

# 动态时空数据驱动的认知车联网频谱感知与共享技术研究

郭彩丽<sup>1,2</sup>, 陈九九<sup>1</sup>, 宣一获<sup>1</sup>, 张荷<sup>1</sup>

(1. 北京邮电大学, 北京 100876; 2. 先进信息网络北京实验室, 北京 100876)

**摘要:** 随着全球汽车产业智能化和网联化的爆发式发展, 作为车联网重要支撑的通信技术面临着频谱资源紧缺的难题。除了提供安全服务以外, 车联网服务需求的多样性使得引入认知无线电技术成为有效的解决途径, 可以实现与授权用户共享 sub-6 GHz 和毫米波的异质频谱资源, 但车联网复杂动态变化环境的影响使得频谱利用率性能的提升受限。提出了充分利用潜在的多源动态时空数据挖掘和学习车辆轨迹、交通流的变化规律的方法, 并利用其规律指导频谱的感知和共享。通过搭建系统级仿真平台进行仿真分析, 结果表明所提方案的频谱效率得到有效提升。

**关键词:** 车联网; 动态时空数据; 异质频谱共享; 多服务的服务质量要求

**中图分类号:** TN92

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2020.00178

## Research on the spectrum sensing and sharing technology in the dynamic spatiotemporal data driven cognitive Internet of vehicles

GUO Caili<sup>1,2</sup>, CHEN Jiujiu<sup>1</sup>, XUAN Yidi<sup>1</sup>, ZHANG He<sup>1</sup>

1. Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

2. Beijing Laboratory of Advanced Information Networks, Beijing 100876, China

**Abstract:** With the explosive development of the intellectualization and network connection of the global automobile industry, the communication technology as a crucial support of the Internet of vehicles (IoV) is facing the problem of spectrum shortage. In addition to providing security services, the diverse service demands of the IoV make the introduction of the cognitive radio technology an effective solution, which can share heterogeneous spectrum resources integrating the sub-6 GHz and millimeter-wave spectrum resources with primary users. But the performance is limited due to the influence of the complex dynamic environment of the IoV. To address this issue, a novelty method was proposed which aimed to make full use of the potential multi-source dynamic spatiotemporal data, mine and learn the changing rules of the vehicle trajectory and traffic flow, and the rules were used to guide the sensing and sharing of the spectrum resource. The system-level simulation platform was built for simulation analysis, the results showed that the performance of the proposed scheme was effectively improved.

**Key words:** Internet of vehicles, dynamic spatiotemporal data, heterogeneous spectrum sharing, multi-service quality of service requirement

### 1 引言

随着通信技术、信息技术和汽车工业的发展, 以智能化和网联化为特征的智能网联汽车已成为

汽车产业发展的必然方向, 作为网联化代表的车联网是实现智能网联汽车的支撑技术。特斯拉发生交通事故表明, 在相当长时期内, 车辆的智能化难以做到完全替代人的决策, 需要基础设施的配合, 尤

收稿日期: 2020-06-14; 修回日期: 2020-07-16

通信作者: 郭彩丽, guocaili@bupt.edu.cn

基金项目: 北京市自然科学基金资助项目 (No.4202049); 国家重点研发计划 (No.2018YFB1800805)

**Foundation Items:** The Beijing Natural Science Foundation (No.4202049), The National Key R&D Program of China (No.2018YFB-1800805)

其需要车联网的必要技术帮助实现车—车 (V2V, vehicle to vehicle)、车—路、车—人、车—云之间的通信和信息交换。据咨询公司埃森哲预测,在2025年全球新车市场中,网联汽车的渗透率将从2015年的35%增至100%,即所有新车都将具备联网功能。由此可见,车联网将逐渐成为全球研究和关注的热点。

通信技术是车联网的关键技术,决定了车联网信息传输的实时性和有效性,是车联网的“命脉”。目前,世界上用于车联网通信的主流技术包括专用短程通信 (DSRC, dedicated short range communication) 技术和基于蜂窝移动通信系统的 C-V2X (cellular-vehicle to everything) 技术,其中, C-V2X 技术包括 LTE-V2X 和 5G NR-V2X。无线电频谱资源归国家所有,是具有重要战略意义的稀缺资源,实现智能网联汽车通信的前提条件之一就是要有充足的频谱资源作为支撑。但目前分配给 DSRC 技术和 C-V2X 技术的专用频谱资源均有限,如美国联邦通信委员会 (FCC, Federal Communications Commission) 分配给 DSRC 技术的频段仅为 75 MHz (5.850~5.925 GHz); 我国将 20 MHz (5.905~5.925 GHz) 的频段作为基于 LTE-V2X 技术车联网直连通信的工作频段。为车联网分配专用频谱资源的主要目的是满足辅助驾驶、防碰撞、车道偏离预警、驾驶员疲劳检测等安全类服务的高可靠、低时延通信需求。随着以自动驾驶为代表的汽车产业的兴起,人们对智能网联服务的需求呈现多样化特点,包括交通效率类 (如事故、路障和拥堵提醒等服务)、车辆信息类 (如智能汽车支付、车辆诊断等服务) 和车载娱乐类 (如多媒体音/视频等服务) 等各种非安全类服务<sup>[1]</sup>。随着上述非安全类服务的爆发式增长,对频谱的需求量迅速增加。鉴于大部分非安全类服务对通信可靠性和时延的要求比安全类业务要求低的客观事实,已有研究<sup>[2-5]</sup>指出,在车联网中采用认知无线电技术,即组建认知车联网,通过感知授权用户的空闲频段并与用户共享此频段,为解决车联网中的频谱资源不足问题提供了有效的解决途径。因此,车联网中服务的多样性使得采用认知无线电技术进行频谱感知和共享成为可能。

随着辅助驾驶技术的发展,尤其是自动驾驶时代的到来,为了更好地满足多种服务的需求,车辆将配备大量高清摄像头和激光雷达等高精度传感器,这些传感器通常需要将收集的大量数据上传至

数据处理中心进行处理。据预测,每辆自动驾驶模式的汽车消耗数据流量的速度为 5 Tbit/h,数据平均传输速度为 1.4 Gbit/s。日益紧缺的频谱资源已不能满足多种服务对带宽的需求,频谱供求矛盾更尖锐。为了缓解上述矛盾,现有研究考虑在共享传统 sub-6 GHz 频段的基础上,将具有丰富资源并且传输性能高的毫米波频段引入认知车联网通信<sup>[6-7]</sup>,传统 sub-6 GHz 频段有广播电视白频段 (TVWS, TV white spectrum)、DSRC 频段、蜂窝频段等。通过上述研究, sub-6 GHz 和毫米波等多个异质频段均可以实现共享,为自动驾驶时代的认知车联网提供了充足的通信保障。

综上所述,为了缓解车联网频谱资源紧缺导致的供求矛盾,车联网服务需求的多样性使得引入认知无线电技术成为解决车联网频谱资源紧缺问题的有效途径,可以实现与授权用户共享 sub-6 GHz 和毫米波的异质频谱资源。认知车联网通信示意图如图 1 所示,其中, V2X 通信可复用传统蜂窝频段和毫米波频段。车辆或路边单元执行具有不同用户服务质量 (QoS, quality of service) 要求的业务,如车辆间转向、变道信息共享的协作碰撞避免信息传输业务 (CAITS, collision avoidance information transmission service), 车辆行驶轨迹、驾驶意图、传感器数据交互的自动驾驶信息传输业务 (ADITS, automatic driving information transmission service) 等。其中, CAITS 关注信息传输的实时性和可靠性, ADITS 数据量大,在一定的时延容忍范围内更关注吞吐量。

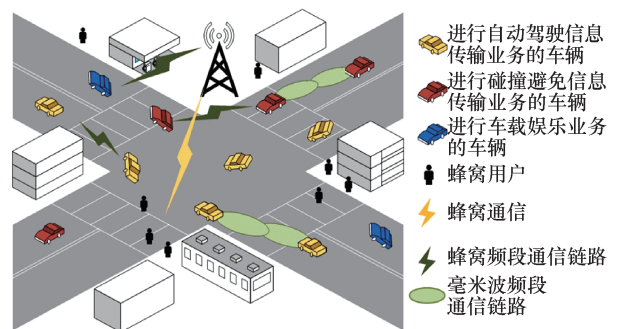


图1 认知车联网通信示意图

## 2 认知车联网频谱感知与共享研究现状及挑战

在传统车联网中,频谱感知主要针对车辆环境 (如衰落信道、车辆速度和交通流密度等) 和时空频谱动态变化等因素设计算法。现有少量研究开始

考虑频谱异质性和服务多样性下的频谱感知技术,关于频谱异质性,在 sub-6 GHz 频段的传统频谱感知已有较多研究,包括能量检测法、特征值检测法等,而毫米波频段的频谱感知研究尚处于初步阶段。车载毫米波采用波束成形技术克服车联网信道的路径损耗,同时车辆的移动性会导致波束对不准的情况发生。在毫米波信号的本地感知过程中,动态的波束对准情况会造成接收信号的分布呈现不确定性。为了解决上述问题,现有研究对接收信号的能量进行马尔可夫过程建模,通过在一段时间内接收信号能量的变化来判断是否存在授权用户<sup>[8]</sup>。该方法仅根据接收信号能量的变化进行判断,当授权用户的状态变化太快导致认知无线电用户无法检测时,则漏检概率将显著增大,因此该方法不适用于车联网的高移动场景。在毫米波信号的合作感知过程中,文献[9]考虑了毫米波的波束方向性,采用协同过滤法选出同在某一授权用户波束传播范围内的认知用户进行合作。该方法假定合作用户是静止的,没有考虑移动场景,因此,不适用于车联网。关于服务多样性,在本地感知过程中,对频谱感知的要求体现在车联网服务的时延和吞吐量等 QoS 对频谱感知时长的要求。目前,把 QoS 和感知时长相结合的研究大多从最大化吞吐量的角度进行,即把吞吐量建模成感知周期的函数,通过吞吐量最大化推导出最优感知周期<sup>[10]</sup>。该方法仅考虑了吞吐量对感知时长的要求,没有考虑车联网 QoS(如时延、吞吐量等)需求的多样性对感知时长的要求。

在认知车联网中,现有的频谱共享方法关注车辆的高移动特性,频谱共享模型与算法设计是针对特定频段(如蜂窝频段、TVWS 等)、特定服务(如高可靠、低时延的车载安全服务以及高吞吐量的车载娱乐类服务等)的频谱共享方法,难以满足具有频谱异质性和服务多样性的车联网频谱共享需求。文献[11]研究了车联网中异质的蜂窝频段、DSRC 频段和 TVWS 的频谱共享问题,其中,蜂窝频段仅用于控制信道,采用经典的合作博弈方法实现 DSRC 频段和 TVWS 选择,没有构建统一的频谱共享模型。此外,部分文献提到车联网使用异质频谱但未涉及频谱共享模型和方法的研究,文献[12]研究了基于异质 DSRC 频段、sub-6 GHz 和毫米波频段的车联网通信协议,用于车辆内容的分发;文献[13]研究了基于异质 DSRC、sub-6 GHz 和毫米波频段的车辆中继网络的网络管理分层架构。目前,针对

车联网中服务多样性的频谱共享方法研究较少,大部分研究是针对具有特定 QoS 要求的服务,如针对高可靠、低时延的车载安全服务<sup>[14]</sup>或高吞吐量的车载娱乐服务(VES, vehicular entertainment service)<sup>[15]</sup>,以特定 QoS 指标作为频谱共享模型的约束条件,大幅度限制了频谱共享模型的一般性。

综上所述,认知车联网中的频谱异质性和服务多样性给频谱感知和共享的实现带来了新的挑战。

1) 现有的频谱感知和共享模型与算法无法适应车联网异质频谱时空动态变化的特性,感知和共享的频段既有传统 sub-6 GHz,也有毫米波频段。不同频段的传输特性不同,如 sub-6 GHz 频段覆盖范围大且通信连接稳定性强,毫米波频段则覆盖范围小且传输损耗高。多种具有不同传输特性的频段共存,导致认知车联网感知和共享的频谱本身具有异质性。并且车联网中车辆的移动导致异质频谱的接收信号随着阻塞环境、干扰环境的改变而发生动态变化,现有的频谱感知方法难以对异质的时空动态信号进行建模并设计相应的算法;同时,车辆的移动导致异质频谱可用性随着车辆轨迹、传输环境动态变化,现有的频谱共享方法也难以针对异质频谱可用性的时空动态变化建立模型和设计算法。

2) 现有的频谱感知和共享模型与算法无法满足车联网多样性服务时空动态变化的需求。车联网的服务多样性表现为车载服务对 QoS 的要求不同,具体而言,交通效率类和车辆信息类服务通常要求低时延和高可靠性,车载娱乐类服务则要求高吞吐量。车辆移动进一步导致车载服务的时空动态发生变化,如到达十字路口的车辆更可能将原本进行的车载娱乐类服务转换为车辆信息类服务,使得针对固定性能指标的传统频谱感知和共享模型与算法不再适用。

上述两大挑战的本质在于车联网场景中车辆的移动性引起了异质频谱和多样性服务的时空动态变化,即车联网中节点的快速相对运动引起了信道传输条件和网络拓扑结构随着车辆空间位置和时间发生动态变化,且变化呈现非稳态,导致车辆在不同空间位置和时间上对服务需求和异质频段共享的需求发生动态变化。然而,这种车辆的瞬时非平稳移动性难以通过理论建模表示且受限于具体场景<sup>[16]</sup>,是学术界的一个科学难题。该移动性最直接的体现是车辆行驶轨迹和交通流的实时变化,因此,对车辆轨迹和交通流的动态时空特性进行分

析成为研究重点。

智能网联汽车的智能化催生了大量动态时空数据，尤其是具有时空特性的车辆轨迹数据和交通流数据，并且这两类数据在客观上存在一定的关联性。采用以深度学习为代表的人工智能技术联合车辆的行驶轨迹和交通流数据预测其未来变化情况，从而指导认知车联网进行高效频谱感知和共享，以期为解决车联网频谱资源紧缺难题提供新的解决方案。

针对联合车辆轨迹和交通流数据预测的可行性进行分析。1) 由于车辆的移动沿道路进行且受限于交通规则，因此，车辆轨迹和交通流状况具有很高的预测性；2) 理论上车联网中车辆的功率不受限，且具有足够的存储空间和数据计算处理能力，这为采用人工智能技术进行预测提供了前提条件；3) 车辆的轨迹数据和交通流数据在本质上都体现了车辆移动信息，但车辆轨迹数据以车辆为中心，携带微观的车辆移动状态信息，交通流信息一般反映某区域或某路段的交通信息，具有宏观性。因此，这两类数据具有一定的关联性和互补性，所以可以通过联合车辆轨迹和交通流数据达到更准确的预测结果。综上所述，车联网不同于传统的移动互联网或物联网，其自身独特的特点使得联合车辆轨迹和交通流数据进行预测是完全可行的。

### 3 动态时空数据驱动的频谱感知和共享技术

如何利用车联网中的动态时空数据完成车辆轨迹和交通流的预测以及如何利用预测结果指导频谱感知和共享，是提升认知车联网频谱利用率的关键，也是本文关注的重点。

首先，针对时空动态变化环境下基于车辆轨迹和交通流预测的认知车联网进行分析，其实现频谱感知和共享面临以下关键问题。

#### 1) 动态时空数据的预测问题

车联网中的车辆轨迹和交通流数据具有明显的动态时空特性，动态时空变化的数据使得基于传统历史数据训练的预测模型难以满足实时性和准确性的要求。传统模型需要将大量的动态更新数据加入历史训练样本，增加了运算时间，导致预测信息的求解滞后。同时，传统模型不能针对动态变化的数据及时更新模型参数，难以提供准确的预测结果。因此，需要解决动态时空数据下车辆轨迹与交通流的实时、准确预测问题。此外，车辆轨迹和交

通流数据分别从宏观、微观层面反映了车辆的移动状态信息，但两类数据的表示结构和维度不一致，如何对多源宏观、微观数据进行统一表示与建模尚有待研究。

#### 2) 动态时空信号的感知问题

频谱感知技术是认知车联网的核心技术，认知车辆通过频谱感知技术能够检测授权频段是否空闲，是频谱共享的前提。与传统的频谱感知场景不同，车联网中的移动性环境使得频谱机会呈动态时空特性。相应地，认知用户的接收信号成为动态时空信号，空闲频谱为动态时空频谱机会，导致传统的感知模型和方法都将不再适用。该动态时空信号进行感知时，首先面临频谱机会建模问题，即动态时空频谱机会的建模问题；其次，在车联网的频谱异质性场景中感知毫米波信号时，波束对准存在动态的角度误差且阻塞环境也是动态变化的，即动态传播特性的毫米波频谱感知问题；最后，针对动态时空变化的车载服务，其频谱感知需要能够适应各种服务的 QoS 对感知时长的要求，即面向动态时空多样性服务变化的频谱感知问题。

#### 3) 动态时空频谱的利用问题

频谱共享技术是认知车联网的核心技术之一，旨在通过多个用户共享频谱资源，有效提高网络吞吐量和频谱利用效率，避免频谱资源的浪费。但是，由于认知车联网共享的频谱具有动态时空特性，若采用传统频谱共享方法难以满足车联网的通信要求。一方面，传统频谱共享方法依赖于实时交互的信道状态信息，车辆轨迹和交通流的瞬时变化容易造成庞大的信令开销和网络拥塞；另一方面，传统频谱共享方法不能长期保证车辆用户的高质量通信，若车辆移动造成车载用户通信环境改变，则原始的频谱共享方案就不再适用。因此，车辆的频谱共享行为与车辆移动轨迹和交通流变化密切相关，亟待研究结合车辆轨迹和交通流分布特性的动态时空频谱共享模型与方法。

### 3.1 基于多源动态时空数据的车辆轨迹和交通流预测研究

在车联网场景中，车辆行驶过程产生的数据具有多源、时空、动态等特性。其中，多源特性是指车联网中的数据来源广泛，如车辆的运行参数、行驶轨迹以及路段实时交通流等信息，这些多源数据可以互补性地丰富人们对车联网中车辆行为的认知，有利于获取全面的车联网信息。时空特性是指

车联网数据在时间和空间维度存在关联性, 蕴含丰富的语义信息, 这些数据构成了庞大的时空大数据, 对时空大数据进行分析和挖掘可以揭示车联网中的时空相关性和行为规律, 从而理解和预测车联网中的车辆行为。动态特性是指车联网随时在产生大量的新数据, 并且车辆行为特性随时间不断变化, 相应地, 数据的统计特性也在发生变化, 如车辆的行驶轨迹、某路段或区域内的交通流等信息。

### 3.1.1 多源时空车辆轨迹数据与交通流数据的统一表示与建模

在车联网中, 车辆轨迹数据及不同区域内的交通流数据具有异构、多阶、高维等特性, 随时间和空间的改变而动态变化, 导致无法统一表示与直接处理这些数据。具体地, 车辆轨迹数据主要是车辆历史全球定位系统 (GPS, global positioning system) 数据, 包含车辆所处位置的经纬度数据及时间数据, 而交通流数据主要是某一区域内的进/出车辆数量及时间数据, 所以两种数据无法直接同时使用。针对上述情况, 可以采用微软公司 Geolift 项目公开的 GPS 轨迹数据集直接获取车辆的历史 GPS 数据, 研究如何从地理信息系统 (GIS, geographic information system) 中下载对应区域的道路网数据, 利用动态切片方法将轨迹数据与道路网数据拟合生成交通流数据。在此基础上, 分析多源时空轨迹数据和交通流数据的线性和非线性特点, 借鉴深度神经网络的非线性特征提取方法, 研究多源数据的特征提取模型。同时, 利用流形学习及统计分析中的压缩感知等理论方法, 研究多源时空轨迹数据和交通流数据结构一致性的描述和表达方法。并且利用图论中的超图和谱图等理论方法, 研究多源时空轨迹数据和交通流数据的统一建模方法。

### 3.1.2 车辆轨迹与交通流的预测方法

为了应对车联网积累的历史数据在时间和空间维度上的动态关联性挑战, 利用统一表示与建模后的历史多源时空数据, 借鉴神经网络模型对车联网数据从时间和空间维度进行语义分析和知识发现, 研究基于历史时空数据的车辆轨迹与交通流的预测方法。车联网场景的快速、动态变化等特点使得基于历史多源时空数据学习的预测模型难以适用于不断生成的新数据。为了适应车联网快速、动态变化的场景, 考虑车辆之间的信息共享, 前向车辆的预测模型参数更新对后续车辆具有借鉴价值, 基于迁移学习思想, 研究动态时空数据下的车辆轨

迹预测方法。同时考虑路段和区域交通流信息的动态变化, 不断更新的交通流数据使模型训练变得困难, 基于增量学习思想, 研究动态时空数据交通流预测方法。

### 3.2 基于动态时空频谱机会的频谱感知研究

不同于传统网络, 车联网场景中的频谱机会不仅包含时间频谱机会, 也包含空间频谱机会, 具体体现为: 1) 授权用户的活动使得频谱机会存在时间上的动态变化; 2) 车辆的移动性使得车辆与授权用户的相对距离不断变化, 导致频谱机会存在空间上的动态变化。这种动态时空频谱机会使得频谱感知需要同时在时间和空间上对授权用户进行感知, 因此, 在设计具体的频谱感知模型和算法前需要对时空频谱机会进行建模。

#### 3.2.1 基于车辆轨迹和交通流的时空频谱机会建模

基于泊松分布的到达率和离开率的授权用户频谱的占用模型, 研究基于授权用户频谱占用模型的时间域频谱机会。在获得车辆轨迹预测结果的基础上, 借鉴随机游走移动模型中的空间频谱机会, 研究车辆进入和离开授权用户保护范围的概率。根据预测的交通流计算授权用户位置的车辆密度, 研究基于车辆进/出授权用户保护范围概率和车辆密度的空间域频谱机会。联合时间域和空间域, 将频谱机会映射至二维坐标系, 研究频谱机会的时空二维模型。

#### 3.2.2 面向频谱异质性和服务多样性的智能频谱感知算法研究

车联网的动态时空特性不仅使时空频谱机会具有动态性, 还使频谱异质性和服务多样性具有动态特性。在频谱异质性场景中, 当感知毫米波频段时, 毫米波的波束方向性使得授权用户的保护区域不再是传统的圆形保护区域, 因此, 一般情况下的空间频谱机会不再适用, 需要研究扇形保护区域下的空间频谱机会模型。毫米波信号的波束对准不确定和动态阻塞环境使得检验统计量难以表示, 需要研究基于毫米波传播特性的频谱感知算法<sup>[17-19]</sup>。文献[17]根据毫米波的特点, 基于随机过程平均返回时间设计了频谱感知算法。文献[18]主要研究了如何把各个波束方向的感知结果进行聚合, 单个认知用户的感知采用了传统的基于噪声的测量估计方法。文献[19]根据毫米波的波束对准技术以及噪声—干扰受限特点建立了毫米波接收信号模型, 对单次判决检验统计量进行推导, 并针对车联网的移动性特点提出

了基于多次统计量相关性判决的毫米波频谱感知 (CB-MSS, correlation based millimeter wave spectrum sensing) 算法。

车联网的多样性服务对 QoS 具有动态需求, 但是传统的频谱感知模型仅基于接收信号表示, 不适用于车联网多样性服务的 QoS (如时延、吞吐量等指标) 对感知时长的要求, 需要研究车联网多样性服务的 QoS 统一表示方法。结合 QoS 的统一表示与感知参数进行优化, 使得通过最优的感知门限和感知时长可以达到 QoS 要求。由于合作用户的服务不同, 需要根据合作用户对服务的时延和吞吐量需求, 研究基于不同感知时长的合作频谱感知模型和方法。

### 3.3 基于时空二维分布特性的频谱共享研究

为了提高频谱利用率, 传统的认知车联网频谱共享方法通常使用瞬时网络容量构建频谱共享模型。但是, 在动态时空变化的车联网中, 由于车辆移动会造成可用频谱的动态时空变化, 基于瞬时网络容量的频谱共享方法产生高信令开销和频繁通信频谱切换, 难以满足车联网的通信要求。因此, 需要考虑将频谱共享的模型和算法与车辆移动轨迹、交通流变化联系起来。同时, 车辆的频谱共享行为还需要考虑由于车联网动态时空变化造成的频谱异质性和服务多样性。

#### 3.3.1 车辆用户时空二维遍历容量分析

根据预测得到的车辆轨迹和交通流的时空二维分布特性, 构建车联网频谱共享模型的遍历容量, 量化车辆移动性对系统吞吐量的影响。其中, 轨迹的时空二维分布特性表征为在时间和空间维度上车辆可能位置的概率分布, 交通流的时空二维分布特性表征为时间和空间维度上车辆密度的概率分布。在建模得到车辆预测轨迹的时空二维概率分布模型及车辆间距的时空二维概率密度模型后, 可进一步分析车辆间的复杂干扰关系和车辆接收信干噪比的概率密度函数。最后, 通过轨迹位置遍历和时间平均, 得到车辆通信的时空二维遍历容量。

#### 3.3.2 面向频谱异质性和服务多样性的智能频谱共享模型和算法研究

针对 sub-6 GHz 和毫米波的异质频谱共享问题, 考虑异质频谱的传输特性不同, 用户间存在复杂多变的异质频谱干扰。sub-6 GHz 频段通信通常会使用全向干扰; 而毫米波频段

通信为了补偿路径损耗并改善接收信号的功率, 通常使用较窄的波束和高度定向的天线进行信号发送和接收, 使得车辆与用户之间存在方向性干扰。根据上述情况, 基于干扰的多图着色 (MGC, multi-graph coloring) 算法<sup>[20]</sup>引入了图论中的多图模型, 通过构建干扰多图量化车辆与用户间的异质频谱干扰, 并设计 MGC 算法进行异质频谱分配, 干扰多图实例如图 2 所示。在图 2 中,  $V_1$ 、 $V_2$ 、 $V_3$  和  $V_4$  表示 V2V 通信链路节点,  $A_1$  和  $A_2$  表示车—基础设施 (V2I, vehicle to infrastructure) 通信链路节点。在干扰多图中, 存在两种类型的干扰边, 用于表征毫米波频段和蜂窝频段节点间的干扰关系,  $E = \{e_{V_i, V_j}^f, f \in \{c, mw\}\}$  表示干扰边的集合, 其中  $c$  表示蜂窝频段,  $mw$  表示毫米波频段。若节点的信干噪比小于信干噪比限制条件, 则  $e_{V_i, V_j}^f = 1$ ; 否则,  $e_{V_i, V_j}^f = 0$ 。在图 2 中, 实线表示在 sub-6 GHz 频段节点之间的干扰边, 虚线表示在毫米波频段节点之间的干扰边。每个 V2V 节点具有 3 个属性: 1) 可用的节点候选颜色集合为  $Y(V_3)$ ; 2) 节点适用的颜色为  $\delta(V_3)$ ; 3) 用于确定节点着色顺序的节点权重矩阵为  $Z(V_3)$ 。

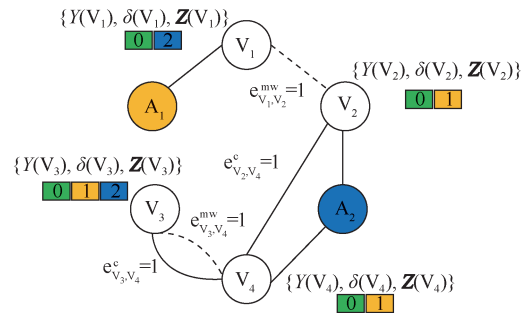


图2 干扰多图实例

此外, 为了进一步发挥异质频谱的多域复用能力并降低求解频谱共享模型的复杂度, 可以借鉴免疫克隆算法构造合理的效用函数 (抗原抗体亲和性) 表征优化解 (抗体) 和原始的优化问题 (抗原) 的匹配程度, 从而解决异质频谱共享问题。

针对面向多服务 QoS 保障的异质频谱共享问题, 可以通过物理层信道状态信息 (CSI, channel state information) 和网络层队列状态信息 (QSI, queue state information) 的跨层交互, 建模具有服务多样性的车联网频谱共享问题。基于干扰感知多

智能体深度强化学习 (IMDRL, inference-aware multi-agent deep reinforcement learning)<sup>[21]</sup>方法引入了 QoS 保障参数表征多样化 QoS 需求的有效容量模型, 建模多业务 QoS 保障的异质频谱共享模型。同时, 算法的设计使得作为智能体的车辆具备认知能力, 自主进行链路 QoS 保障参数选择和传输频谱选择。考虑时变无线通信环境造成的高维状态空间问题以及离散的频谱分配变量和连续功率控制变量构成的部分连续动作空间, 研究使用面向连续控制的深度确定性策略梯度 (DDPG, deep deterministic policy gradient) 算法和基于优势函数的深度强化学习 (NAF-Q-learning, normal advance function based deep Q learning) 算法解决频谱共享问题。为了进一步提高频谱共享算法的收敛性, 引入了迁移学习方法, 使学习性能较差的新车辆或现有车辆可以利用有经验车辆所学习的知识 (指频谱共享方案), 结合强化学习方法研究基于群体智能的多服务异质频谱共享算法。

#### 4 仿真与性能评估

为了评估动态时空数据驱动的频谱感知和共享技术的性能, 搭建验证平台对频谱效率和业务的 QoS 指标进行仿真分析。

##### 4.1 认知车联网智能计算与验证平台

基于现有主流的基于 OMNeT++ 网络仿真器和

SUMO (Simulation of Urban Mobility) 交通仿真器的车联网系统级仿真平台, 增加相应的功能模块和数据接口, 基于 SUMO 和 OMNeT++ 的认知车联网智能计算和验证平台架构如图 3 所示。

为了满足服务多样性需求, 在应用层实现了车辆信息类、交通效率类、车载娱乐类和车辆安全类共 4 类服务。为了支持动态时空智能预测, 在 SUMO 交通仿真器内构建存储 GIS、GPS 和智能交通系统 (ITS, intelligent transportation system) 的 “3S” 数据库, 用于典型车联网场景的建模, 构建交通需求和路网场景。其中, GIS 数据用于表征路网拓扑的相关数据, 如建筑物、路由、交叉口、站台等; ITS 数据包含路边单元和道路信息, 如感应器、红绿灯、车道、限速等; GPS 数据包括车辆的车道位置、速度、加速度以及当前朝向等。其中, GIS 数据和 ITS 数据可以由开源地图 OpenStreetMap 获取, 而 GPS 数据的主要来源为一些公开数据集, 如微软公司 Geolift 项目所使用的 GPS 轨迹数据集。设计 PDBC (Python data base connectivity) 数据接口, 将轨迹和交通流数据导入人工智能算法库 (包含线性回归等统计分析方法, 支持向量机、隐马尔可夫模型等机器学习算法以及卷积神经网络、循环神经网络、深度强化学习等深度学习算法), 不仅可用于车辆和交通流轨迹预测, 也可用于频谱感知和共享的智能计算。为了支持异质频谱共享, 平台在 OMNeT++

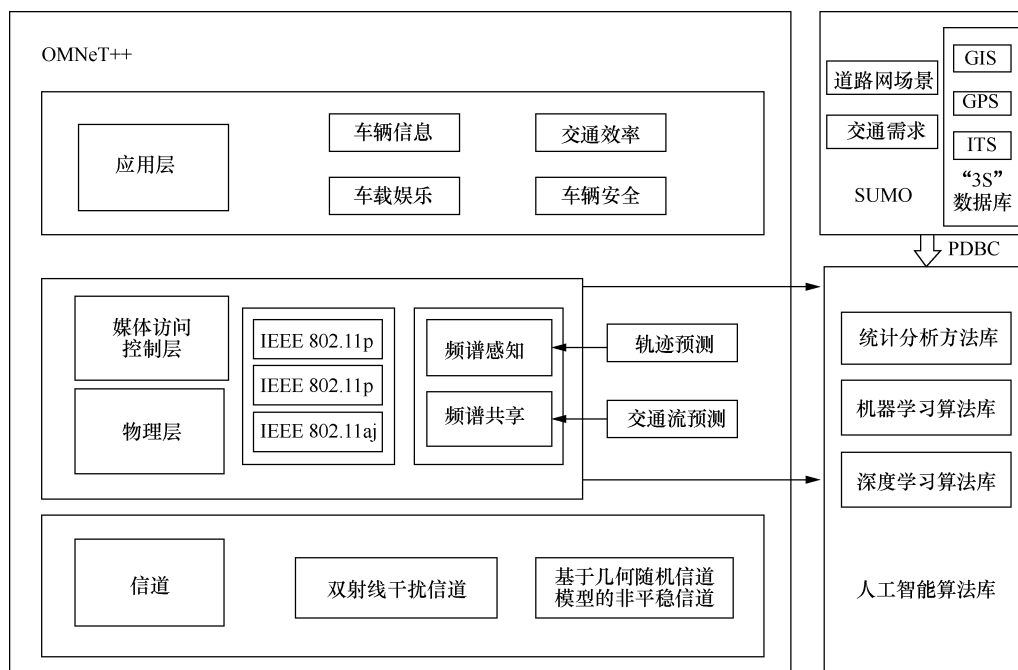


图 3 基于 SUMO 和 OMNeT++ 的认知车联网智能计算和验证平台架构

的媒体访问控制层和物理层添加了以 45 GHz 频段为载波的 IEEE 802.11aj 协议标准模块,用于仿真 42.3~48.4 GHz 的毫米波信号。另外,为了解决 OMNeT++ 现有的双射线干扰信道不满足车联网通信信道的时频双选择性问题,添加了基于几何随机信道模型(GSCM, geometry-based stochastic channel model)的非平稳信道,仿真车联网中的信号传播统计特性。同时,分别在 OMNeT++ 的媒体访问控制层和物理层集成了智能频谱共享和智能频谱感知模块。

#### 4.2 仿真参数设置

采用 SUMO 模拟北京市三环以内城市道路网场景,在道路两旁生成随机点,模拟蜂窝用户分布。V2X 通信复用蜂窝频段和毫米波频段通信,其中,采用传统能量检测方法获取蜂窝频段,采用 CB-MSS 算法获取毫米波频段<sup>[19]</sup>。仿真实现了 3 种不同 QoS 要求的业务:CAITS、ADITS 和 VES。为了模拟车联网中真实的信道环境,2 GHz 的蜂窝频段路径损耗模型采用了 3GPP 标准 TR 36.885 中的 WINNER+B1 模型。考虑障碍物对毫米波信道的影响,采用 60 GHz 频段标准对数正态路径损耗模型。针对车辆、建筑物等造成的小尺度衰落,采用 3GPP 标准 TR 36.885 和 TR 25.996 中的小尺度衰落模型。

#### 4.3 性能评估

为了提升评估频谱效率,对比分析以下场景和算法。1) 单业务单频段场景:CAITS 复用蜂窝频段的频谱共享(CSS, cellular spectrum sharing)算法<sup>[22]</sup>; 2) 单业务异质频段场景:CAITS 复用蜂窝和毫米波频段的 MGC 算法<sup>[20]</sup>; 3) 多业务异质频段场景:CAITS、ADITS 和 VES 等业务并存复用蜂窝和毫米波频段的 IMDRL 算法<sup>[21]</sup>; 4) 基于车辆轨迹和交通流预测的多业务异质频段场景:采用车辆轨迹预测方法 Traj-clusiVAT (trajectory-clustering using improved visual assessment of tendency)<sup>[23]</sup>和交通流预测方法 improved CNN-LSTM (improved convolutional neural network-long short term memory)<sup>[24]</sup>的 CAITS、ADITS 和 VES 等业务并存复用蜂窝和毫米波频段的 prediction+IMDRL (prediction based IMDRL) 算法。各算法的频谱效率仿真结果如图 4 所示,由图 4 可知,MGC 算法和 IMDRL 算法因为同时复用了蜂窝和毫米波频段两种异质频谱,相比仅复用蜂窝频段的 CSS 算法,频谱效

率得到大幅度提升;由于采用了车辆轨迹和交通流预测的结果指导频谱复用,prediction+IMDRL 算法的频谱效率明显高于 IMDRL 算法的频谱效率。因此,异质频谱的复用以及车辆轨迹和交通流的预测可有效提升频谱效率。

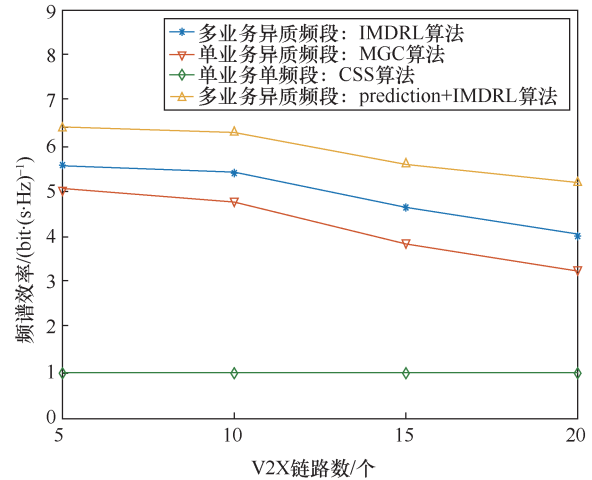


图 4 各算法的频谱效率仿真结果

进一步验证所提方案对多业务 QoS 的保障性能。CAITS 和 ADITS 两种业务关注算法的可靠性和时延,IMDRL 算法的可靠性和分组丢失率性能如表 1 所示。VES 更关注带宽能否满足需求的问题,以视频传输业务为例,评估其用户体验质量(QoE, quality of experience)指标。

表 1 IMDRL 算法的可靠性和分组丢失率性能

	可靠性 (SINR>5 dB)	分组丢失率 (时延>传输时延门限)
CAITS	99.85%	0.4% (时延>10 ms)
ADITS	96.76%	3.2% (时延>100 ms)

由表 1 可见,IMDRL 算法可以满足不同服务的可靠性(CAITS 的可靠性大于 99%,ADITS 的可靠性大于 95%)要求和分组丢失率(CAITS 的分组丢失率小于 1%,ADITS 的分组丢失率小于 5%)要求。对于传输视频的 VES,采用文献[25]提出的视频传输 QoE 评估方法,可以得到 V2X 链路数与视频平均意见评分(MOS, mean opinion score)值,VES 的视频 MOS 值仿真结果如图 5 所示。与单业务的 MGC 算法相比,IMDRL 算法的 MOS 值略下降,但基本能满足视频传输的质量要求。下降的原因主要是 VES 主要采用了认知无线电感知的频段,VES 相比 CSITS 和 ADITS 在可靠性和时延方面的要求较低。

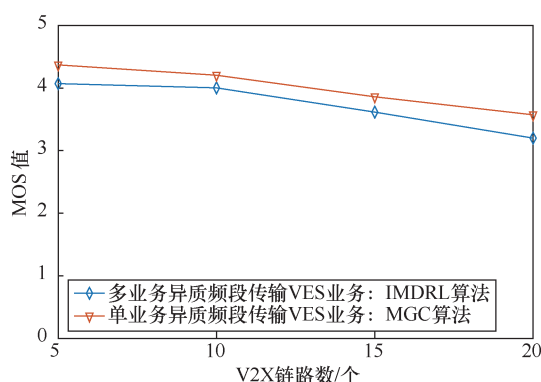


图5 VES的视频MOS值仿真结果

## 5 结束语

本文针对认知车联网面临的高时空动态变化环境挑战,提出了利用车辆轨迹和交通流的预测结果,设计支持异质频谱和多样性服务的频谱感知和共享算法。仿真结果表明,车辆轨迹和交通流的预测以及基于预测结果的异质频谱的感知和共享可有效提升频谱效率,并能够满足多业务的QoS需求。后续工作将主要研究基于车辆轨迹数据和交通流数据统一表示的轨迹和交通流预测方法以及自适应QoS的频谱感知模型和算法。

## 参考文献:

- [1] 中国汽车工程学会. 合作式智能运输系统车用通信系统应用层及应用数据交互标准[S]. 2018.  
China Society of Automotive Engineering. Cooperative intelligent transportation system, vehicular communication, application layer specification and data exchange standard[S]. 2018.
- [2] TIAN D X, ZHOU J S, WANG Y P, et al. Channel access optimization with adaptive congestion pricing for cognitive vehicular networks: an evolutionary game approach[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2020, 19(4): 803-820.
- [3] SALEEM M A, ZHOU S J, SHARIF A, et al. Expansion of cluster head stability using fuzzy in cognitive radio CR-VANET[J]. IEEE Access, 2019, 7: 173185-173195.
- [4] QIAN Y F, CHEN M, CHEN J, et al. Secure enforcement in cognitive Internet of vehicles[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(2): 1242-1250.
- [5] EZE J, ZHANG S J, LIU E J, et al. Cognitive radio-enabled Internet of vehicles: a cooperative spectrum sensing and allocation for vehicular communication[J]. IET Networks, 2018, 7(4): 190-199.
- [6] CHOI J, VA V, GONZALEZ-PRELCIC N, et al. Millimeter-wave vehicular communication to support massive automotive sensing[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(12): 160-167.
- [7] KONG L H, KHAN M K, WU F, et al. Millimeter-wave wireless

communications for IoT-cloud supported autonomous vehicles: overview, design, and challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(1): 62-68.

- [8] WANG Y F, ZHANG Z Y, LI H S. Universal quickest sensing of spectrum change in millimeter wave communications: a data driven approach[C]//2017 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). IEEE, 2017: 1-6.
- [9] LI L, HE X D, LI H S. Learning the spectrum using collaborative filtering in directional millimeter wave networks[C]//2017 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). IEEE, 2017: 1-7.
- [10] LU L, ZHOU X W, LI G Y. Optimal sequential detection in cognitive radio networks[C]//2012 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). IEEE, 2012.
- [11] ZHOU H B, CHENG N, YU Q, et al. Toward multi-radio vehicular data piping for dynamic DSRC/TVWS spectrum sharing[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(10): 2575-2588.
- [12] WU C, YOSHINAGA T, JI Y S. Cooperative content delivery in vehicular networks with integration of sub-6 GHz and mmWave[C]//2017 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). IEEE, 2017: 1-6.
- [13] DENG J Q, TIRKKONEN O, FREIJ-HOLLANTI R, et al. Resource allocation and interference management for opportunistic relaying in integrated mmWave/sub-6 GHz 5G networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(6): 94-101.
- [14] LIM J H, NAITO K, YUN J H, et al. Reliable safety message dissemination in NLOS intersections using TV white spectrum[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(1): 169-182.
- [15] ZHOU H B, CHENG N, LU N, et al. WhiteFi infostation: engineering vehicular media streaming with geolocation database[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(8): 2260-2274.
- [16] XU Z N, GAN M M, ZEMEN T. Cluster-based non-stationary vehicular channel model[C]//2016 10th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP). IEEE, 2016: 1-6.
- [17] WANG Y F, ZHANG Z Y, LI H S. Universal quickest sensing of spectrum change in millimeter wave communications: a data driven approach[C]//2017 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). IEEE, 2017: 1-6.
- [18] MICHELUSI N, NOKLEBY M, MITRA U, et al. Multi-scale spectrum sensing in small-cell mm-wave cognitive wireless networks[C]//2017 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2017: 1-6.
- [19] ZHANG H, GUO C L. Beam alignment-based mmwave spectrum sensing in cognitive vehicular networks[C]//GlobalSIP 2019. IEEE, 2019: 1-6.
- [20] XUAN Y D, GUO C L, FENG C Y, et al. Multi-graph based spectrum sharing scheme in vehicular network with integration of heterogenous spectrum[C]//2019 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). IEEE, 2019: 1-6.
- [21] 宣一获. 认知车联网中的异质频谱共享技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2020.  
XUAN Y D. Research on heterogeneous spectrum sharing technology

in cognitive vehicular networks[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020.

- [22] LIANG L, LI G, XU W. Resource allocation for D2D-enabled vehicular communications[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(7): 3186-3197.
- [23] SUN P, ALJERI N, BOUKERCHE A. Machine learning-based models for real-time traffic flow prediction in vehicular networks[J]. IEEE Network, 2020, 34(3): 178-185.
- [24] DUAN Z T, YANG Y, ZHANG K, et al. Improved deep hybrid networks for urban traffic flow prediction using trajectory data[J]. IEEE Access, 2018, 6: 31820-31827.
- [25] KHAN A, SUN L, IFEACHOR E. QoE prediction model and its application in video quality adaptation over UMTS networks[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2012, 14(2): 431-442.

#### [作者简介]



郭彩丽(1977-),女,山西长治人,博士,北京邮电大学教授,主要研究方向为认知无线电、车联网、视觉智能计算等。



陈九九(1994-),男,湖南岳阳人,北京邮电大学博士生,主要研究方向为车联网、通信与计算资源联合优化等。



宣一荻(1995-),女,天津人,北京邮电大学硕士生,主要研究方向为认知无线电、频谱共享等。



张荷(1995-),女,山东淄博人,北京邮电大学硕士生,主要研究方向为认知无线电、频谱感知等。