

车联网泛在感知、潜在通信、融合计算、内生安全综述： 最新进展与未来方向

于刊^{1,2}, 李东¹, 张奇勋², 马丁友², 冯志勇², 禹继国³

(1. 澳门科技大学计算机科学与工程学院, 澳门 999078; 2. 北京邮电大学信息与通信工程学院, 北京 100876;
3. 电子科技大学计算机科学与工程学院, 四川 成都 611731)

摘要: 毫米波频段的通信与感知面临两方面挑战: 感通干扰制约彼此性能, 耦合作用规律及解耦方法尚不成熟; 毫米波强指向性特点导致信息传输存在安全隐患。针对智能交通系统感通算融合网络的物理层安全问题, 定义泛在感知、潜在通信、融合计算与内生安全的概念, 刻画四者的耦合作用关系; 梳理感通算安的研究现状及局限性, 阐述资源优化分配、感通耦合干扰认知与建模、感通安性能制约机理等的可行思路。

关键词: 智能交通系统; 泛在感知; 潜在通信; 融合计算; 内生安全

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2024153

Survey of ubiquitous sensing, potential communication, integrated computing, and inherent security for Internet of vehicles: latest developments and future directions

YU Kan^{1,2}, LI Dong¹, ZHANG Qixun², MA Dingyou², FENG Zhiyong², YU Jiguo³

1. School of Computer Science and Engineering, Macau University of Science and Technology, Macau 999078, China
2. School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China
3. School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China

Abstract: Communication and sensing in the millimeter-wave (mmWave) frequency band face two major challenges. Interference between sensing and communication limits their respective performances, and the coupling mechanisms and decoupling methods are still underdeveloped. The strong directionality of mmWave leads to potential security risks in information transmission. To address the physical layer security in the ISAC network of intelligent transportation systems, the concepts of ubiquitous sensing, potential communication, integrated computing, and inherent security, and characterizes the coupling relationships among them were defined. The current research and limitations of sensing, communication, computation, and security were reviewed, and feasible approaches for resource optimization, cognitive modeling of sensing-communication coupling interference, and the mechanisms constraining the performance of sensing-communication enabled security were presented.

Keywords: intelligent transportation system, ubiquitous sensing, potential communication, integrated computing, inherent security

收稿日期: 2024-04-15; 修回日期: 2024-07-31

通信作者: 张奇勋, zhangqixun@bupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62301076, No.62341101, No.62401077, No.62272256, No.62202250); 澳门青年学者基金资助项目 (No.AM2023015); 国家自然科学基金创新群体基金资助项目 (No.62321001); 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2022YFB4300403); 澳门科学技术发展基金资助项目 (No.0188/2023/RIA3)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62301076, No.62341101, No.62401077, No.62272256, No.62202250), The Macao Young Scholars Program (No.AM2023015), The Creative Research Groups of the National Natural Science Foundation of China (No.62321001), The National Key Research and Development Program of China (No.2022YFB4300403), The Science and Technology Development Fund, Macau SAR (No.0188/2023/RIA3)

0 引言

当前,车辆已经具备通信能力和感知能力,连同传感、计算、控制等关键技术的蓬勃发展,赋能的车联网成为智能交通系统建设的核心组成部分,通过车-车(V2V, vehicle-to-vehicle)通信、车-路侧基础设施(V2R, vehicle-to-roadside unit)通信、车-行人(V2P, vehicle-to-pedestrian)通信等方式,结合计算反馈,做出控制决策,在车辆、路侧基础设施(RSU, roadside unit)、行人、交通管理中心等实体之间,完成对周围环境的深度感知,利用通信数据的实现信息快速交换与共享,满足各交通实体对时延、吞吐量和可靠性的差异化需求,从而大幅提高道路交通效率和提升驾驶安全水平,为智能交通系统(ITS, intelligent transportation system)的互联通信提供基础支撑^[1]。

1) 泛在感知、潜在通信、融合计算、内生安全的概念

车载感知雷达探测有限空间内的障碍物或与前方车辆的距离,赋能车辆了解周围交通态势信息,有助于快速躲避障碍物并选择更便捷的行驶路线。然而,单车多传感器的功能仍存在一些局限性:首先,在探测范围、精度、目标识别准确性等方面受观察视角遮挡等因素的影响,感知范围存在视野盲区;其次,单车感知的原始数据量为Gbit/s级别,如果车辆仅本地处理会存在资源不足、计算时延过高等问题。为了提供完整的交通态势信息和满足不同终端车辆的差异化需求,首先,利用通信功能对单车信息数据进行高效共享;然后,车辆任务卸载所需的资源包括自身资源,边缘设备资源和云中心资源,呈现出资源异构和颗粒度不均匀的特点,需要综合考虑任务处理时延、能耗、负载均衡等目标进行多域资源优化分配;最后,通信-感知-计算功能以来的无线信道呈现出开放性特点,信息共享面临被窃听、阻断等安全性隐患。传统基于密码学的方法作用于网络层及其上层,依赖于强大算力且复杂度高,难以保障信息共享的实时性。因此,为了提高交通效率并保障行车安全,车联网设计的核心在于提供泛在感知、潜在通信、融合计算和内生安全能力。

泛在感知是基石。整个车载感知系统主要包括环境感知、车身感知与网联感知三大部分,实时采集、处理、分析周围环境信息和车辆信息,是实现

车辆自动驾驶的基础和前提,因此被称为“泛在感知”。其中,环境感知主要负责获取附近车辆、车道线、行人、建筑物、障碍物、交通标志、信号灯等信息;车身感知是车辆对自身状态的感知,如车辆位置、行驶速度、姿态方位等;网联感知负责车辆与外界的网联通信完成交通态势信息的传输与共享。因此,“泛在感知”可以获取大量感知数据并实现车辆超视距感知的能力,是车联网感通算一体化技术的基石。

潜在通信是赋能^[2]。结合V2V通信、V2R通信、V2P通信技术,车辆与“周围”车辆、RSU等进行通信,实现设备之间感知信息的传输共享,进而达到大量感知数据快速融合的目的。“周围”的定义为前方可被感知的车辆、RSU、基站与后方可感知该车的车辆、RSU、基站,“周围”车辆并非每个通信时段内实际通信车辆,而是潜在的通信对象,因此称为“潜在通信”。“潜在通信”不仅可以实现车辆、RSU设备和云平台之间的感知信息共享,而且对计算任务卸载、资源分配、控制信息分发提供可靠传输通道,提升车联网“泛在感知”能力,并扩展分布式算力资源覆盖范围。

融合计算是增效^[3]。当车辆有计算任务请求时,本地服务器可以利用车载有限资源简单处理,当对任务精度和实时性有要求时,需要借助“周围”的空闲车辆、RSU和基站等分布式小算力资源,甚至核心网资源,协同完成任务。因此,分布式小算力“融合计算”不仅可以完成海量感知信息的融合及特征提取操作,从而将原始感知信息转化为车辆可以直接利用的有效信息,实现从环境感知到环境认知的能力跃升,而且可以从全局角度对多域资源进行联合优化分配(功率资源、计算资源、存储资源、带宽资源),设计最优通信策略,管控通信/感知耦合干扰,从而提升“泛在感知”的准确性和“潜在通信”的可靠性。

内生安全是要义^[4]。通信、感知和计算三者相互赋能依赖于信息的无线交互,而信道开放式广播特点导致信息传输容易被窃听或被阻塞。当信息传输需要高可靠、低时延和强安全性能保障时,需要结合密码学加密体制、区块链技术以及物理层安全(PLS, physical layer security)等手段,提高信息传输安全性、可靠性和实时性。密码学加密体制和区块链技术依赖于强大的算力资源和复杂的计算过

程,而车联网资源颗粒度不均且异构、动态性强,全面实施两项技术极具挑战,尤其是针对算力资源轻量化的车辆间通信。与复杂的密码学加密体制和区块链技术不同,PLS从无线信道固有属性出发,结合多传输技术,利用网络固有通信干扰、信道衰落和噪声等,实现对合法信道与窃听信道的差异化影响,达到网络“完美安全”目的,从而应对车联网资源异构、密钥管理困难等安全难题。

2) 泛在感知、潜在通信、融合计算、内生安全的相互作用关系

通信、感知、计算和安全4种功能有机融合与高效协同,彼此之间的相互作用关系如下。

感知和计算可以增强通信^[5]。泛在感知可以获得道路实时交通状态、通信实体之间的信道建模与估计所需的先验信息,有助于合理规划通信资源分配(如波束成形矩阵设计)并提高通信可靠性;配备分布式共享算力(如移动边缘计算(MEC, mobile edge computing)服务器的RSU和基站、具备计算能力的车辆等)可以从全局角度对多域资源进行联合优化分配,设计最优通信策略,管控通信/感知耦合干扰等级,实现高通信可靠性和感知准确性。

通信和感知可以加速计算。分布式算力的最优调度依赖于车辆请求计算任务的卸载与分配,当任务请求车辆与其他分布式算力之间进行任务卸载与分配时,泛在感知不仅可以获得通信实体之间信道建模与估计所需的先验信息,而且可以获得多维度海量原始数据信息,为分布式算力的高效利用提供更为丰富的数据支撑;潜在通信可以实现任务卸载分配的有效传递和共享,还可以进一步扩展分布式算力资源的覆盖范围,支持算力资源的高效利用。

通信和计算可以强化感知。通信功能实现感知信息高效传递与共享,支持多车协同感知,从而拓展感知深度与广度;共享分布式算力(如与RSU紧耦合的MEC服务器、具有计算能力的车辆等)可以有效完成各类海量感知信息的融合及特征提取,将原始感知信息转化为车辆可以直接利用的有效信息,实现从环境感知到环境认知的能力跃升。

安全和感通算相互赋能。感通算一体化依赖高效的信息处理和反馈决策。PLS可以提供通信安全保障,确保信息在共享和处理过程中的安全性和完整性。同时,PLS可以提供针对性的干扰抵抗和窃

听抑制方案,保证通信系统的安全性和稳定性。感通算一体化可以增强对潜在安全威胁的检测能力。通过协同处理通信和感知数据,系统可以更准确地检测到潜在干扰和窃听行为,提前采取相应的安全措施,从而提高智能车联网系统的抗攻击能力。

泛在感知、潜在通信、融合计算、内生安全相互作用,彼此赋能的同时又面临性能瓶颈。对此,首先,需要设计新的车联网通信-感知-计算-安全融合系统架构。然后,在此架构下,平衡通信-感知-计算资源与任务卸载/计算时延、能耗、负载均衡、资源利用率等之间的性能折中。值得一提的是,通信-感知耦合干扰是制约上述性能指标的重要因素之一。但从物理层安全角度来看,其可以作为一种有效手段加以利用,对窃听者信道质量实现最大化抑制,从而实现完美保密。与当前车联网通信-感知综述、通信-感知-计算综述不同,其更侧重对车联网网络架构^[6-11]、资源分配管理与优化^[7,9,11-12]和感知赋能物理层安全所需的信道状态信息(CSI, channel state information)^[13]等总结,除了上述3个方面内容,本文关注通信-感知耦合干扰,突破以通信干扰为核心的传统物理层安全设计思想,提出以感知干扰赋能物理层安全的新方法,构建通信-感知-安全闭环理论,并给出移动天线(MA, movable antenna)在通信-感知耦合干扰解耦中扮演的角色。

为此,本文从智能交通系统建设出发,面对车联网数据传输、融合、计算和安全提出的需求与挑战,综述当前车联网网络架构、资源优化分配、干扰管理和物理层安全4个方面已有的研究方法、目标和优势,提出感通耦合干扰建模方法和度量指标体系,总结上述4个方面内容存在的问题及发展趋势,最后提出基于“感知-通信-计算-安全”的四位一体智能车联网构建方法与可行解决方案。

1 相关工作分析与总结

CSI的准确预测能够帮助车辆更好地理解信道状态,从而动态调整波束方向、有效分配资源、优化车辆行驶轨迹、提升车辆之间的协作效率。为了克服CSI反馈开销和信道老化的挑战,精准预测CSI,李东等^[6]提出了联合压缩和预测的框架,以确保CSI信息的准确性,并采用持续学习方法,提供高安全和低时延服务。

表 1 各种典型架构类型、核心思想和特点的对比

文献	网络架构类型	核心思想	特点
文献[7]	三层通信-计算融合架构	综合考虑时延需求,建立稳定信息交互通道,本地、边缘和云中心资源分配与优化	本地计算资源来自车辆的计算资源,更靠近数据源,但是数据处理能力不足;边缘计算资源层靠近数据源的网络边缘侧的计算资源,计算能力较强;云计算资源层位于云端数据中心,远离数据源,计算能力强
文献[8]	“车载云-边缘云-中心云”三层车联网架构	云计算提供全局管理与集中控制提供复杂信息或者需长期存储的信息分析服务;边缘侧的灵活管理模式提供短期实时服务	考虑资源位置的分散特性和类型的差异性,从多目标优化(任务处理时延、任务效率及能量消耗)、卸载决策(时间、位置、卸载量)、跨层联合优化(卸载比例、卸载时延、卸载成本)和多域资源分配(计算能力、通信资源、用户间干扰、通信时延)开展车联网资源分配优化机理
文献[9]	车载边缘计算网络架构	将云计算能力下沉到网络边缘,实现应用、服务、内容的本地化、近距离和分布式部署,平衡高时延和高开销	通算资源联合分配:用多目标资源分配的AI算法获得通信和计算资源的最优解;将雾计算架构应用于车联网,多智能体强化学习算法协同决策通算资源分配;计算资源分配和卸载决策:根据具体需求,建模为马尔可夫模型,利用深度强化学习算法求解
文献[10]	基于 5G 软件定义的车联网雾小区结构	网络由 SDNC、RSUC、RSU、基站和车辆组成,包含数据层、控制层和应用层;数据层由车辆、RSU 和基站组成,控制层由软件控制器组成	RSUC 是雾小区的控制中心,负责雾小区内的资源配置管理及控制决策,而 SDNC 是整个 5G 软件定义车联网的控制中心,负责协调各个雾小区间的资源分配以及整个网络的全局控制决策。应用层直接面对用户的不同应用需求,并有针对性地在控制器提供的平台基础上编程开发制定相应规则与策略
文献[11]	“五层四面”感通算一体化网络架构	突破车联网中感通算融合的架构壁垒,对网络架构进行数字化抽象;实现融合网络架构的自生“自优化、自生长、自演进”能力	横向五层包括多元接入层、统一网络层、多域资源层、协同服务层、管理与应用层;纵向四面包括通信面、感知面、算力面、智能融合面;将多种异构资源聚合成一个或多个逻辑上的边缘资源池,完成资源共享,实现边缘局部的算力网络管理、资源调度及业务逻辑编排;构建感通算数据模型及其交互模型的自挖掘与演进机制,指导融合网络决策推理与动态调整

此外,由于交通环境的复杂性,不同车辆差异化和多样化业务需求涌现。然而不同的业务类型对任务时延需求不同,因此对业务等级的有效划分可以实现更精准的需求与资源匹配。考虑系统实现的功能与实际场景,需要设计新的信息传输处理协议及相应系统架构。表 1 给出各种典型架构类型、核心思想和特点的对比。

1.1 车联网的网络架构

董梦圆等^[7]在综述了面向车联网的三层“通信-计算”融合架构,如图 1 所示,不同应用对时延的需求不同。通信层是服务于车联网中应用的关键媒介,计算层是服务车联网应用的关键手段。其中,本地计算资源层来自车辆的计算资源,更靠近数据源,但是数据处理能力不足;边缘计算资源层靠近数据源的网络边缘侧的计算资源,计算能力较强,由于车辆移动性,边缘计算资源层与数据源之间的距离随机变化,影响资源分配与优化;云计算资源层位于云端数据中心,远离数据源,计算能力强。

马小婷等^[8]综述了基于边缘计算的“车载云-边缘云-中心云”三层车联网架构,其中,云计算

全局视图提供全局级别的管理与集中控制,为网络提供复杂信息或者需长期存储的信息分析服务;边缘侧灵活管理模式提供短期实时服务。三层异构车联网架构考虑资源位置的分散特性和类型差异性,从 4 个方面研究车联网资源分配优化机理: 1)多目标优化及耦合关系,如降低任务处理时延、提高任务效率并降低能源消耗,因此,如何衡量多性能指标间的关系是资源分配的关键问题; 2)考虑卸载与否、卸载时间、卸载位置和卸载量的卸载决策,是计算卸载服务的核心问题; 3)受限于服务器间计算资源和网络通信资源,跨层联合优化解决负载失衡问题; 4)平衡计算资源、用户间干扰和通信时延,解决服务器负载过重或资源过剩问题。

刘雅琼等^[9]给出车载边缘计算网络架构,并综述了 AI 算法在车联网通算融合中的应用,包括以下 2 个方面。1)通算资源联合分配方面:将通信和计算资源的分配定义为 2 个独立的目标,用多目标资源分配的 AI 算法获得最优解;将雾计算架构应用于车联网,建立车联网异构接入资源优化模型,通过深度强化学习算法高效处理调度方案,使用多智能体强化学习算法协同决策通算资源分配。2)联

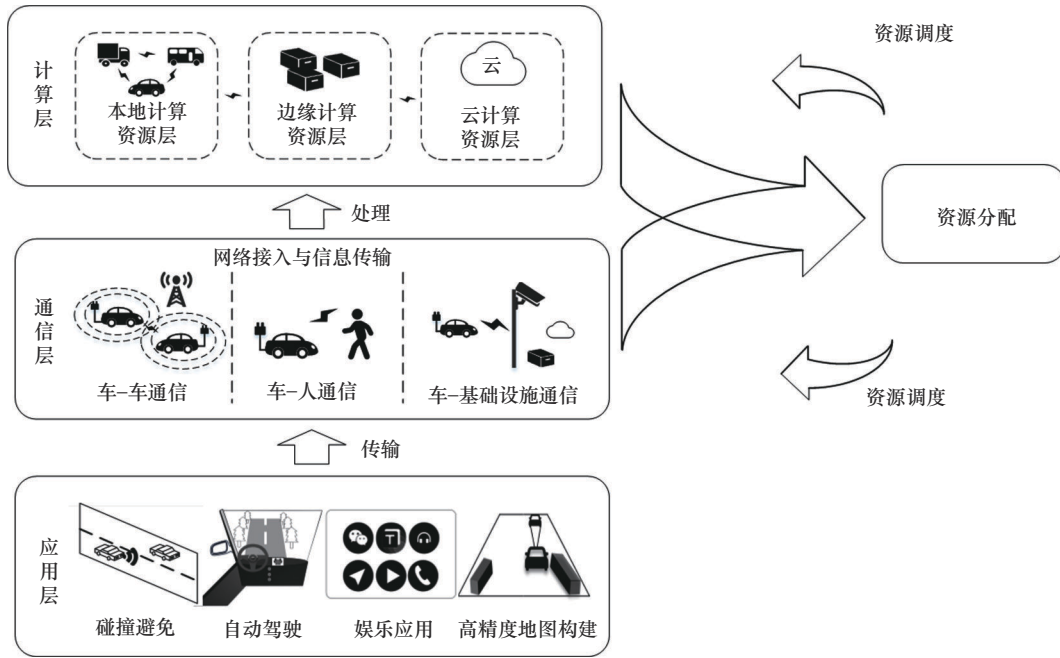


图1 车联网通信-计算融合架构

合考虑计算资源分配和卸载决策方面：根据具体需求（如长期效用、时延、任务优先级和计算资源大小等），提出优化问题并将其建模为马尔可夫模型，利用深度强化学习算法求解。

软件定义网络（SDN, software defined network）技术为5G车联网的无线接入端与云计算中心提供了一种灵活相连方法。车辆的快速移动特点以及V2R之间存在大量的数据交互，导致车辆在不同RSU覆盖范围内频繁切换。为了解决频繁切换问题，葛晓虎等^[10]提出了一种基于5G软件定义的车联网雾小区结构。网络由软件定义网络控制器（SDNC, SDN controller）、路侧单元控制器（RSUC, RSU controller）、RSU、基站和车辆等组成，包含数据层、控制层和应用层，其中，数据层由车辆、RSU和基站组成，主要功能包括数据的采集与转发；控制层由开放且与数据层硬件无关的软件控制器组成，主要分为RSUC和SDNC，RSUC是雾小区的控制中心，负责雾小区内的资源配置管理及控制决策，而SDNC是整个5G软件定义车联网的控制中心，负责协调各个雾小区间的资源分配以及整个网络的全局控制决策。

马忠贵等^[11]突破车联网中感通算融合的架构壁垒，对网络架构进行数字化抽象，提出了“五层四面”感通算一体化网络架构，如图2所示，实现资源可解耦、能力可扩展和架构可重构的功能。其

中，横向五层包括多元接入层、统一网络层、多域资源层、协同服务层、管理与应用层；纵向四面包括通信面、感知面、算力面、智能融合面。值得一提的是，多域资源层通过就近将多种异构资源聚合成一个或多个逻辑上的边缘资源池，各资源池之间完成资源共享，实现网络边缘局部的算力网络管理、资源调度，完成初步的感通算融合管理及业务逻辑编排；管理与应用层利用AI挖掘不同业务的差异化特征，完成感通算多维资源的动态协同管理以及后续的策略制定和执行，同时为不同应用智能地进行网络重构。智能融合面可为其他“层”与“面”按需提供AI能力和网络管理的相关能力。基于“智能融合面”构建感通算数据模型及其交互模型的自挖掘与演进机制，以指导融合网络决策推理与动态调整，实现融合网络架构的内生“自优化、自生长、自演进”能力。

云计算资源层虽然可以解决车辆资源不足的问题，但是其远距离部署会导致时延较高，同时也会加大带宽的费用开销。而MEC通过将云计算和存储能力下沉到网络边缘，实现应用、服务、内容的本地化、近距离和分布式部署，一定程度上缓解云计算资源带来的高时延和高开销的问题。MEC服务器和车辆本身具有一定的计算资源，但这些资源有限，实际运用中需要调整好MEC计算资源、云计算资源和本地计算资源之间的协作，合理分配计

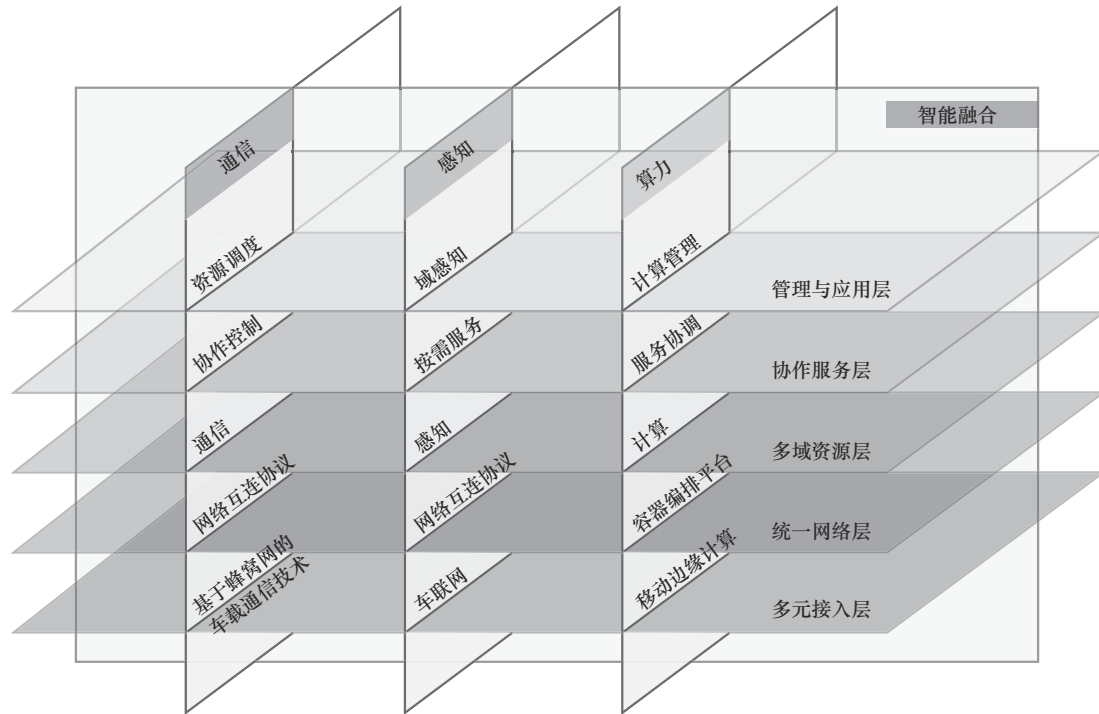


图2 智能内生的“五层四面”感通算一体化网络架构

算资源，降低成本并实现效益最大化。

1.2 资源管理

车辆异构资源差异明显和车联网应用的多样化涌现，车联网系统资源管理面临资源异构壁垒难以打破、多样化性能需求难以兼顾，资源利用率和负载均衡失调等挑战。另外，为了提高道路安全性和驾驶效率，车联网系统涉及车辆间海量数据交换和通信，需要占用计算、存储和能量等资源。为了确保车联网系统稳定性、可靠性和安全性，异构资源高效管理与利用，以优化资源配置和负载均衡，满足大容量、低时延、超可靠和高安全的应用需求。多目标资源优化分配方法及性能比较^[14-26]如表 2 所示。

1.2.1 基于 SDN 的车联网资源分配

SDN 具备全局视角，囊括整个车联网系统的资源管理。对此，Peng 等^[14]应用 SDN 技术和多接入边缘计算方法，实现车载网络中的资源管理、数据处理和任务计算，降低时延并减轻网络负载，为车联网资源管理、数据处理和任务计算提供了可行思路。Wu 等^[15]针对网络性能和资源利用效率问题，通过 SDN 控制器实现对网络资源集中管理、编程和灵活优化，解决资源利用效率低下的难题。以用户为中心的资源管理框架未考虑用户需求

的差异性问题，Lu 等^[16]构建以用户为中心的资源管理框架，利用虚拟移动网络将用户的差异化性能需求放在首要位置，针对不同用户和服务实现资源的个性化分配，提高车载通信的满意度和服务质量。

Mahmood 等^[17]利用 SDN 控制器的集中式特点优化网络资源，增强网络灵活性和可编程性，提出高效资源管理策略优化资源分配、路由和传输，进一步提升车联网性能和效率。Alomari 等^[18]对基于 SDN 云计算和基于 SDN 雾计算的资源管理方法进行分类整理，明确各自的特点和应用场景。在此基础上，Truong 等^[19]应用雾计算技术将计算和数据处理从云端移至网络边缘，降低数据传输时延和减轻网络拥塞。类似地，Lin 等^[20]提出一种分布式移动雾计算方案，将计算和数据处理从中心化云端移至车辆附近的边缘设备，获得更低的数据传输时延和更好的服务质量。文献[21-22]做了类似工作。

以上工作应用 SDN 技术能够实现车联网的集中管理和编程，增强网络的灵活性和可编程性，有助于优化资源调配并提升网络性能。但是，SDN 集中式资源管理的特点容易导致服务时延高，而实施 SDN 需要较大的计算和存储资源，不仅增加了

表2 多目标资源优化分配方法及性能比较

文献	研究目标	核心思想	度量指标	优势	劣势
文献[14]	优化资源管理	利用无线频谱的多样性,并通过SDN提供统一的控制平面接口和全局信息,实现智能流量引导和高效资源管理	通信流量、响应时延、资源利用率	通过 MEC 和 SDN 结合提高数据流量处理能力,实现智能流量引导	部署管理复杂,需要协调多种无线接入技术
文献[15-16]	灵活、高效的资源管理	基于 SDN 的空间-空中-地面一体化车联网框架,结合 AI 算法和强化学习方法,实现网络切片、移动性管理、协作内容缓存与分发	网络吞吐量、QoS 满意度	高效的资源管理,增强网络性能,提高网络吞吐量和 QoS	系统复杂度高,部署和维护成本高
文献[21]	资源利用效率,减少能耗	基于多目标神经网络时间序列预测的资源预分配方案,通过 SDN 和雾计算技术在 ITS 中灵活预分配资源,预测未来道路负载并制定资源分配策略	资源消耗、冗余率	利用实时交通数据进行负载预测,结合 CNN、Bi-LSTM 和注意力机制,提高预测准确性	预测模型复杂度高,需要大量训练数据支持
文献[18, 22]	可靠性、低时延	基于 SDN 的异构车联网架构,通过边缘缓存确保极高的可靠性和低时延通信,特别适用于安全关键的协作车联网应用	响应时间、可靠性、带宽利用率	通过边缘缓存显著减少服务时延,增强了通信的可靠性和带宽利用率	需要复杂的算法来处理频繁的动态网络环境
文献[19-20]	提高灵活性、可扩展性	结合 SDN 和雾计算构建 VANET 架构,将任务分配到多个雾基站,通过 SDN 提供灵活、可扩展和全局知识,通过雾计算提供时延敏感和位置感知服务	网络吞吐量、响应时延、资源利用率、QoS 满意度	结合 SDN 和雾计算,实现灵活高效的资源管理和低时延通信	部署和管理复杂
文献[12, 24]	资源利用率	基于 AI 增强的 MEC 和缓存方案,动态协调边缘计算和缓存资源,以满足车联网中异构应用的多样化和时变需求	资源利用率	利用 AI 进行实时认知和智能编排,显著提高资源分配的效率和系统性能	模型复杂度高,需要大量计算资源和数据支持
文献[25-26]	卸载率、可靠性	结合 SDN 和 DDPG 的智能服务卸载决策模型,通过深度强化学习解决服务卸载问题,实现集中资源管理,降低传输时延和计算成本	服务卸载成功率、任务执行时间	结合 SDN 和 DDPG 算法,实现高效资源利用和低时延卸载,性能优于类似算法	算法复杂度高,训练时间长

系统成本和复杂性,而且一旦遭到破坏,整个车联网资源管理架构将面临瘫痪的风险。

1.2.2 AI 赋能的车联网资源分配

目前车联网资源管理存在效率低下、资源分配不均的局限性,而 AI 技术凭借快速数据处理和智能决策的优势,利用迭代学习和预测能力弥补上述车联网资源管理面临的局限性问题。对此,Zhang 等^[23]定义任务预测卸载的概念,提出预测式任务卸载优化车辆移动时的计算资源管理方案,解决车辆移动时的资源管理问题,强化车联网的实时性和低时延需求。进一步,Dai 等^[24]结合深度强化学习(DRL, deep reinforcement learning)方法来解决联合边缘计算和缓存问题,最大限度地提高系统效用。Wu 等^[12]基于 SDN 技术构建混合和分层控制架构,应用 AI 预测车辆行驶轨迹,按照需求布置无

人机进行网络调控,以平衡不同通信场景下网络状态获取和信令开销之间的权衡。Ren 等^[25]提出一种基于深度确定性策略梯度(DDPG, deep deterministic policy gradient)的车载网络边缘智能管理方法,服务于卸载决策设计。通过在车载网络边缘进行智能决策和服务卸载,减轻中心化服务器的负担,提高车联网的响应速度和性能。类似地,Wang 等^[26]应用 DRL 优化卸载策略,解决边缘计算的卸载决策问题,提高计算任务的可靠性。文献[27-29]也做了类似工作。

SDN 和 AI 的有效结合,赋能车联网实现智能决策和服务卸载,减轻中心化服务器负担,提高车联网的响应速度和系统性能。其次,车联网系统的复杂性和异构性对资源管理优化的影响仍需进一步研究。同时,车辆移动性、网络拓扑和通信干扰等

因素对资源管理的影响需要充分考虑,以提高车联网系统的稳定性和可靠性。

1.3 干扰管理

车载毫米波雷达协同工作,完成前向碰撞预警、车道变更预警和紧急制动预警等功能,是高级驾驶辅助系统的关键组成部分。由于感知频段相同或相近,车辆间雷达的相互干扰成为限制雷达测距性能的关键因素。更重要的是,由于对低时延、高吞吐量的迫切需求,通信频段逐渐趋向于毫米波频段,导致通信和干扰过程潜在相互干扰,感通性能彼此制约。一方面,影响系统通信可靠性和吞吐量;另一方面,降低雷达的探测范围和精度。

1.3.1 雷达干扰分析与建模

随着安装毫米波雷达的车辆数量快速增加,雷达间相互干扰问题日益突出,严重影响车辆的道路行驶安全。因此,毫米波雷达间的复杂耦合干扰是需要解决的重大工程问题。

对此, Martin 等^[30]首次定义中断概念,并引入雷达系统作为感知性能度量的关键指标,雷达中断描述了雷达系统由于其他干扰而无法检测到特定物体的情况。此外, Martin 等^[31]还分析了 77 GHz 和 79 GHz 频段之间的雷达互干扰。基于泊松模型和格点模型分析相向车道车辆间的雷达干扰, Al-Horani 等^[32]首次应用随机几何工具对雷达互干扰进行建模并推导其闭式表达式,随后给出雷达测距成功概率的估计表达式。事实上,目标雷达截面面积(RCS, radar cross section)是影响雷达测距成功概率的关键因素,车辆移动性导致 RCS 是时间的函数而非恒定不变。基于 Swerling I 模型和 Chi-Square 模型, Fang 等^[33]考虑 RCS 动态建模方法并给出双向多车道车载雷达间互干扰的闭式求解,揭示车辆密度、测距距离和 RCS 等是影响上述概率的关键因素。类似地,为了最小化车载雷达间干扰, Huang 等^[34]构建一种面向 V2X 车载雷达频谱资源分配框架。

上述文献假设天线增益恒定不变,干扰分析结果可能明显大于实际结果,且未考虑车辆堵塞对雷达间相互干扰的影响。对此,同时考虑车载前置雷达和侧向雷达, Chu 等^[35]应用随机几何工具表征车载雷达在双车道和多车道情况下的随机性,并以最小化每辆车总发射功率为目标,约束所需的信噪比和干扰比达到降低干扰的目的。随后, Sit 等^[36]考

虑具有常数和高斯衰减增益的方向天线增益,构建车辆阻塞模型并考虑完全阻塞和部分阻塞情况,理论分析和仿真结果表明,干扰密度和探测距离越大,雷达探测性能越弱;阻塞程度越大,雷达间互干扰严重程度越低。

1.3.2 通信-感知干扰分析与建模

车载通信和感知能力在频谱、设备、功能等方面紧密关联。通信和感知相互赋能提高通信可靠性和感知准确性的同时,面临耦合干扰的问题,导致感通性能瓶颈难以突破。感通耦合干扰分析与建模是突破该性能瓶颈的关键一环。因此,需要对感通复杂耦合干扰进行准确分析与建模,从而进一步提升感通算一体化的系统性能。

在空域、时域、频域上正交化资源分配消除通信和感知耦合干扰是常用方法。对此,从资源复用与分配、感通性能提升与权衡的角度出发,尉志青等^[12]综述了 3 种干扰消除方法:资源独立,功能一体化;功能独立,资源一体化;资源功能一体化。然而,第一种方式中通信子系统和感知子系统之间的信息交互严重影响回馈链路负担;第二种方式中资源复用丢失部分资源利用率达到干扰消除的目的,但干扰消除和收发机联合设计的运算复杂度高;第三种方式中干扰管理主要包含两方面内容,一是结合信道先验信息从资源功能紧耦合的信号中进行干扰解码、重构或对齐,二是结合一体化波形设计、波束管理和多点协作进行干扰消除。

另外, Tan 等^[37]基于波束设计技术在时频域上消除感知波束和通信波束的相互干扰。Wang 等^[38]利用 RIS 降低基站通信对 MIMO 雷达的干扰,通过联合优化基站主动发射波束成形和智能反射表面(RIS, reconfigurable intelligent surface)相移矩阵以最大化雷达检测概率,同时满足用户 SINR 和功耗限制。研究表明, RIS 可以有效抑制通信和雷达系统间的干扰以提高雷达检测概率。更进一步, He 等^[39]研究了双 RIS 系统的感通互干扰问题,通过部署 2 个接近通信收发机的 RIS 以增强通信信号并抑制雷达和通信之间的干扰,在满足雷达回波 SINR 约束条件下,最大化通信 SINR。

随着通信终端呈指数量级增加,以及通信对时延、可靠性、安全性等性能的要求苛刻,空域、时域和频域资源逐渐匮乏,感通耦合干扰不可避免。此外,感通耦合干扰建模、性能制约规律等方面的

研究依然重视不足。

1.4 安全管理

由于无线环境的复杂性、网络基础设施的异构性、无线信道的开放性及广播性,信息传输的机密性与完整性受到严重威胁。

为了解决上述问题,PLS 利用无线信道的固有属性(衰落、干扰、噪声)对合法链路质量和窃听链路质量实现差异化影响,如果合法信道质量优于窃听信道质量,那么存在一种编码方式,使得编码后的信息合法用户能解码,而窃听者无法解码,从而实现完美保密。由此可见,PLS 是密码学安全协议的向下渗透和延伸,提供安全特性具备轻量级、难复制和高安全性特点,与密码学安全协议相互协同形成由物理层到应用层的贯通式、立体化、全方位安全保障体系。当前,多天线通信系统 PLS 主要分为 2 类:结合波束成形(BF, beamforming)设计 Relaying 和 Jamming 赋能 PLS 策略;多传输技术赋能 PLS 策略,如 UAV,非正交多址接入(NOMA, non-orthogonal multiple access)、固定位置天线(PFA, fixed-position antenna)和 MA 等。多天线系统 PLS 方法及性能比较如表 3 所示,典型场景如图 3 所示,其中图 3(a)为一个 UAV 作为中继转发机密信息,另一个 UAV 作为干扰源抑制窃听信道,联合优化发送功率和 AN 功率实现物理层安全;图 3(b)为 UAV 挂在 RIS 作为中继向多个合法用户转

发机密信息,联合优化 UAV 飞行轨迹、RIS 相位偏移矩阵和 NOMA 功率分配实现 PLS。

1.4.1 “通信干扰”赋能 PLS

通信干扰被认为是影响系统可靠性的不利因素,通过信号处理对同频干扰加以控制有利于实现安全通信。假设基站已知合法用户和非法用户的完美 CSI,利用多天线技术,在非目的用户正交空间内传输信息,或发送用户预先已知噪声信息仅抑制窃听信道。基于此,An 等^[40]利用地面基站产生人工噪声(AN, artificial noise)研究可达机密速率最大化问题,并针对不完美 CSI 和统计设计混合/部分迫零 BF 这 2 种机制,搭建窃听信道 CSI 未知时 SOP 分析框架和非法用户 CSI 已知时平均机密速率的分析框架。为最大化用户机密速率,同时确保其他用户服务质量,利用多波束机制向多用户提供服务,交通信息和噪声信息并发传输,设计协作 BF 优化方案,基站作为干扰源产生 AN 抑制窃听信道。研究表明,BF 与 AN 可以有效阻止非法用户对有用信号的接收与正确解调^[41]。Li 等^[42]提出一种安全且鲁棒的 BF 优化框架来最小化传输功率,同时约束非法用户有效接收 SINR 和用户干扰功率,获得最优 BF 矢量和非零机密速率。文献[43-47]也做了类似工作。然而,在实际场景中,信道随机变化和用户移动性导致完美 CSI 假设难以成立。在最差情况下,波束主瓣指向非法用户,而旁瓣指向合

表 3 多天线系统 PLS 方法及性能比较

文献	物理层安全机制	核心思想	度量指标	优势	劣势
文献[40-49]	协作中继和加扰	利用地面基站或空中 UAV 转发信息,或向窃听者发送 AN	机密速率、QoS	利用 UAV 视距链路提高传输可靠性,在主信道正交空间内生成 AN	窃听信道完美 CSI 假设中继选择和不可靠性
文献[50-57]	UAV 轨迹与传输功率联合优化	借助 UAV 灵活性和调整传输功率,最大化主信道与窃听信道差异	机密速率、SOP、QoS	提高通信可靠性的空间自由度,相对 UAV 中继,利用轨迹和功率优化保障安全	窃听信道完美 CSI 假设只考虑水平面轨迹优化离散轨迹时隙划分复杂度高
文献[58]	AN 波束向量和 RIS 反射系数矩阵联合优化	以最大化系统安全传输速率为目标,构建基站发射波束成形、AN 波束向量、RIS 反射系数矩阵联合优化	机密速率	有效克服“双衰落”效应导致的安全速率降低,与有源 RIS 相比,具有更高的能量效率	窃听信道完美 CSI 假设
文献[59]	RIS 偏移矩阵与传输功率联合优化	重构 RIS 相位偏移矩阵提高合法用户处的信号强度,生成 AN 抑制窃听者处的信号强度	机密速率、QoS	最大化机密速率的同时最小化功率消耗,保障 QoS	窃听信道和 RIS 相关信道的完美 CSI 假设
文献[48, 60-65]	RIS 偏移矩阵、传输功率与 UAV 轨迹联合优化	优化功率分配、RIS 无源 BF 和 UAV 飞行轨迹,保障最坏情况下的最大下行保密率	机密速率	充分挖掘 UAV 灵活性和 RIS 中继的通信可靠性	窃听信道和 RIS 相关信道的完美 CSI 假设

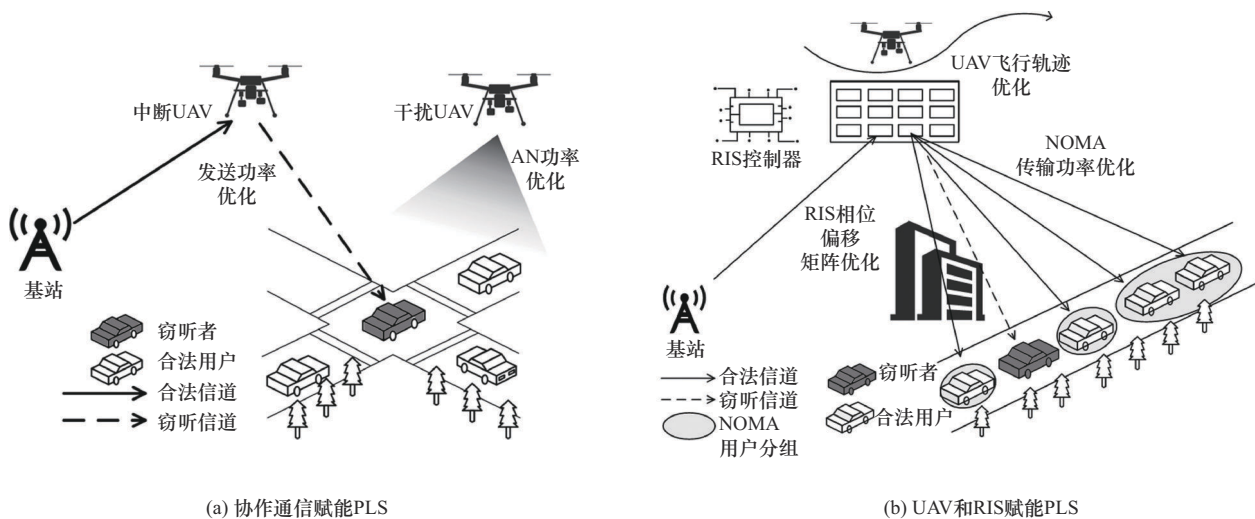


图3 PLS典型应用场景

法用户，系统安全面临巨大威胁。

1.4.2 多传输技术赋能PLS

凭借机动性强、灵活部署、视距链路等特点，UAV技术为PLS实现和性能优化增加新的自由度。但又潜在地给非法用户提供视距链路，放大安全威胁。考虑UAV协作中继与加扰，假设完美CSI已知，Yin等^[48]研究UAV辅助的多波束卫星车联网通信的PLS，联合优化卫星波束和UAV功率分配最大化特定波束内合法用户的机密速率。另外，文献[49]利用UAV生成协作式AN加扰，并优化其功率分配提高通信系统安全性。在用户正交信道内设计AN信号，优化功率分配系数实现SOP最小化。

从已有研究中可以发现，优化UAV悬停高度、飞行轨迹和传输功率是提高整个系统安全性的有效手段。基于非完美CSI假设，Li等^[50]搭建了一种UAV信源和外部干扰源双UAV的NOMA网络PLS分析框架，优化UAV传输功率、噪声功率及运动轨迹，实现机密速率最大化。随后，Li等^[51]研究UAV-NOMA网络安全性能和可靠性能平衡的PLS方案，联合优化传输功率、用户调度和运动轨迹调整干扰功率和传输速率，在干扰功率最小时实现传输速率最大化，提高网络安全性能。Zheng等^[52]结合NOMA研究UAV悬停高度、路径损耗和传输功率分配系数联合优化的PLS方案，并分析关键系统参数对安全性能的影响。文献[53-58]也做了类似的工作，表明UAV轨迹和传输功率联合优化是保障PLS性能的一种有效方式。

Pang等^[58]研究IRS与UAV赋能的空地PLS问题，以最大平均保密率为目标，联合优化UAV飞行轨迹、BF发射功率和IRS相移偏移矩阵，实现平均保密速率最大化的目标。由于求解优化问题的非凸性，研究者将逐次凸逼近（SCA, successive convex approximation）法应用于非凸无人机轨迹优化问题，从而将原问题的下界重构为一个凸问题。进一步，Liu等^[59]继续考虑RIS-UAV场景中的PLS问题，不同的是，UAV挂在IRS作为无源中继提高通信质量，目标是通过优化功率分配、IRS无源BF和UAV飞行轨迹，保障最坏情况下的最大下行保密率。针对构建优化问题的非凸性，其通过问题分解、逐次凸逼近、S-过程和半正定松弛（SDR, semi-definite relaxation）方法求解。文献[60-65]也做了类似工作，表明UAV轨迹、传输功率和IRS主/被动波束成形的联合优化也是保障PLS性能的一种有效方式。

1.4.3 通信-感知协同赋能PLS

在通信和感知共存场景中，雷达系统通常具有比通信系统更大的功率，诸多关于感通共存系统BF的研究主要关注如何抑制雷达系统对通信系统的干扰。虽然感知干扰被认为对通信系统有害，但从另一个角度来看，它也可以用来干扰窃听器，以保护机密信息免受窃听。在感通场景中，可以通过协同设计雷达信号和通信信号波束形成矢量来提高安全性能。例如，结合全双工感知技术，通过发射的雷达感知信号获得窃听器角度和位置信息，从而更加容易估计其CSI。另外，借助雷达信号的随机

性和方向性,基于窃听器完美CSI假设,其可以有效抑制窃听器信道质量,以实现PLS。感通赋能PLS方法及性能比较如表4所示。

同时,感通一体化的感知能力为安全感通一体化设计提供了独特机会。Wei等^[66]讨论了下一代感通一体化网络独特的挑战和机遇,详细阐述保障感通一体化传输安全面临的挑战和相互矛盾的目标,以及实现传输安全的最新方法。具体包括:1)感通一体化基站通过感知信号对目标进行探测,估计目标信道的CSI,并基于此设计安全BF、AN和协作加扰等PLS方案;2)通过精确掌握目标位置和移动速度,可以对信号传输进行精细控制,从而增强通信链路的安全性。特别地,在通信和感知共存场景中,雷达系统通常具有比通信系统更大的功率,诸多关于感通共存系统波束成形设计的研究主要关注如何抑制雷达系统对通信系统的干扰。虽然雷达干扰被认为对通信系统有害,但从PLS角度出发,其可以干扰窃听器,以保护机密信息免受窃听。对此,通过协同设计雷达信号和通信信号波束成形矢量来提高安全性能。例如,结合全双工感知技术,通过发射的雷达感知信号获得窃听器角度和位置信息,从而更加容易估计CSI。另外,借助雷达信号的随机性和指向性,基于窃听器完美CSI假设,其可以有效抑制窃听器信道质量,实现“完美安全”。费泽松等^[13]研究面向6G感通融合网络中PLS问题,针对各种潜在攻击概述了PLS技术,阐明可行

研究方向。

传统的AN技术也可以借助感通功能获取窃听器CSI或者角度信息,并在此基础上进一步提升AN实现PLS的效能,但AN技术需要更高的功率预算来确保服务质量。为了避免由AN引起的冗余功耗,定向调制(DM, directional modulation)作为一种新兴的高效传输技术,可用于提高感通融合网络的安全性^[67]。DM利用建设性干扰的原理,旨在调整合法用户处符号的相位和幅度,同时在非合法用户的方向上扰乱符号^[68]。

将信息信号包含在探测波形中用于目标感知,从信息安全的角度提出了挑战。考虑如下场景:多天双功能雷达通信基站同时服务多个单天线合法用户并同时感知目标,其中将感知到的目标视为潜在的窃听器。基于感知信息,基站可以获知窃听者的完美CSI。Xu等^[69]针对该场景下的PLS问题,不仅从通信资源和感知资源联合优化的角度实现资源分配设计,而且进一步通过联合优化时隙长度、BF向量和AN协方差矩阵最大化若干连续时隙内的机密速率,保障信息安全传输。Chu等^[46]考虑感通一体化系统的无线PLS问题,当窃听器CSI已知时,利用强雷达信号作为内生干扰抑制窃听信道,联合优化安全传输BF和雷达接收滤波器提升传输安全性;当窃听器CSI未知时,利用基站和雷达所有可用传输功率资源,联合优化AN生成的BF矩阵和雷达接收滤波器最大化AN成功率,从而最

表 4

感通赋能 PLS 方法及性能比较

文献	研究内容	度量指标	赋能物理层安全的实现方式	局限性
文献[66]	阐述保障感通一体化传输安全面临的挑战和相互矛盾的目标,以及实现传输安全的最新方法	机密速率、QoS	利用感知信号获取目标信道的CSI,安全BF将机密信号发送给合法用户,完全避开窃听器;AN在窃听器处产生最大干扰	通感耦合干扰作用规律忽略感知干扰对安全性的影响忽略
文献[13]	虽然雷达干扰被认为是对通信系统有害的,但从物理层安全角度出发,围绕雷达信号干扰窃听器,协同设计雷达信号BF和通信信号BF提高安全性能	机密速率	通过雷达感知信号获得窃听器角度和位置信息;基于窃听器完美CSI假设,借助雷达信号的随机性和指向性,抑制窃听器信道质量,实现物理层安全	通感耦合干扰作用规律忽略
文献[67-68]	结合AN和DM解决冗余消耗,利用建设性干扰的原理,调整合法用户处符号的相位和幅度,同时在非合法用户的方向上扰乱符号	机密速率	利用感通功能获取窃听器CSI或角度信息	通感耦合干扰作用规律忽略感知干扰对安全性的影响忽略
文献[46, 69-71]	联合优化通信资源和感知资源,联合优化时隙长度、BF和AN矩阵,加强雷达信号干扰,最大化抑制窃听信道	机密速率、可达机密速率	将信息信号包含在探测波形中用于目标感知,并同时获得窃听器CSI	通感耦合干扰作用规律忽略

大化对窃听信道的抑制水平。已有研究证明，通过优化 IRS 感通一体化系统的 IRS 相位偏移矩阵，在感通一体化系统中引入被动 IRS 可以扩展其覆盖范围。除了被动 IRS 之外，主动 IRS 可以通过放大反射信号进一步提高信号增益^[70]。对此，Salem 等^[71]通过联合设计雷达 BF 接收器、主动 RIS 反射系数矩阵以及感通一体化系统双功能基站的 BF 发送器，提出一种主动 IRS 赋能的 PLS 方案最大化可达机密速率。

2 车联网感通耦合干扰建模方法

当通信和感知频段相近甚至重叠时，车联网通信、感知、计算和安全性能严重依赖于通信和感知之间的耦合干扰。对此，本节给出车联网毫米波频段通信-感知耦合干扰建模方法。

2.1 网络模型

本文考虑 6G 毫米波通信感知一体化的车联网系统，其中，RSU 有 t_N 根发射天线和 r_N 根接收天线，配置为均匀线性阵列。考虑下行通信链路，当车辆行驶在路上时，每个 RSU 向车辆发送 OFDM 信号用于通信。RSU 利用车辆反射的回波信号估计车辆位置、速度和 CSI。利用下行回波信号感知车辆状态可以减小信令开销，使上行通信链路完全用于数据传输，有利于提升传输效率。

在图 4 所示的车联网模型，考虑一条双向四车道道路，每个方向各有两条车道。假设每条车道宽度为 L ，车辆行驶在车道中间。假设所有车辆配备一个前向远程雷达（LRR, long-range radar）（77 GHz，

感知范围为 10~250 m）用于自适应巡航控制和 2 个侧向雷达（24 GHz，感知范围为 0.15~30 m）用于侧面碰撞预警和盲点检测。一般情况下，当雷达使用同一频段时，可能会产生干扰。特别地，位于尾部的短程雷达主要完成泊车辅助，与高速行驶时需要连续感知的前向远程雷达相比，其对整体雷达系统的干扰影响较小；车载毫米波雷达配备定向天线，利用方向波束感知目标。尾部雷达的波束通常指向车辆后方，这样的定向发射减少了与其他方向雷达的直接波束交叉和相互干扰。此外，尾部雷达的探测范围相对较小，主要集中在车辆后方的近距离区域，这进一步限制了它的干扰范围。因此，通常忽略车辆尾部雷达产生的干扰。

如图 4 所示，为了分析通信-感知耦合干扰对感知准确性和通信可靠性的影响，构建感知干扰模型和通信干扰模型，本文选取某辆车作为分析对象，并将该车辆称为 typical 车辆，分析其感知时收到的通信干扰和感知干扰（通信时受到的通信干扰和感知干扰分析方法类似）。从图 4 中可以看出，typical 车辆的 LRR 感知其探测目标时，所受到的干扰包含 2 类：感知干扰和通信干扰。具体来说，感知干扰由 3 类组成：①相反方向行驶车辆的 LRR 前向感知信号产生的直接感知干扰，②同方向相邻车道对同一感知目标的雷达回波（椭圆形标注车辆），③typical 车辆对非感知目标的雷达回波感知干扰。通信干扰主要由 2 类组成：①typical 车辆行驶方向前方车辆与其周边或后方车辆的通信信号（黑色实线），②RSU/基站与

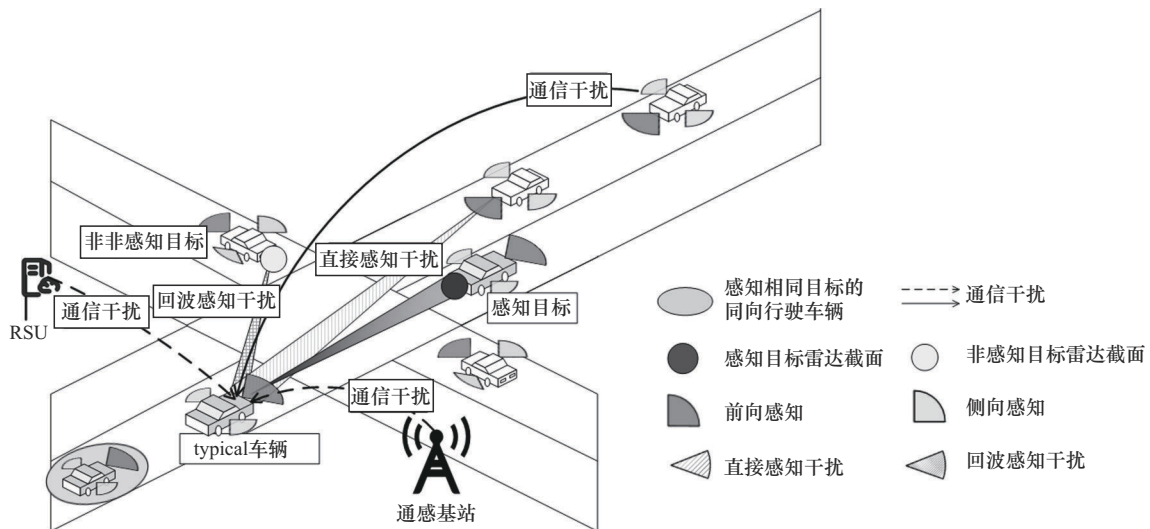


图 4 感通一体化车联网系统模型

typical 车辆所在车道或相邻车道行驶车辆的通信信号 (黑色虚线)。

2.2 车载毫米波雷达感知干扰模型

typical 车辆前向 LRR 雷达接收到的信号有 2 种, 即目标回波信号和干扰信号。目标回波信号由 typical 车辆前向 LRR 雷达发射, 经目标反射后被接收, 干扰信号来自与主雷达使用相同频率的邻近车辆感知信号和通信信号。对于目标回波信号, 雷达的接收天线只能接收到回波功率的一部分, 假设接收天线的有效接收面积为 A_e , typical 车辆处的目标回波信号功率表达式为

$$P_r = \frac{P_k G_t}{4\pi R_{A,\text{typical}}^2} \frac{\sigma_{A,\text{typical}}}{4\pi R_{A,\text{typical}}^2} A_e = \frac{P_k G_t G_r \lambda^2 h_{A,\text{typical}} \sigma_{A,\text{typical}}}{(4\pi)^3 R_{A,\text{typical}}^4} \quad (1)$$

其中, P_k 表示车载毫米波雷达发射功率, G_t 和 G_r 分别表示发射天线和接收天线增益, λ 表示车载毫米波雷达波长, $h_{A,\text{typical}}$ 和 $R_{A,\text{typical}}$ 分别表示 typical 车辆与感知目标 A 之间的感知信道增益和距离, $\sigma_{A,\text{typical}}$ 表示感知目标 A 的 RCS。

2.2.1 二维空间感知和通信干扰模型

如图 5 所示, 为 typical 车辆构建二维干扰模型, 将 typical 车辆置于坐标系圆心, 两车纵向截距为 L , 考虑天线增益宽度 θ_{ha} 且忽略旁瓣增益。因此, 相反车道上行驶车辆前向干扰雷达应位于某个最短距离之外。将 δ_{f1} 和 δ_{f2} 分别记作 typical 车辆与相邻第一车道和第二车道干扰车辆之间的最小距离。于是干扰距离约束为

$$\delta_{\text{f1}} = \frac{L}{\tan\left(\frac{\theta_{\text{ha}}}{2}\right)}, \delta_{\text{f2}} = \frac{2L}{\tan\left(\frac{\theta_{\text{ha}}}{2}\right)} \quad (2)$$

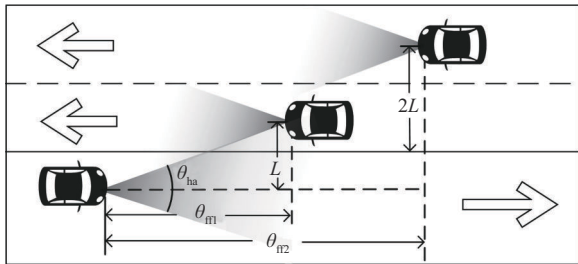


图 5 前向雷达间互干扰场景

为了模拟每条车道上车辆位置的随机性, 假设车辆位置服从一维泊松点过程 Φ_{pp} , 且单位长度内

车辆密度为 ρ 。基于上述分析, 首先考虑相反车道行驶车辆 LRR 前向车载雷达干扰, 假设该类型车辆服从泊松点过程 Φ_{ppp1} 。typical 车辆接收到的总干扰为

$$J_{\Phi_{\text{ppp1}}} = \sum_{i \in \Phi_{\text{ppp1}}} \frac{P_k G_t G_r \lambda^2 h_{i,\text{typical}}}{(4\pi)^2 R_{i,\text{typical}}^2} \quad (3)$$

其中, $h_{i,\text{typical}}$ 和 $R_{i,\text{typical}}$ 分别表示车辆 i 与 typical 车辆之间的感知信道增益和两者之间的距离。

其次, 考虑相邻车道同向行驶车辆对感知目标 A 的回波干扰, 假设该类型车辆服从泊松点过程 Φ_{ppp2} , 则 typical 车辆接收到的累加干扰为

$$J_{\Phi_{\text{ppp2}}} = \sum_{\phi_{\text{ppp2}}} \frac{P_k G_t G_r \lambda^2 h_{k,A} h_{A,\text{typical}} \sigma_{k,A}}{(4\pi)^3 R_{k,A}^2 R_{A,\text{typical}}^2} \quad (4)$$

其中, $h_{k,A}$ 和 $R_{k,A}$ 分别表示车辆 k 与感知目标 A 之间的感知信道增益和两者之间的距离, $\sigma_{k,A}$ 表示车辆对感知目标 A 的 RCS。

typical 车辆前向 LRR 雷达感知范围内非感知目标散射回的杂波对 typical 来说视为干扰, 假设该类非感知目标服从泊松点过程 Φ_{ppp3} , 则 typical 车辆非感知目标的累加回波干扰为

$$J_{\Phi_{\text{ppp3}}} = \sum_{i \in \Phi_{\text{ppp3}}} \frac{P_k G_t G_r \lambda^2 h_{A_i,\text{typical}} \sigma_{A_i,\text{typical}}}{(4\pi)^3 R_{A_i,\text{typical}}^4} \quad (5)$$

其中, $h_{A_i,\text{typical}}$ 和 $R_{A_i,\text{typical}}$ 表示 typical 车辆与非感知目标 A_i 之间的感知信道增益和两者之间的距离, $\sigma_{A_i,\text{typical}}$ 表示 typical 车辆的非感知目标 A_i 的 RCS。

将 Φ_{ppp4} 记作与 typical 车辆前方使用相同频段通信车辆位置的泊松点过程, 则 typical 车辆受到来自前方通信信号的总干扰为

$$J_{\Phi_{\text{ppp4}}} = \sum_{i \in \Phi_{\text{ppp4}}} \frac{P_k G_t G_r \lambda^2 h_{i,\text{typical}}}{(4\pi)^2 R_{i,\text{typical}}^\alpha} \quad (6)$$

其中, $h_{i,\text{typical}}$ 和 $R_{i,\text{typical}}$ 分别表示通信车辆与 typical 车辆之间的通信信道增益和两者之间的距离, α 表示两者之间的信道衰落增益。

2.2.2 三维空间感知干扰模型

配备毫米波雷达的 RSU/基站不仅有水平角覆盖范围, 还有俯仰角覆盖范围, 若车载毫米波雷达在其感知覆盖范围内, RSU/基站产生的感知信号同样会对车载毫米波雷达有干扰。将 H 记作 RSU/基站高度 (忽略与车辆高度的差异), θ_{pa} 记作 RSU/基站处毫米波雷达的最大俯角值,

本节对 typical 车辆车载雷达构建三维干扰模型, 如图 6 所示。将 $\Phi_{\text{ppp}5}$ 记作与车载前向 LRR 雷达使用相同频段感知/通信的 RSU 和基站位置的泊松点过程, 则 typical 车辆收到来自 RSU/基站总干扰为

$$J_{\Phi_{\text{ppp}5}} = \sum_{i \in \Phi_{\text{ppp}5}} \frac{P_{\text{BS}} G_t G_r \lambda^2 h_{i,\text{typical}}}{(4\pi)^2 R_{i,\text{typical}}^2} \quad (7)$$

其中, P_{BS} 表示 RSU/基站的通信/感知功率, $h_{i,\text{typical}}$ 和 $R_{i,\text{typical}}$ 分别表示第 i 个 RSU/基站与 typical 车辆之间的通信信道增益和两者之间的距离。

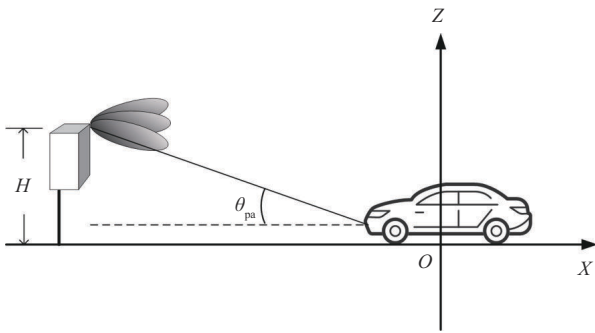


图6 RSU/通感基站与车辆雷达间互干扰场景

综上所述, typical 车辆雷达回波信号信干比为

$$\text{SIR}_{\text{typical}} = \frac{P_k G_t G_r \lambda^2 h_{A,\text{typical}} \sigma_{A,\text{typical}}}{(4\pi)^3 R_{A,\text{typical}}^4} \left(J_{\Phi_{\text{ppp}1}} + J_{\Phi_{\text{ppp}2}} + J_{\Phi_{\text{ppp}3}} + J_{\Phi_{\text{ppp}4}} + J_{\Phi_{\text{ppp}5}} \right) \quad (8)$$

$$G_r = \begin{cases} G_{r,\text{max}}(\text{dBi}) - 26.66\text{dB}, & \theta \leq -70^\circ \\ G_{r,\text{max}}(\text{dBi}) - \frac{2}{3}(\theta + 30^\circ)[\text{dB}/^\circ], & -70^\circ \leq \theta \leq -30^\circ \\ G_{r,\text{max}}(\text{dBi}), & -30^\circ \leq \theta \leq 0^\circ \\ G_{r,\text{max}}(\text{dBi}) - \frac{7}{6}\theta[\text{dB}/^\circ], & 0^\circ \leq \theta \leq 30^\circ \\ G_{r,\text{max}}(\text{dBi}) - 35\text{dB}, & 30^\circ \leq \theta \end{cases} \quad (9)$$

当车辆与 RSU/基站水平距离小于 $\frac{H}{\tan(\theta_{\text{pa}})}$ 时,

车载毫米波雷达感知信号对 RSU/基站的通信信号接收产生干扰。将 $\Phi_{\text{ppp}6}$ 记作车辆毫米波雷达仰角和 RSU/基站俯角之和不超过 θ_{pa} 的车辆位置的泊松点过程。当 RSU/基站接收来自第 i 辆车的通信信号时, 对应的信干比为

从式(8)可以看出, 回波信号的信干比主要受目标 RCS 和感知距离、非感知目标散射体的 RCS 和距离以及通信节点(基站、RSU 和通信车辆)到雷达节点的距离等参数的影响。相比目标 RCS 和距离, 当非感知目标散射体的 RCS 较大或距离较近时, 雷达静杂波干扰加强, 导致回波信干比降低, 影响目标探测准确性。值得注意的是, 目标回波对信干比的影响是目标距离的 4 次方, 而通信信号对信干比的影响是通信距离的平方。这样, 即使通信节点距离较远, 当通信与频段相同时, 通信信号也会对雷达回波产生强干扰, 导致雷达回波信干比非常低, 严重影响目标探测准确性。而通信信号涉及任务卸载/计算资源优化、车辆协同驾驶等, 因此, 需要开展车载雷达通信、感知、计算一体化同频干扰管控研究。

2.3 RSU/基站通信干扰模型

值得注意的是, 毫米波车载雷达的波束范围一般在水平面, 车载毫米波雷达在垂直面上也会有一定的功率衰减。当 RSU/感通基站-车辆的上行通信链路用于数据传输时, RSU/基站会受到来自车载毫米波雷达的感知干扰。车辆移动性导致其与 RSU/基站俯角不断变化。因此, 车载雷达干扰信号强度与距离的关系并非单调, 也会受到垂直角度的影响。根据欧洲报告 ECCRep023-2.3.4, 考虑车载雷达信号辐射的垂直方向性, RSU/基站处接收天线增益 G_r 可表示为

$$\text{SIR}_{\text{rsu}} = \frac{P_k G_t G_r h_{i,\text{rsu}} R_{i,\text{rsu}}^{-\alpha}}{\sum_{j \in \Phi_{\text{ppp}6}} P_k G_t G_{v2r} h_{j,\text{rsu}} R_{j,\text{rsu}}^{-\alpha} + \sum_{m \in \Phi_{\text{ppp}5}} P_k G_t G_r h_{m,\text{rsu}} R_{m,\text{rsu}}^{-2}} \quad (10)$$

其中, $h_{n,\text{rsu}}$ 和 $R_{n,\text{rsu}}$ 分别表示通信车辆 ($n=i$)、非目标通信车辆 ($n=j$) 和其他 RSU ($n=m$) 与当前 RSU 的通信信道增益和两者之间的距离。

2.4 感知-通信性能的度量指标

车载雷达的感知准确性,主要包括漏检概率(MDP, miss detection probability)和虚警概率(FAP, false alarm probability)。其中,MDP描述在所有实际存在的目标中,模型未能检测到的目标所占的比例;FAP指的是在所有检测到的目标中,模型错误检测的目标所占的比例。通过通信-感知耦合干扰建模,可以获得更为准确的MDP和FAP度量,并通过耦合干扰解耦方法(如第3.2.2节所示)降低MDP和FAP,提升车辆驾驶的安全性和驾驶性能。

车联网通信可靠性度量包括传输中断概率(TOP, transmission outage probability)和网络吞吐量。TOP度量的是在通信-感知耦合干扰、车辆速度、环境噪声等因素影响下,V2X断开连接的可能性。根据网络吞吐量可以由香农公式和信道质量获得,并观察不同车速、车辆密度等对网络性能的影响。通过耦合干扰解耦方法(如第3.2.2节所示),不仅可以保障车辆获得期望的感知准确性,也能获得较高的通信可靠性。

3 未来研究展望

3.1 现存问题及发展趋势

车联网的网络架构方面。当前,为了缓解云计算资源导致的高时延和高资源消耗的难题,通过局部化和分布式存储,车联网网络架构愈发关注MEC资源和终端资源,但依然缺乏对终端资源深入挖掘利用的研究,如路边停放车辆资源、道路上具有相同驾驶行为的车辆形成的车辆编队资源等;再者,AI智能算法未能与资源管理深度耦合,云中心资源、边缘节点资源和终端节点资源协作程度不足,资源预测能力未能紧密结合实际场景;此外,终端车辆间信息实时共享和分布式交互也是资源管理的重要方面,有助于提升资源利用率、负载均衡和网络服务质量。综上所述,结合AI智能算法,实时迭代反馈和分布式算力,轻量化的车联网资源管理架构值得深入研究。

感通算资源优化分配方面。随着车辆异构资源差异明显和车联网应用需求的多样化涌现,资源优化分配面临性能瓶颈难以突破、多样化性能需求难以兼顾的挑战。具体表现为:1)感通耦合干扰严重,通信-感知性能相互赋能的同时又彼此制约,进而影响计算性能,如资源利用率、负载均衡和处

理时延等;2)优化目标单一,难以平衡服务质量、处理时延、资源消耗和传输可靠性等;3)车辆移动性、网络拓扑和感通耦合干扰等因素对资源优化分配的影响未能充分挖掘;4)终端车辆感通算资源重视程度不足,如停放车辆资源、车辆编队资源等。因此,挖掘车辆间感通算资源协作优化分配机理,降低成本并实现效益最大化值得关注。

干扰管理方面。采用频段隔离,或者空域、时域、频域上正交化资源分配消除通信和感知耦合干扰是常用方法。随着通信终端指数量级增加和对时延、可靠性、安全性等性能的严格要求,空域、时域和频域资源逐渐匮乏,感通耦合干扰不可避免并呈现出紧耦合特点,雷达感知准确性与通信可靠性不可避免地降低而且性能权衡困难。现有车联网干扰管理方面的研究存在一定局限性。一方面,大多研究关注毫米波雷达间的干扰分析与建模,忽视了雷达间干扰对通信性能的影响,同时也忽视了通信干扰对雷达感知性能的影响;另一方面,车联网感通耦合干扰对计算的作用机理尚不明确,需要进一步研究面向车联网感通算一体化的性能制约机理。

PLS方面。事实上,当前绝大多数PLS方案的核心是利用通信干扰抑制窃听信道质量超过合法信道质量。然而,在感通融合的车联网中,通信频段和感知频段相近、重叠甚至是相同。一方面,雷达系统通常具有比通信系统更大的功率,诸多关于感通共存系统波束形成设计的研究主要关注如何抑制雷达系统对通信系统的干扰;事实上,通信性能和感知性能均受到彼此干扰的影响,导致传统基于通信干扰的PLS方案普适性差(难以直接迁移至车联网PLS实现)。另一方面,毫米波感知波束的强指向性特点,结合窃听器完美CSI假设,可以有效抑制窃听器信道质量,实现PLS。但强指向性的感知波束,使得通信感知融合系统的信息传输面临严峻的安全挑战。当该指向性感知波束对准合法用户时,合法信道质量极有可能比窃听信道质量更差,难以实现PLS。因此,感通融合车联网中的毫米波感知能力和交叉耦合的感通干扰,为系统PLS性能保障提供了新的契机。

3.2 可行解决方案

3.2.1 车联网资源优化分配方法

AI赋能车联网资源优化分配的重要性日益凸显,一方面,给定不同边缘服务器(MBS、RSU

等)提供的异构资源,以任务卸载决策方法、处理时延、能量损耗和系统代价为优化目标,利用强化学习(RL, reinforcement learning)、DRL和联邦学习(FL, federated learning)赋能车联网任务卸载决策,平衡任务处理时延与任务完成率、任务处理时延与能量消耗等^[72-76]。另一方面,RL、DRL、FL赋能终端车辆计算任务卸载值得关注,其优势在于2个方面:1)移动车辆可以作为边缘计算资源,与周围其他车辆形成分布式计算资源管理架构,可以协作完成任务卸载,降低任务处理时延/能量消耗并提高资源利用率^[77-80];2)具有相似驾驶行为的车辆可以形成车辆编队,作为移动边缘平台云(MEPC, mobile edge platoon cloud),以提供更大规模的计算资源和有效通信时间,进一步最小化能量消耗和处理时延^[81-84]。

结合AI智能算法解决车联网任务卸载问题依然面临诸多挑战和限制。首先,车辆动态性、任务需求差异性与资源分配实时性高度协同的挑战。车联网资源状态往往呈现出快速变化的特点,要求资源优化分配算法能够实时响应并动态调整。因此,结合AI预测车辆行驶轨迹、任务偏好等,设计高实时性和动态适应性的资源分配优化算法^[21, 23],将是未来研究的重要方向之一。此外,多目标协同优化也是未来研究的关键领域。在资源优化分配过程中,需要同时考虑多个目标和约束条件,如资源利用率、负载均衡、算法复杂度与时延、成本、可靠性等,结合AI完成集中式训练和分布式执行^[22],加速训练过程并提高训练效率,设计动态自适应资源分配方案。在确立优化目标后,如何实现这些目标之间的协同优化,设计满足多个目标和约束条件的动态自适应资源优化分配方案是关键所在^[85-86]。

另外,边缘计算与云计算协同、量子计算以及联邦学习等技术为AI赋能资源优化分配提供了有力支持。边缘计算与云计算的协同工作可以实现数据的快速处理和分析,提高资源优化分配的实时性和准确性;量子计算以其强大的计算能力和优化能力为资源优化分配问题提供了全新的解决思路;联邦学习则能在保护数据隐私的前提下实现多个数据源之间的协同学习,提升预测模型的性能。

3.2.2 通信-感知耦合干扰深度认知与建模理论

车辆间复杂的感通耦合干扰极大影响着通信质

量和感知精度。目前,许多研究都集中于平衡感通性能,优化感通互扰水平,但忽视了感通耦合干扰的建模和解耦机制。因此,采用动态模拟车辆位置的随机分布,结合车载毫米波雷达的感知指向性和多种通信技术(如UAV、RIS、NOMA、BF),对感通耦合干扰进行精确的刻画和分析^[37-38]。在此基础上,考虑缓解或解除感通干扰的耦合作用是不可或缺的一环。目前,主流方法是联合设计雷达波形和通信波形等技术来减轻两者之间的干扰,但并未从根本上规避两者之间的耦合作用关系。由于感知波束具有强指向性特点,本文提出了基于空分感通功能分离的思想,关键思路如下:首先对感通信号分离,借助BS、RIS、UAV等高维度通信设备,实现三维空间通信功能;车载毫米波雷达则在二维空间实现感知功能。也就是说,空分方式同时实现二维空间感知和三维空间通信,2种波束主瓣无重叠区域,从而解耦感通干扰。接着,通过动态调整3D通信波束、UAV飞行轨迹、RIS相位偏移矩阵、车辆行驶轨迹以及传输功率等联合优化,进一步提高通信信道质量,确保了通信的可靠性和实时性,同时有效抑制通信和雷达系统间的干扰以提高感知准确性。因此,车联网通信-感知干扰深度认知与建模值得进一步研究。

以上关于多天线传输技术假设天线位置固定不变,而基于FPA难以充分挖掘空间自由度,并且波束扫描范围窄,赋能感通耦合干扰解耦颇受局限。自2023年以来,MA技术快速兴起,利用天线的移动性可以获得更高的空间自由度^[87-90]。与FPA相比,MA波束扫描范围宽,更适用于终端车辆移动场景,充分挖掘其在空间利用率方面的潜力,提高感通干扰解耦能力,从本质上解决固定天线遇到的瓶颈,这为复杂高动态环境下的可靠通信和精准感知提供了新的范式^[91]。

3.2.3 通信-感知-安全架构与性能制约机理

传统PLS方案的本质依赖于通信干扰,实现对合法信道和窃听信道的差异化影响,平衡可靠性能与安全性能。相比于传统通信系统,感通融合车联网系统容易受到窃听攻击。特别地,毫米波赋能感通融合系统的发射波形有较强的指向性,更容易导致传输信息泄露给窃听者。通信-感知功能共存的车联网场景中,雷达系统通常具有比通信系统更大的功率。因此,现有感通共存干扰管理的研究主要

关注如何抑制雷达系统对通信系统的干扰。但是,从 PLS 角度来看,一方面,通信干扰和感知干扰制约彼此性能的同时,作为有效手段抑制窃听信道质量,提升 PLS 性能;另一方面,感知功能融入也为 PLS 的发展与落地带来新的机遇。例如,辅助获得窃听者的位置以及 CSI^[46, 65-66, 69]。基于此,进一步结合 UAV 飞行轨迹、BF 矩阵、RIS 相位偏移矩阵等优化方法提升 PLS 性能^[70-71]。

更重要的是,指向性感知干扰可以作为一种有效手段抑制窃听信道质量,而对合法信道质量没有影响。基于该思想,构建面向车联网的通信-感知功能内延的 PLS 架构,挖掘通信-感知-安全的性能制约机理,变革传统以通信干扰为核心的设计思想,刻画感通干扰与 PLS 的作用规律,实现“通信-安全”向“通信-感知-安全”的变革,搭建车联网内生 PLS 闭环理论。关键思路如下:首先,通信-安全功能解耦,解耦 PLS 与协作通信干扰功能的深度耦合,构建内生感知干扰赋能 PLS 框架,打破通信-感知-安全分立的壁垒;然后,感知-安全功能融合,利用感知功能获取窃听者 CSI,设计多车分布式协同感知干扰抑制方案,动态分配感知干扰,保障雷达检测成功概率的同时,屏蔽感知干扰对合法用户信道质量的影响,实现与可靠通信的灵活适配。

3.2.4 车联网隐私保护架构

车联网信息共享涉及车辆位置数据、行车数据和用户信息等,车联网信息共享涉及车辆位置数据、行车数据和用户信息等,车联网信息共享涉及车辆位置数据、行车数据和用户信息等。从网络层及其上层的角度来看,如果车联网信息未经加密或保护,该类信息可能会被黑客或恶意用户窃取或篡改,从而导致隐私泄露和安全风险^[92]。此外,恶意攻击者也可能上传恶意数据破坏共享信息的准确性^[93]。当前,车联网隐私保护主要关注安全、准确和可靠的数据收集,主要包括两方面工作:一是为了减少恶意攻击者对数据质量影响,主要采用激励机制和基于用户行为的选拔方式保证数据质量^[94];二是结合加密、扰动和深度学习模型的联邦学习方案保护数据隐私^[95]。

从数据隐私保护角度来看,参与者选拔机制与安全联邦学习的结合可以作为一种有效手段,不仅可以保护数据隐私,而且更能保证数据质量^[96]。

基于该思想,本文提出车联网高质量隐私保护的移动终端安全数据采集框架,对基于加密和扰动的传统设计思路进行变革,动态选择最优参与者数据,以最低的数据通信量为联邦学习提供高质量的加密训练参数,实现数据采集隐私安全,实现由“静态数据隐私保护”向“动态高质量数据隐私保护”转变。关键思路如下:首先,根据用户数据及行为制定联合激励机制,在有限成本的限制下,根据用户数据和行为进行建模,对高质量数据和积极用户行为进行迭代奖励并确定最终的参与用户集合;其次,差分隐私-联邦学习融合,用户从边缘服务器下载训练模型并进行训练,预测其他用户数据,并使用同态加密和差分隐私对训练参数保护后上传至边缘服务器,边缘服务器根据加密后的参数更新模型并将更新后的模型分发至参与者,各参与者在接收数据的同时实现数据的安全共享。

4 结束语

本文针对智能车联网应用场景,从感知、通信、计算和安全 4 个视角进行了全面综述。首先,介绍车联网感知、通信、计算和安全的必要性及耦合关系;然后,对车联网资源管理架构、资源管理、感通耦合干扰管理、安全管理进行概述与总结,同时给出感通耦合干扰赋能 PLS 实现的潜在解决思路;进一步,构建车联网感通一体化干扰度量模型;最后,探讨面向车联网网络架构、资源优化分配、干扰管理、通信-感知-安全闭环理论的现存问题和发展趋势,以及结合 AI 方法,有针对性地给出可行解决方案,推动其潜在研究方向。

参考文献:

- [1] 周一青,王露,原进宏,等.基于感通算融合的导轨式自动驾驶系统—无线虚拟导轨[J].中国科学(信息科学),2023,53(6):1050-1077.
ZHOU Y Q, WANG L, YUAN J H, et al. Autonomous driving with virtual rail—a wireless tracked and controlled self-driving vehicle system based on the integration of communication, sensing, and computing[J]. *Scientia Sinica (Informationis)*, 2023, 53(6): 1050-1077.
- [2] LIU J H, ZHOU Y Q, LIU L. Communication delay-aware cooperative adaptive cruise control with dynamic network topologies—a convergence of communication and control[J]. *Digital Communications and Networks*, 2023
- [3] 孙茜,田霖,周一青,等.面向 B5G 和 6G 的边缘计算与网络切片资源管理[J].电信科学,2021,37(6):55-65.
SUN Q, TIAN L, ZHOU Y Q, et al. Resource management in sliced networks with mobile edge computing for B5G and 6G[J]. *Telecommunica-*

- tions Science, 2021, 37(6): 55-65.
- [4] LI Y F, LIU Q, ZHUANG W H, et al. Dynamic heterogeneous redundancy-based joint safety and security for connected automated vehicles: preliminary simulation and field test results[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2023, 18(2): 89-97.
- [5] QI Y L, ZHOU Y Q, LIU Y F, et al. Traffic-aware task offloading based on convergence of communication and sensing in vehicular edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(24): 17762-17777.
- [6] YU X H, LI D, WANG Z D, et al. An integrated new deep learning framework for reliable CSI acquisition in connected and autonomous vehicles[J]. IEEE Network, 2023, 37(4): 216-222.
- [7] 董梦圆, 付宇钊, 牛晓健. 6G 车联网中的通感算融合: 现状与挑战[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(1): 37-45.
DONG M Y, FU Y C, NIU X J. Integration of sensing, communication, computing for 6G Internet of vehicles: current status and challenges[J]. Radio Communications Technology, 2023, 49(1): 37-45.
- [8] 马小婷. 车辆编队网络中资源分配与调度优化研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
MA X T. Research on resource allocation and scheduling optimization in vehicle formation network[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022.
- [9] 康宇, 刘雅琼, 赵彤雨, 等. AI 算法在车联网通信与计算中的应用综述[J]. 电信科学, 2023, 39(1): 1-19.
KANG Y, LIU Y Q, ZHAO T Y, et al. A survey on AI algorithms applied in communication and computation in Internet of vehicles[J]. Telecommunications Science, 2023, 39(1): 1-19.
- [10] GE X H, LI Z P, LI S K. 5G software defined vehicular networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(7): 87-93.
- [11] 马忠贵, 李卓, 梁彦鹏. 自动驾驶车联网中通感算融合研究综述与展望[J]. 工程科学学报, 2023, 45(1): 137-149.
MA Z G, LI Z, LIANG Y P. Overview and prospect of communication-sensing-computing integration for autonomous driving in the Internet of vehicles[J]. Chinese Journal of Engineering, 2023, 45(1): 137-149.
- [12] 尉志青, 牛阳阳, 王溢, 等. 通信感知一体化干扰管理: 现状与展望[J]. 北京邮电大学学报, 2022, 45(6): 31-39, 88.
WEI Z Q, NIU Y Y, WANG Y, et al. Integrated sensing and communication interference management: recent advances and future trends[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2022, 45(6): 31-39, 88.
- [13] 张嘉慧, 王新奕, 费泽松, 等. 6G 通感融合网络中的物理层安全: 机遇与挑战[J]. 移动通信, 2023, 47(3): 55-61.
ZHANG J H, WANG X Y, FEI Z S, et al. Physical layer security in 6G integrated sensing and communication systems: opportunities and challenges[J]. Mobile Communications, 2023, 47(3): 55-61.
- [14] PENG H X, YE Q, SHEN X S. SDN-based resource management for autonomous vehicular networks: a multi-access edge computing approach[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(4): 156-162.
- [15] WU H Q, CHEN J Y, ZHOU C H, et al. Resource management in space-air-ground integrated vehicular networks: SDN control and AI algorithm design[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(6): 52-60.
- [16] LU H M, ZHANG Y, LI Y J, et al. User-oriented virtual mobile network resource management for vehicle communications[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(6): 3521-3532.
- [17] MAHMOOD A, BUTLER B, JENNINGS B. Towards efficient network resource management in SDN-based heterogeneous vehicular networks[C]//Proceedings of the 2018 IEEE 42nd Annual Computer Software and Applications Conference (COMPSAC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 813-814.
- [18] ALOMARI A, SUBRAMANIAM S K, SAMIAN N, et al. Resource management in SDN-based cloud and SDN-based fog computing: taxonomy study[J]. Symmetry, 2021, 13(5): 734.
- [19] TRUONG N B, LEE G M, GHAMRI-DOUDANE Y. Software defined networking-based vehicular Adhoc network with fog computing[C]//Proceedings of the 2015 IFIP/IEEE International Symposium on Integrated Network Management (IM). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1202-1207.
- [20] LIN C, HAN G J, QI X Y, et al. A distributed mobile fog computing scheme for mobile delay-sensitive applications in SDN-enabled vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(5): 5481-5493.
- [21] GOUDARZI S, ANISI M H, AHMADI H, et al. Dynamic resource allocation model for distribution operations using SDN[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(2): 976-988.
- [22] LIU Y B, HUO L J, ZHANG X T, et al. A multi-objective resource pre-allocation scheme using SDN for intelligent transportation system[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(1): 571-586.
- [23] ZHANG K, MAO Y M, LENG S P, et al. Mobile-edge computing for vehicular networks: a promising network paradigm with predictive offloading[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2017, 12(2): 36-44.
- [24] DAI Y Y, XU D, MAHARJAN S, et al. Artificial intelligence empowered edge computing and caching for Internet of vehicles[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(3): 12-18.
- [25] REN Y L, YU X M, CHEN X Y, et al. Vehicular network edge intelligent management: a deep deterministic policy gradient approach for service offloading decision[C]//Proceedings of the 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 905-910.
- [26] WANG K, WANG X F, LIU X. A high reliable computing offloading strategy using deep reinforcement learning for IoVs in edge computing[J]. Journal of Grid Computing, 2021, 19(2): 15.
- [27] GUO H Z, LIU J J, REN J, et al. Intelligent task offloading in vehicular edge computing networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(4): 126-132.
- [28] LIU Y J, WANG D, SONG B, et al. Green heterogeneous computing powers allocation using reinforcement learning in SDN-IoV[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2023, 7(2): 983-995.
- [29] LIU T, TANG L, WANG W L, et al. Resource allocation in DT-assisted Internet of vehicles via edge intelligent cooperation[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(18): 17608-17626.
- [30] BRAUN M, TANBOURGI R, JONDRAL F K. Co-channel interference limitations of OFDM communication-radar networks[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2013, 2013(1): 207.
- [31] BROOKER G M. Mutual interference of millimeter-wave radar sys-

- tems[J]. *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, 2007, 49(1): 170-181.
- [32] AL-HOURANI A, EVANS R J, KANDEEPAN S, et al. Stochastic geometry methods for modeling automotive radar interference[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(2): 333-344.
- [33] FANG Z X, WEI Z Q, CHEN X, et al. Stochastic geometry for automotive radar interference with RCS characteristics[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(11): 1817-1820.
- [34] HUANG J X, FEI Z S, WANG T X, et al. V2X-communication assisted interference minimization for automotive radars[J]. *China Communications*, 2019, 16(10): 100-111.
- [35] CHU P, ZHANG J A, WANG X X, et al. Interference characterization and power optimization for automotive radar with directional antenna[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(4): 3703-3716.
- [36] SIT Y L, REICHARDT L, STURM C, et al. Extension of the OFDM joint radar-communication system for a multipath, multiuser scenario [C]//*Proceedings of the 2011 IEEE RadarCon (RADAR)*. Piscataway: IEEE Press, 2011: 718-723.
- [37] TAN J B, DAI L L. Wideband beam tracking in THz massive MIMO systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(6): 1693-1710.
- [38] WANG X Y, FEI Z S, GUO J, et al. RIS-assisted spectrum sharing between MIMO radar and MU-MISO communication systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(3): 594-598.
- [39] HE Y H, CAI Y L, MAO H, et al. RIS-assisted communication radar coexistence: joint beamforming design and analysis[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(7): 2131-2145.
- [40] AN K, LIN M, OUYANG J, et al. Secure transmission in cognitive satellite terrestrial networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016, 34(11): 3025-3037.
- [41] DU J, JIANG C X, ZHANG H J, et al. Secure satellite-terrestrial transmission over incumbent terrestrial networks via cooperative beamforming[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018, 36(7): 1367-1382.
- [42] LI B, FEI Z S, CHU Z, et al. Robust chance-constrained secure transmission for cognitive satellite - terrestrial networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(5): 4208-4219.
- [43] INTERDONATO G, KARLSSON M, BJÖRNSON E, et al. Local partial zero-forcing precoding for cell-free massive MIMO[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(7): 4758-4774.
- [44] YU K, YU J G, LUO C W. The impact of mobility on physical layer security of 5G IoT networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2023, 31(3): 1042-1055.
- [45] CHU J J, LIU R, LI M, et al. Joint secure transmit beamforming designs for integrated sensing and communication systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(4): 4778-4791.
- [46] YU K, FENG Z Y, YU J G, et al. Secure ultra-reliable and low latency communication in UAV-enabled NOMA wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(10): 14908-14922.
- [47] ZHANG C, LIU Y L, CHEN H H. Deep learning based joint beamforming design in IRS-assisted secure communications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(12): 16861-16865.
- [48] YIN Z S, JIA M, CHENG N, et al. UAV-assisted physical layer security in multi-beam satellite-enabled vehicle communications[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(3): 2739-2751.
- [49] LI J T, HAN S, TAI X X, et al. Physical layer security enhancement for satellite communication among similar channels: relay selection and power allocation[J]. *IEEE Systems Journal*, 2020, 14(1): 433-444.
- [50] LI Y B, ZHANG H J, LONG K P. Joint resource, trajectory, and artificial noise optimization in secure driven 3-D UAVs with NOMA and imperfect CSI[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(11): 3363-3377.
- [51] LI Y X, WANG W, LIU M Q, et al. Joint trajectory and power optimization for jamming-aided NOMA-UAV secure networks[J]. *IEEE Systems Journal*, 2023, 17(1): 732-743.
- [52] 郑欣宇. 无人机中继辅助NOMA通信系统的物理层安全性能研究[D]. 重庆: 西南大学, 2022.
- ZHENG X Y. Research on physical layer security performance of UAV relay-assisted NOMA communication system[D]. Chongqing: Southwest University, 2022.
- [53] TIAN W, DING X F, LIU G J, et al. A UAV-assisted secure communication system by jointly optimizing transmit power and trajectory in the Internet of things[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2023, 7(4): 2025-2037.
- [54] NGUYEN P X, NGUYEN V D, NGUYEN H V, et al. UAV-assisted secure communications in terrestrial cognitive radio networks: joint power control and 3D trajectory optimization[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(4): 3298-3313.
- [55] LIU Z X, ZHU B, XIE Y A, et al. UAV-aided secure communication with imperfect eavesdropper location: robust design for jamming power and trajectory[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(5): 7276-7286.
- [56] GUO D L, TANG L, ZHANG X G, et al. Joint optimization of trajectory and jamming power for multiple UAV-aided proactive eavesdropping[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(5): 5770-5785.
- [57] ABDALLA A S, BEHFARNIA A, MAROJEVIC V. UAV trajectory and multi-user beamforming optimization for clustered users against passive eavesdropping attacks with unknown CSI[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(11): 14426-14442.
- [58] PANG X W, ZHAO N, TANG J, et al. IRS-assisted secure UAV transmission via joint trajectory and beamforming design[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(2): 1140-1152.
- [59] LIU X, YU Y F, PENG B, et al. RIS-UAV enabled worst-case downlink secrecy rate maximization for mobile vehicles[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(5): 6129-6141.
- [60] WANG Q, ZHOU F H, HU R Q, et al. Energy efficient robust beamforming and cooperative jamming design for IRS-assisted MISO networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(4): 2592-2607.
- [61] GUO H Y, YANG Z, ZOU Y L, et al. Joint reconfigurable intelligent surface location and passive beamforming optimization for maximizing the secrecy-rate[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(2): 2098-2110.

- [62] QIN X T, SONG Z Y, HOU T W, et al. Joint optimization of resource allocation, phase shift, and UAV trajectory for energy-efficient RIS-assisted UAV-enabled MEC systems[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2023, 7(4): 1778-1792.
- [63] ZHANG X Q, ZHANG H J, DU W B, et al. IRS empowered UAV wireless communication with resource allocation, reflecting design and trajectory optimization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(10): 7867-7880.
- [64] LI S, DU H Q, ZHANG D Y, et al. Joint UAV trajectory and beamforming designs for RIS-assisted MIMO system[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(4): 5378-5392.
- [65] LI R W, GUO B, TAO M X, et al. Joint design of hybrid beamforming and reflection coefficients in RIS-aided mmWave MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(4): 2404-2416.
- [66] WEI Z X, LIU F, MASOUIROS C, et al. Toward multi-functional 6G wireless networks: integrating sensing, communication, and security [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2022, 60(4): 65-71.
- [67] WEI Z X, MASOUIROS C, LIU F. Secure directional modulation with few-bit phase shifters: optimal and iterative-closed-form designs[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(1): 486-500.
- [68] SU N C, LIU F, WEI Z X, et al. Secure dual-functional radar-communication transmission: exploiting interference for resilience against target eavesdropping[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(9): 7238-7252.
- [69] XU D F, YU X H, NG D W K, et al. Robust and secure resource allocation for ISAC systems: a novel optimization framework for variable-length snapshots[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(12): 8196-8214.
- [70] ZHANG Z, DAI L, CHEN X, et al. Active RIS vs. passive RIS: which will prevail in 6G?[J]. *arXiv Preprint, arXiv: 2103.15154*, 2021.
- [71] SALEM A A, ISMAIL M H, IBRAHIM A S. Active reconfigurable intelligent surface-assisted MISO integrated sensing and communication systems for secure operation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(4): 4919-4931.
- [72] BINH T H, SON D B, VO H, et al. Reinforcement learning for optimizing delay-sensitive task offloading in vehicular edge - cloud computing [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(2): 2058-2069.
- [73] ALAM M Z, JAMALIPOUR A. Multi-agent DRL-based Hungarian algorithm (MADRLHA) for task offloading in multi-access edge computing Internet of vehicles (IoVs)[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(9): 7641-7652.
- [74] HAZARIKA B, SINGH K, PAULA, et al. Hybrid machine learning approach for resource allocation of digital twin in UAV-aided Internet-of-vehicles networks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 9(1): 2923-2939.
- [75] SUN F, ZHANG Z J, ZEADALLY S, et al. Edge computing-enabled Internet of vehicles: towards federated learning empowered scheduling[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(9): 10088-10103.
- [76] YAO L, XU X L, BILAL M, et al. Dynamic edge computation offloading for Internet of vehicles with deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(11): 12991-12999.
- [77] XIONG K, LENG S P, HUANG C W, et al. Intelligent task offloading for heterogeneous V2X communications[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(4): 2226-2238.
- [78] AHSAN KAZMI S M, DANG T N, YAQOOB I, et al. A novel contract theory-based incentive mechanism for cooperative task-offloading in electrical vehicular networks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(7): 8380-8395.
- [79] YIN L X, LUO J, QIU C X, et al. Joint task offloading and resources allocation for hybrid vehicle edge computing systems[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, PP(99): 1-14.
- [80] GENG L W, ZHAO H B, WANG J Y, et al. Deep-reinforcement-learning-based distributed computation offloading in vehicular edge computing networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(14): 12416-12433.
- [81] XIAO T T, CHEN C, WAN S H. Mobile-edge-platooning cloud: a lightweight cloud in vehicular networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2022, 29(3): 87-94.
- [82] WANG L, LIANG H B, ZHAO D M. Deep-reinforcement-learning-based computation offloading and power allocation within dynamic platoon network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(6): 10500-10512.
- [83] YANG C, LOU W, LIU Y, et al. Resource allocation for edge computing-based vehicle platoon on freeway: a contract-optimization approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(12): 15988-16000.
- [84] LIU C H, ZHAO M D, WANG H C, et al. Stackelberg-game computation offloading scheme for parked vehicle-assisted VEC and experiment analysis[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, PP(99): 1-12.
- [85] YU K, ZHU F Z, LIU X W, et al. Delay-effective task offloading technology in Internet of vehicles: from the perspective of the vehicle platooning[J]. *arXiv Preprint, arXiv: 2405.16060*, 2024.
- [86] LIU X W, WANG Y, YU K, et al. An multi-resources integration empowered task offloading in Internet of vehicles: from the perspective of wireless interference[J]. *arXiv Preprint, arXiv: 2405.16078*, 2024.
- [87] XIAO Z Y, CAO S Q, ZHU L P, et al. Channel estimation for movable antenna communication systems: a framework based on compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, PP(99): 1.
- [88] ZHU L P, MA W Y, ZHANG R. Modeling and performance analysis for movable antenna enabled wireless communications[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(6): 6234-6250.
- [89] ZHU L P, MA W Y, ZHANG R. Movable antennas for wireless communication: opportunities and challenges[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2024, 62(6): 114-120.
- [90] MA W Y, ZHU L P, ZHANG R. MIMO capacity characterization for movable antenna systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(4): 3392-3407.
- [91] FENG Z Y, ZHAO Y J, YU K, et al. Movable antenna empowered physical layer security without eves CSI: joint optimization of beamforming and antenna positions[J]. *arXiv Preprint, arXiv: 2405.16062*, 2024.
- [92] OGORJI M M, OKEYO G, WAFULA J M. A survey on privacy and

security of Internet of Things[J]. Computer Science Review, 2020, 38: 100312.

- [93] GONG T Y, ZHU L, YU F R, et al. Edge intelligence in intelligent transportation systems: a survey[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(9): 8919-8944.
- [94] CAI X L, ZHOU L L, LI F, et al. An incentive mechanism for vehicular crowdsensing with security protection and data quality assurance[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(8): 9984-9998.
- [95] ZHOU H L, ZHENG Y F, HUANG H J, et al. Toward robust hierarchical federated learning in Internet of vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(5): 5600-5614.
- [96] HU X Y, LI R Q, WANG L C, et al. A data sharing scheme based on federated learning in IoV[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(9): 11644-11656.

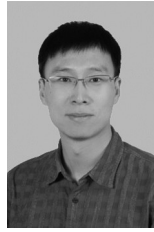
[作者简介]



于刊 (1990-), 男, 山东潍坊人, 北京邮电大学在站博士后, 主要研究方向为车联网通感算安一体化、无线物理层安全等。



李东 (1982-), 男, 中国澳门人, 博士, 澳门科技大学教授, 主要研究方向为面向绿色物联网的反向散射通信技术、智能反射面辅助通信技术、无线人工智能等。



张奇勋 (1983-), 男, 辽宁沈阳人, 北京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为异构无线网络认知组网、6G通感一体化技术、车联网宽带通信与资源优化的理论与方法。



马丁友 (1993-), 男, 河北石家庄人, 博士, 北京邮电大学讲师, 主要研究方向为通信感知一体化、雷达系统、雷达信号处理。



冯志勇 (1971-), 女, 北京人, 博士, 北京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为认知无线网络频谱感知与动态频谱资源管理、感知通信计算融合的智能车联网等。



禹继国 (1972-), 男, 山东泰安人, 博士, 电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线网络、物联网、网络与数据安全及隐私保护、区块链与分布式账本技术、分布式计算等。