017: 1093–1098. doi: 10.1109/SMC.2017.8122757
- [37] GUANETTI J, KIM Y, and BORRELLI F. Control of connected and automated vehicles: State of the art and future challenges[J]. *Annual Reviews in Control*, 2018, 45: 18–40. doi: 10.1016/j.arcontrol.2018.04.011.
- [38] ROSENBAND D L. Inside Waymo's self-driving car: My favorite transistors[C]. 2017 Symposium on VLSI Circuits, Kyoto, Japan, 2017: C20–C22. doi: 10.23919/VLSIC.2017.8008500.
- [39] LI Yan, CAO Yiqing, QIU Hong, *et al.* Big wave of the intelligent connected vehicles[J]. *China Communications*, 2016, 13(2): 27–41. doi: 10.1109/CC.2016.7405720.
- [40] IMRAN A, ZOHA A, and ABU-DAYYA A. Challenges in 5G: How to empower SON with big data for enabling 5G[J]. *IEEE Network*, 2014, 28(6): 27–33. doi: 10.1109/MNET.2014.6963801.
- [41] BENNIS M, DEBBAH M, and POOR H V. Ultrareliable and low-latency wireless communication: Tail, risk, and scale[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2018, 106(10): 1834–1853. doi: 10.1109/JPROC.2018.2867029.
- [42] BOTTE M, PARIOTA L, D'ACIERNO L, *et al.* An overview of cooperative driving in the European Union: Policies and practices[J]. *Electronics*, 2019, 8(6): 616. doi: 10.3390/electronics8060616.
- [43] Telefónica and Huawei: Complete joint 5G-V2X PoC test in their 5G joint innovation lab at Madrid[EB/OL]. <https://news.europawire.eu/telefonica-and-huawei-complete-joint-5g-v2x-poc-test-in-their-5g-joint-innovation-lab-at-madrid-53202031254/eu-press-release/2018/02/08/>, 2018.
- [44] 中国汽车工程学会. 节能与新能源汽车技术路线图[M]. 北京: 机械工业出版社, 2016.
China-SAE. Technology Roadmap for Energy Saving and New Energy Vehicles[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2016.
- [45] YANG Diange, JIANG Kun, ZHAO Ding, *et al.* Intelligent and connected vehicles: Current status and future perspectives[J]. *Science China Technological Sciences*, 2018, 61(10): 1446–1471. doi: 10.1007/s11431-017-9338-1.
- [46] WEI Shangguan, YU Du, GUO Chailin, *et al.* Survey of connected automated vehicle perception mode: From autonomy to interaction[J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2019, 13(3): 495–505. doi: 10.1049/iet-its.2018.5239.
- [47] ROSIQUE F, NAVARRO P J, FERNÁNDEZ C, *et al.* A systematic review of perception system and simulators for autonomous vehicles research[J]. *Sensors*, 2019, 19(3): 648. doi: 10.3390/s19030648.
- [48] TILAKARATNA S B D, WATCHAREERUETAI U, SISSHICHA S, *et al.* Image analysis algorithms for vehicle color recognition[C]. 2017 International Electrical Engineering Congress, Pattaya, Thailand, 2017: 1–4. doi: 10.1109/IEECON.2017.8075881.
- [49] KIM H, LIU Bingbing, and MYUNG H. Road-feature extraction using point cloud and 3D LiDAR sensor for vehicle localization[C]. The 14th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence, Jeju, South Korea, 2017: 891–892. doi: 10.1109/URAI.2017.7992858.
- [50] DUDÁS L, MICSKEI T, SELLER R, *et al.* Vehicle relative movement estimation using microwave sensor[C]. The 15th Conference on Microwave Techniques COMITE 2010, Brno, Czech Republic, 2010: 109–112. doi: 10.1109/COMITE.2010.5481862.
- [51] CHOI E and CHANG S. An adaptive tracking estimator for robust vehicular localization in shadowing areas[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 42436–42444. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2907647.
- [52] 《中国公路学报》编辑部. 中国汽车工程学术研究综述•2017[J]. 中国公路学报, 2017, 30(6): 1–197.
Editorial Department of China Journal of Highway and Transport. Review on China's automotive engineering research progress: 2017[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2017, 30(6): 1–197.
- [53] SCHITO J and FABRIKANT S I. Exploring maps by sounds: Using parameter mapping sonification to make digital elevation models audible[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2018, 32(5): 874–906. doi: 10.1080/13658816.2017.1420192.
- [54] CHEN Maolin, ZHAN Xingqun, ZHANG Xin, *et al.* Localisation-based autonomous vehicle rear-end collision avoidance by emergency steering[J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2019, 13(7): 1078–1087. doi: 10.1049/iet-its.2018.5348.
- [55] LIU Dongxu, DONG Hongzhao, LI Tiebei, *et al.* Vehicle scheduling approach and its practice to optimise public bicycle redistribution in Hangzhou[J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2018, 12(8): 976–985. doi: 10.1049/iet-its.2017.0274.
- [56] WANG Hai, YU Yijie, CAI Yingfeng, *et al.* A comparative study of state-of-the-art deep learning algorithms for vehicle detection[J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems*, 2019, 13(3): 495–505. doi: 10.1049/iet-its.2018.5239.

- Systems Magazine*, 2019, 11(2): 82–95. doi: 10.1109/MITS.2019.2903518.
- [57] LUO Hengliang, YANG Yi, TONG Bei, *et al.* Traffic sign recognition using a multi-task convolutional neural network[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(4): 1100–1111. doi: 10.1109/TITS.2017.2714691.
- [58] PADEN B, ČÁP M, YONG S Z, *et al.* A survey of motion planning and control techniques for self-driving urban vehicles[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2016, 1(1): 33–55. doi: 10.1109/TIV.2016.2578706.
- [59] URMSON C, ANHALT J, BAGNELL D, *et al.* Autonomous driving in urban environments: Boss and the urban challenge[J]. *Journal of Field Robotics*, 2008, 25(8): 425–466. doi: 10.1002/rob.20255.
- [60] MONTEMERLO M, BECKER J, BHAT S, *et al.* Junior: The Stanford entry in the urban challenge[J]. *Journal of Field Robotics*, 2008, 25(9): 569–597. doi: 10.1002/rob.20258.
- [61] BACHA A, BAUMAN C, FARUQUE R, *et al.* Odin: Team VictorTango’s entry in the DARPA urban challenge[J]. *Journal of Field Robotics*, 2008, 25(8): 467–492. doi: 10.1002/rob.20248.
- [62] BRECHTEL S, GINDELE T, and DILLMANN R. Probabilistic decision-making under uncertainty for autonomous driving using continuous POMDPs[C]. The 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Qingdao, China, 2014: 392–399. doi: 10.1109/ITSC.2014.6957722.
- [63] LIU Wei, KIM S, PENDLETON S, *et al.* Situation-aware decision making for autonomous driving on urban road using online POMDP[C]. 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Seoul, South Korea, 2015: 1126–1133. doi: 10.1109/IVS.2015.7225835.
- [64] WANG Tao and ZHU Zhigang. Multimodal and multi-task audio-visual vehicle detection and classification[C]. The 2012 IEEE Ninth International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance, Beijing, China, 2012: 440–446. doi: 10.1109/AVSS.2012.47.
- [65] CHEN Zhilu and HUANG Xinming. End-to-end learning for lane keeping of self-driving cars[C]. The 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Los Angeles, USA, 2017: 1856–1860. doi: 10.1109/IVS.2017.7995975.
- [66] SYDNEY N, PALEY D A, and SOFGE D. Physics-inspired motion planning for information-theoretic target detection using multiple aerial robots[J]. *Autonomous Robots*, 2017, 41(1): 231–241. doi: 10.1007/s10514-015-9542-0.
- [67] KALA R and WARWICK K. Multi-level planning for semi-autonomous vehicles in traffic scenarios based on separation maximization[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2013, 72(3/4): 559–590. doi: 10.1007/s10846-013-9817-7.
- [68] BOHREN J, FOOTE T, KELLER J, *et al.* Little Ben: The ben franklin racing team’s entry in the 2007 DARPA urban challenge[J]. *Journal of Field Robotics*, 2008, 25(9): 598–614. doi: 10.1002/rob.20260.
- [69] DECHTER R and PEARL J. Generalized best-first search strategies and the optimality of A[J]. *Journal of the ACM*, 1985, 32(3): 505–536. doi: 10.1145/3828.3830.
- [70] LI Qianru, WEI Chen, WU Jiang, *et al.* Improved PRM method of low altitude penetration trajectory planning for UAVs[C]. 2014 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference, Yantai, China, 2014: 2651–2656. doi: 10.1109/CGNCC.2014.7007587.
- [71] CHIANG H T L and TAPIA L. COLREG-RRT: An RRT-based COLREGS-compliant motion planner for surface vehicle navigation[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(3): 2024–2031. doi: 10.1109/LRA.2018.2801881.
- [72] ZHANG Haojian, WANG Yunkuan, ZHENG Jun, *et al.* Path planning of industrial robot based on improved RRT algorithm in complex environments[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 53296–53306. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2871222.
- [73] QIAN Xiangjun, ALTCHÉ F, BENDER P, *et al.* Optimal trajectory planning for autonomous driving integrating logical constraints: An MIQP perspective[C]. The 19th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, Rio de Janeiro, Brazil, 2016: 205–210. doi: 10.1109/ITSC.2016.7795555.
- [74] LI Xiaohui, SUN Zhenping, CAO Dongpu, *et al.* Development of a new integrated local trajectory planning and tracking control framework for autonomous ground vehicles[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 87: 118–137. doi: 10.1016/j.ymssp.2015.10.021.
- [75] VAHIDI A and ESKANDARIAN A. Research advances in intelligent collision avoidance and adaptive cruise control[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2003, 4(3): 143–153. doi: 10.1109/TITS.2003.821292.
- [76] ZHANG Hui and WANG Junmin. Vehicle lateral dynamics control through AFS/DYC and robust gain-scheduling approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(1): 489–494. doi: 10.1109/TVT.2015.2391184.
- [77] LEFÈVRE S, CARVALHO A, and BORRELLI F. A learning-based framework for velocity control in autonomous driving[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2016, 13(1): 32–42. doi: 10.1109/TASE.2015.2498192.
- [78] DO W, ROUHANI O, and MIRANDA-MORENO L.

- Simulation-based connected and automated vehicle models on highway sections: A literature review[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2019: 9343705. doi: 10.1155/2019/9343705.
- [79] HAN Jingqing. From PID to active disturbance rejection control[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, 56(3): 900–906. doi: 10.1109/TIE.2008.2011621.
- [80] CHEN Long, CHEN Te, XU Xing, *et al.* Multi-objective coordination control strategy of distributed drive electric vehicle by orientated tire force distribution method[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 69559–69574. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2877801.
- [81] HUANG Jihua and TOMIZUKA M. LTV controller design for vehicle lateral control under fault in rear sensors[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2005, 10(1): 1–7. doi: 10.1109/TMECH.2004.839044.
- [82] TAGNE G, TALJ R, and CHARARA A. Design and comparison of robust nonlinear controllers for the lateral dynamics of intelligent vehicles[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(3): 796–809. doi: 10.1109/TITS.2015.2486815.
- [83] HU Chuan, WANG Rongrong, YAN Fengjun, *et al.* Output constraint control on path following of four-wheel independently actuated autonomous ground vehicles[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(6): 4033–4043. doi: 10.1109/TVT.2015.2472975.
- [84] LI Ye, GUO Hongda, GONG Hao, *et al.* The improved adaptive hybrid fuzzy control of AUV horizontal motion[C]. The 13th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing, Chengdu, China, 2016: 408–414. doi: 10.1109/ICCWAMTIP.2016.8079883.
- [85] CUI Rongxin, YANG Chenguang, LI Yang, *et al.* Adaptive neural network control of AUVs with control input nonlinearities using reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, 47(6): 1019–1029. doi: 10.1109/TSMC.2016.2645699.
- [86] 郭景华, 李克强, 罗禹贡. 智能车辆运动控制研究综述[J]. *汽车安全与节能学报*, 2016, 7(2): 151–159. doi: 10.3969/j.issn.1674-8484.2016.02.003.
- GUO Jinghua, LI Keqiang, and LUO Yugong. Review on the research of motion control for intelligent vehicles[J]. *Journal of Automotive Safety and Energy*, 2016, 7(2): 151–159. doi: 10.3969/j.issn.1674-8484.2016.02.003.
- [87] LIU Kai, GONG Jianwei, KURT A, *et al.* A model predictive-based approach for longitudinal control in autonomous driving with lateral interruptions[C]. The 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Los Angeles, USA, 2017: 359–364. doi: 10.1109/IVS.2017.7995745.
- [88] GUO Jinghua, LUO Yugong, LI Keqiang, *et al.* A novel fuzzy-sliding automatic speed control of intelligent vehicles with adaptive boundary layer[J]. *International Journal of Vehicle Design*, 2017, 73(4): 300–318. doi: 10.1504/IJVD.2017.10004142.
- [89] PETIT J, SCHAUB F, FEIRI M, *et al.* Pseudonym schemes in vehicular networks: A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 17(1): 228–255. doi: 10.1109/COMST.2014.2345420.
- [90] DANIEL A, PAUL A, AHMAD A, *et al.* Cooperative intelligence of vehicles for Intelligent Transportation Systems (ITS)[J]. *Wireless Personal Communications*, 2016, 87(2): 461–484. doi: 10.1007/s11277-015-3078-7.
- [91] HARTMAN K and STRASSER J. Saving lives through advanced vehicle safety technology: Intelligent vehicle initiative[R]. Publication No. FHWA-JPO-05-057, 2005.
- [92] FARRADYNE P B. Vehicle infrastructure integration (VII): VII architecture and functional requirements[R]. 2005.
- [93] BISHOP R. A survey of intelligent vehicle applications worldwide[C]. The IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000(Cat. No.00TH8511), Dearborn, USA, 2000: 25–30. doi: 10.1109/IVS.2000.898313.
- [94] EuroRAP AISBL. Final technical implementation report-European road safety atlas[EB/OL]. https://ec.europa.eu/transport/road_safety/sites/roadsafety/files/pdf/projects_sources/euro_safety_atlas_final_report.pdf, 2011.
- [95] 张毅, 姚丹亚. 基于车路协同的智能交通系统体系框架[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015.
- ZHANG Yi and YAO Danya. Architecture for Intelligent Transportation Systems Based on Intelligent Vehicle-Infrastructure Cooperation Systems[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2015.
- [96] 郭戈, 许阳光, 徐涛, 等. 网联共享车路协同智能交通系统综述[J]. *控制与决策*, 2019, 34(11): 2375–2389. doi: 10.13195/j.kzyjc.2019.1316.
- GUO Ge, XU Yangguang, XU Tao, *et al.* A survey of connected shared vehicle-road cooperative intelligent transportation systems[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(11): 2375–2389. doi: 10.13195/j.kzyjc.2019.1316.
- [97] CHEN Shanzhi, HU Jinling, SHI Yan, *et al.* Vehicle-to-Everything (V2X) services supported by LTE-based systems and 5G[J]. *IEEE Communications Standards Magazine*, 2017, 1(2): 70–76. doi: 10.1109/MCOMSTD.2017.1700015.
- [98] 钱志鸿, 王雪. 面向5G通信网的D2D技术综述[J]. *通信学报*, 2016, 37(7): 1–14. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2016129.
- QIAN Zhihong and WANG Xue. Reviews of D2D technology for 5G communication networks[J]. *Journal on Communications*, 2016, 37(7): 1–14. doi: 10.11959/j.issn.

- 1000-436x.2016129.
- [99] 田春生, 钱志鸿, 阎双叶, 等. D2D通信中联合链路共享与功率分配算法研究[J]. 电子学报, 2019, 47(4): 769–774. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.04.001.
- TIAN Chunsheng, QIAN Zhihong, YAN Shuangye, *et al.* Research on joint link sharing and power allocation algorithm for device-to-device communications[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(4): 769–774. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.04.001.
- [100] SHEN Xuanfan, LIAO Yong, DAI Xuewu, *et al.* Joint channel estimation and decoding design for 5G-enabled V2V channel[J]. *China Communications*, 2018, 15(7): 39–46. doi: 10.1109/CC.2018.8424581.
- [101] ANUSHYA D. Vehicle monitoring for traffic violation using V2I communication[C]. The 2nd International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, Madurai, India, 2018: 1665–1669. doi: 10.1109/ICCONS.2018.8663080.
- [102] HUSSEIN A, GARCÍA F, ARMINGOL J M, *et al.* P2V and V2P communication for pedestrian warning on the basis of autonomous vehicles[C]. The 19th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, Rio de Janeiro, Brazil, 2016: 2034–2039. doi: 10.1109/ITSC.2016.7795885.
- [103] MOLINA-MASEGOSA R and GOZALVEZ J. LTE-V for sidelink 5G V2X vehicular communications: A new 5G technology for short-range vehicle-to-everything communications[J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2017, 12(4): 30–39. doi: 10.1109/ITSC.2016.7795885.
- [104] VILLARREAL-VASQUEZ M, BHARGAVA B, and ANGIN P. Adaptable safety and security in V2X systems[C]. The 2017 IEEE International Congress on Internet of Things, Honolulu, USA, 2017: 17–24. doi: 10.1109/IEEE.ICIoT.2017.12.
- [105] HU Yan, FENG Jingjing, and CHEN Wenli. A LTE-Cellular-based V2X solution to future vehicular network[C]. The 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference, Xi'an, China, 2018: 2658–2662. doi: 10.1109/IMCEC.2018.8469236.
- [106] DI Boya, SONG Lingyang, LI Yonghui, *et al.* V2X meets NOMA: Non-orthogonal multiple access for 5G-enabled vehicular networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2017, 24(6): 14–21. doi: 10.1109/MWC.2017.1600414.
- [107] DI Boya, SONG Lingyang, LI Yonghui, *et al.* Non-orthogonal multiple access for high-reliable and low-latency V2X communications in 5G systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(10): 2383–2397. doi: 10.1109/JSAC.2017.2726018.
- [108] 邵雯娟, 沈庆国. 软件定义的D2D和V2X通信研究综述[J]. 通信学报, 2019, 40(4): 179–194. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2019075.
- SHAO Wenjuan and SHEN Qingguo. Survey of software defined D2D and V2X communication[J]. *Journal on Communications*, 2019, 40(4): 179–194. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2019075.
- [109] PAK W. Fast packet classification for V2X services in 5G networks[J]. *Journal of Communications and Networks*, 2017, 19(3): 218–226. doi: 10.1109/JCN.2017.000039.
- [110] STORCK C R and DUARTE-FIGUEIREDO F. A 5G V2X ecosystem providing internet of vehicles[J]. *Sensors*, 2019, 19(3): 550. doi: 10.3390/s19030550.
- [111] 魏志强, 毕海霞. 基于聚类识别的极化SAR图像分类[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(12): 2795–2803. doi: 10.11999/JEIT180229.
- WEI Zhiqiang and BI Haixia. PolSAR image classification based on discriminative clustering[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(12): 2795–2803. doi: 10.11999/JEIT180229.
- [112] SOLDIN R J. SAR target recognition with deep learning[C]. The 2018 IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, Washington, USA, 2018: 1–8. doi: 10.1109/AIPR.2018.8707419.
- [113] LI Tingli and DU Lan. SAR automatic target recognition based on attribute scattering center model and discriminative dictionary learning[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(12): 4598–4611. doi: 10.1109/JSEN.2019.2901050.
- [114] WANG Zi, ZHAO Zhiwei, MIN Geyong, *et al.* User mobility aware task assignment for mobile edge computing[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2018, 85: 1–8. doi: 10.1016/j.future.2018.02.014.
- [115] LI Hongxing, SHOU Guochu, HU Yihong, *et al.* Mobile edge computing: Progress and challenges[C]. The 4th IEEE International Conference on Mobile Cloud Computing, Services, and Engineering, Oxford, UK, 2016: 83–84. doi: 10.1109/MobileCloud.2016.16.
- [116] HINTON G E, OSINDERO S, and THE Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527–1554. doi: 10.1162/neco.2006.18.7.1527.
- 钱志鸿: 男, 1957年生, 教授, 研究方向为无线网络通信技术, 包括蓝牙、RFID, M2M, D2D、无线传感器网络及物联网等。
- 田春生: 男, 1993年生, 博士生, 研究方向为D2D通信技术与物联网。
- 郭银景: 男, 1966年生, 教授, 研究方向为网络通信、电磁兼容等。
- 王 雪: 女, 1984年生, 副教授, 研究方向为5G通信中的关键技术, 具体包括D2D通信的模式选择、同步技术, 以及物联网技术。