

车联网通信感知一体化研究：现状与发展趋势

程翔¹, 张浩天¹, 杨宗辉¹, 黄子蔚¹, 李思江¹, 余安澜²

(1. 北京大学电子学院, 北京 100871; 2. 北京大学计算机学院, 北京 100871)

摘要: 车联网作为未来智能交通系统中最重要的组成部分, 是实现智慧出行、智慧交通的重要技术之一。随着感知与通信两功能的蓬勃发展与开发利用, 通信感知的融合设计, 即车联网的通信感知一体化技术, 成为当下的研究热点, 对智能交通系统的发展具有重要意义。首先, 定义和区分了车联网通信感知一体化系统的 2 种融合模型, 即功能融合和信号融合。然后, 分别针对 2 种不同的融合模型对现有工作进行了全面的回顾和梳理。最后, 提出了车联网通信感知一体化设计的未来发展方向以及面临的技术挑战。

关键词: 车联网; 通信感知一体化; 功能融合; 信号融合

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2022137

Integrated sensing and communications for Internet of vehicles: current status and development trend

CHENG Xiang¹, ZHANG Haotian¹, YANG Zonghui¹, HUANG Ziwei¹, LI Sijiang¹, YU Anlan²

1. School of Electronics, Peking University, Beijing 100871, China

2. School of Computer Science, Peking University, Beijing 100871, China

Abstract: The Internet of vehicles, the most important component of intelligent transportation system (ITS) in the future, is one of the most important technologies to achieve smart traffic and convenient travel for the people. With the vigorous development and continuous utilization of sensing and communication functions, the combination of these two functions, that is, integrated sensing and communications (ISAC) technology of vehicular communication networks, has become the current research hotspot and is of great significance to the development of ITS. Firstly, two different models of ISAC system, i.e., functional ISAC and signaling ISAC were defined and differentiated. Then, for the two different ISAC models, the existing works were reviewed and analyzed comprehensively. Finally, the future development directions and technical challenges of ISAC design in vehicular communication networks were proposed.

Keywords: Internet of vehicles, ISAC, functional ISAC, signaling ISAC

0 引言

随着 5G 的推出和普及, 5G 技术具备的高可靠低时延通信能力助力了车联网行业的快速发展。车联网作为 5G 新基建的重要应用领域之一, 也将成为未来智能交通系统的核心组成部分。如今的车辆

已经配备了许多通信系统装置和感知设备, 从传统的交通工具转变为智能车辆。通过新一代的通信技术, 车与网络 (V2N, vehicle-to-network)、车与车 (V2V, vehicle-to-vehicle)、车与人 (V2P, vehicle-to-pedestrian)、车与基础设施 (V2I, vehicle-to-infrastructure) 可以实现全方位的网络连接 (如图 1 所示); 通过种类多样、性能优异的感知技

收稿日期: 2022-03-14; 修回日期: 2022-06-10

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2021ZD0112700); 国家自然科学基金资助项目 (No.62125101)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2021ZD0112700), The National Natural Science Foundation of China (No.62125101)

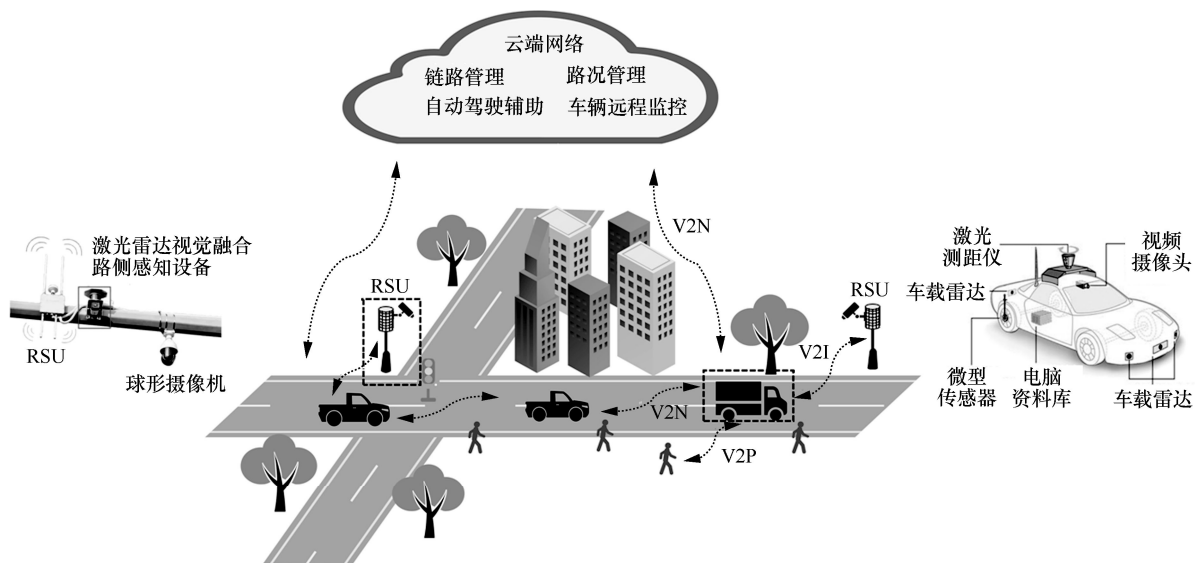


图 1 通信感知一体化车联网架构示意

术，车辆可以持续地对周围环境进行探测感知，获得的感知信息以及与邻近车辆和路边单元（RSU, road side unit）的通信数据对于其避开障碍物、选择导航路线和检测危险至关重要。为了实现厘米级分辨率的高精度定位感知功能，目前智能车辆已经配备了种类多样、性能各异的感知设备。如前文所述，除了高精度感知环境的能力外，智能车辆在行驶的过程中需要完成种类广泛的任务并与交通环境内的不同对象进行通信，不同任务的时延需求、吞吐量需求和可靠性要求也有很大差异。为了满足未来车联网中不同任务的关键性能要求，用于车联网的通信技术应提供 Gbit/s 级传输速率的高容量通信服务。总而言之，高质量的通信与感知功能在车联网中需要得到重视与研究。

随着车联网以及自动驾驶技术的不断发展，智能车辆配备了更强大的传感器、更先进的信号处理技术、更多的计算资源以及更强的通信能力。车辆配备的传感器捕获海量环境信息的能力日益增强，来自不同车辆的海量感知信息交互和融合，形成充满感知信息的网络。不仅限于车辆所具备的感知功能，车联网的感知功能同样分布于大量的路边单元、基础设施以及行人。配备大量不同种类传感器的 RSU 也会在车联网中不断进行感知并传输海量的感知数据。除此之外，随着现代通信技术的发展以及用户终端数量的飞速增长，一些智能车辆应用需要更高的数据传输速率支持，如实时视频传输业务、3D 高清地图、电视娱乐活

动等低时延服务^[1]，对通信系统的带宽、时延等性能指标提出了更高要求。用于通信的频谱资源日益短缺，给其他电磁感知系统造成了严重的压力。总之，随着车联网中感知信息量指数级的增长以及车辆对通信系统性能要求的提升，稀缺的频谱资源问题变得日益突出。因此，在车联网中融合设计通信感知双功能以提高各种资源的利用率，是解决这一问题的关键可行技术。除了有效地缓解频谱拥塞，通信感知一体化设计也会带来额外的协作增益。从感知与通信的应用层功能来看，随着电磁环境日趋复杂，单车感知设备工作的性能是有限的，通过通信技术联网可实现感知设备之间信息的传递，进而达到大量感知数据的快速融合以及对环境更准确的刻画；通信功能也需要感知功能的辅助以实现更佳的性能，如感知功能辅助下更准确的信道估计和波束对齐等。总之，通信与感知的一体化设计能够在硬件上提升频谱资源的利用效率，在各自的功能层面上发挥辅助作用并为各自性能带来协作增益。因此，车联网中的通信感知融合设计具有极大的研究价值与广泛的应用前景，也是未来智能交通系统的大势所趋。

本文综述了车联网中的通信感知一体化技术的相关研究。首先，定义了车联网中通信感知一体化系统的 2 种不同模型，即功能融合以及信号融合。其次，对车联网中通信感知一体化功能融合模型的研究工作进行了综述分析，分为感知辅助通信以及

通信支撑感知两大部分。再次，对通信感知一体化信号融合模型的相关工作进行了回顾，介绍了应用于一般场景的普适信号融合技术，进而介绍了为车联网应用而设计的专用信号融合技术。最后，总结了车联网的通信感知一体化技术未来的发展方向以及面临的挑战，并对全文工作进行总结。

1 车联网通信感知一体化系统模型

随着车辆的智能化程度不断提升，其配备的传感器数量与感知能力也在提升。车联网配备的各种传感器可以被分为两类，第一类是通过发射射频信号进行测量或传输的传感装置，称为射频传感器；第二类是通过光敏元件等感应元件产生信号进行测量或传输的传感装置，称为非射频传感器。在车联网中，感知单元依据自身功能类型提供相应的感知信息，与通信单元进行交互和融合，从而实现感知和通信两类设备的功能层级上的融合，称为通信感知一体化系统的功能融合模型，该融合模型适用于非射频传感器和射频传感器。感知单元与通信单元联合设计双功能无线信号波形可同时满足感知和传输需求，从而实现射频信号层面上的融合，称为通信感知一体化系统的信号融合模型，该融合模型仅适用于射频传感器。图2展示了车联网通信感知一体化系统的2种融合模型之间的关系以及分别适用的传感器类型。

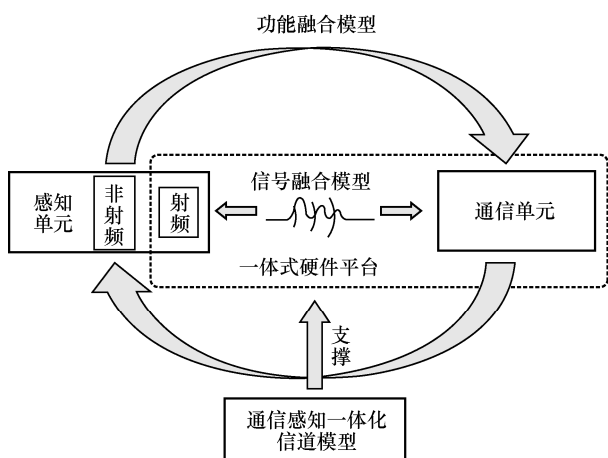


图2 车联网通信感知一体化系统的2种融合模型

通信与感知的功能融合模型关注车联网的应用和系统设计层面，即感知与通信两大功能如何在各自的应用和设计上相互协作。从感知辅助通信的角度来看，无论是通信功能还是感知功能，它们都需要对周围的无线电通信环境进行信息获取。雷达

感知功能可以为车辆间通信提供大量先验信息，如信道状态信息 (CSI, channel state information) 及用户位置等，极大地减少通信双方为实现可靠通信而产生的信令开销。从通信支撑感知的角度来看，车联网中车辆配备的传感器 (雷达、摄像机) 易受障碍物、恶劣天气等多种因素的影响，仅基于单车所能实现的环境信息感知能力十分有限。依托通信网络作为信息传输的媒介来支撑感知信息的传输与融合，构建协同感知网络实现超视距感知成为提高单车感知能力的有力技术。基于通信与感知双功能各自的功能优势，它们在车联网的应用和系统设计层面上的融合将极大程度地提升各自的性能。

通信与感知的信号融合模型则关注如何在合适的硬件平台和时域、频域、空域资源上实现感知与通信功能以缓解射频频谱拥塞等问题并同时提升通信与感知的性能。通过对时域、频域、空域等资源与功率进行合理分配与优化调度，设计通信与感知双功能一体化的信号，这一新的信号设计架构将使通信感知耦合得更加紧密，带来软件操作的灵活性，并在硬件资源、系统尺寸、重量和功耗上产生显著的改进效果。通信感知双功能信号的设计策略可以被分为三类，即正交式融合设计、非正交式融合设计以及机会主义融合设计。通过整合通信感知的信号层面资源，硬件资源利用效率、频谱资源、能量效率、信号传输与环境感知准确率等方面都会得到一定的改进。

2 车联网通信感知一体化功能融合模型

本节将回顾车联网中通信与感知双功能在各自的应用与设计上相互协作增强的技术，即通信感知一体化功能融合模型的相关工作。

2.1 感知辅助通信

本节回顾了车联网中各类型感知信息辅助通信功能的相关工作，分别是感知功能辅助的信道建模、信道估计、V2I 波束对准。

2.1.1 感知功能辅助的信道建模

完备的无线信道知识和精确实用的信道模型是成功设计车联网通信感知一体化系统的基石^[2]。为了支撑海量感知数据的传输，毫米波通信受到广泛关注。借助大规模多输入多输出 (mMIMO, massive multiple-input multiple-output) 天线阵列的高波束成形增益可补偿毫米波通信中的高路径损耗。

当毫米波和 mMIMO 联合应用到车联网通信感知一体化系统时，需要捕捉一个重要的信道特征，即空时一致性。具体而言，相邻天线的间隔在毫米波通信时较小，使其共享大量的有效簇。在这种情况下，如图 3 所示，有效簇会在阵列/空间轴平滑一致地演进，从而相邻天线的子信道会经历相似的传输效应，展现出空间一致性。同时，高动态毫米波车联网信道存在显著的多普勒扩展，这使信道具有较小的相干时间而被频繁地更新。在这种情况下，信道在相邻时刻会共享大量的有效簇。因此，簇会在时间轴平滑一致地演进，展现出时间一致性。另外，毫米波通信具有高路径损耗的特点，导致环境中有效簇的数目少。在这种情况下，每个簇对信道都有不可忽视的影响，也因此需要进一步捕捉每个簇在空时轴的平滑一致演进。

目前，已有一些学者针对空时一致性构建了一些模型。按照建模方法，可将模型区分为基于几何的确定模型（GBDM, geometry-based deterministic model）和基于几何的统计模型（GBSM, geometry-based stochastic model）。基于 GBDM 和 GBSM，有能力捕捉信道空时一致性的方法被分为参数法、

几何法和混合法。参数法通过应用数学运算来表征空时一致性。不同于参数法，几何法在捕捉空时一致性的过程中考虑了簇在几何散射环境中的平滑连续运动。混合法是参数法和几何法的结合。表 1 总结了典型的空时一致性的相关工作。文献[3-5]提出了 3 个 GBDM，这些模型应用几何法，考虑了簇平滑连续的运动，模拟了时间一致性。然而，GBDM 的复杂度高。3GPP Release 14^[6]构建了一个 GBSM，提出了一种基于相关距离的时间一致信道参数生成算法，捕捉了时间一致性。5GCM^[7]应用内插算法，提出了基于网格的时间一致的信道参数生成算法。在 QuaDRiGa 模型^[8]中，通过引入平方正弦数学因子模拟簇功率的软切换，捕捉了时间一致性。参数法具有较低的复杂度和准确性。COST 2100 模型^[9]提出了一种几何法，即可视区域法。通过捕捉接收端进出可视区域，建模了簇可视性的平滑一致的切换，表征了时间一致性。文献[10]构建了一个 GBSM 并提出了一种混合法，该混合法引入了基于一致连续性和有界变差理论的可视因子，以捕获簇功率的软切换。该混合法进一步在空时域联合构建的可视区域实现了簇的可视性在空时域平滑一致的演进。

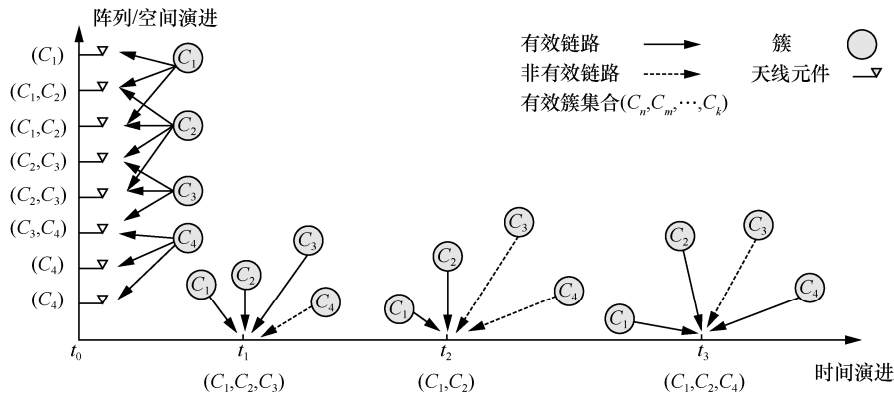


图 3 通信感知一体化车联网信道中空时一致的簇阵列/空间-时间演进

表 1 典型的信道空时一致性的相关工作

文献	建模方法	捕捉方法	一致性		描述
			时间	空间	
文献[3-5]	GBDM	几何法	√	×	几何散射环境的表征
文献[6]	GBSM	参数法	√	×	基于相关距离的时间一致信道参数生成
文献[7]	GBSM	参数法	√	×	基于网格的时间一致信道参数生成
文献[8]	GBSM	参数法	√	×	平方正弦数学因子
文献[9]	GBSM	几何法	√	×	可视区域
文献[10]	GBSM	混合法	√	√	基于一致连续性和有界变差理论的可视因子，空时域可视区域的构建

2.1.2 感知功能辅助的信道估计

在通信感知融合诸多应用场景中，CSI 中包含的幅度、相位等信息都是系统设计的基础，因此，如何高效地进行信道估计以获得更精确的 CSI 得到了广泛的重视。值得注意的是，CSI 同时取决于环境信息与通信频段信息：既可以通过 CSI 来获得环境相关信息，也可以利用多种传感器得到的环境信息来提供有关 CSI 的知识，实现对信道估计的辅助（如图 4 所示）。

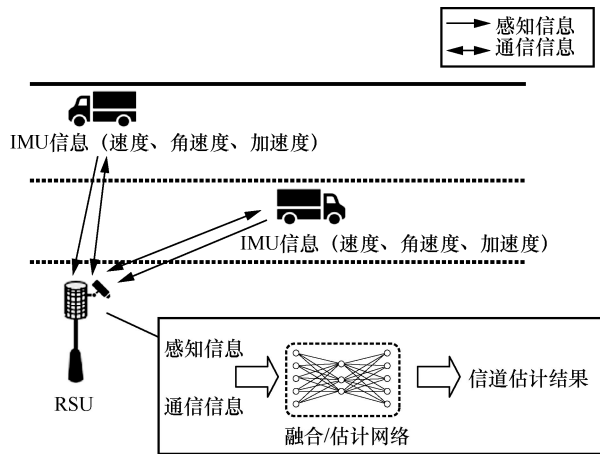


图 4 感知辅助信道估计的信息收集与融合场景

在通信感知一体化应用场景中，多种传感器能够获得不同类型感知信息，这些感知信息对于通信信息来说较抽象，且不同类型的传感器捕获的环境信息的特征也不同。传统信道估计方法难以利用精确的数学模型提取抽象的环境特征并用于辅助信道估计。神经网络具有的抽象特征提取与融合能力则适合解决这类问题。近年来，深度学习被广泛运用在信道估计中。文献[11]搭建了 5 层全连接 (FC, fully - connected) 神经网络，利用端到端方法实现正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing) 系统的信道估计，在更少导频信号数量、忽略循环前缀等情况下优于传统方法，并避免了繁杂的系统设计。文献[12]在频分双工 (FDD, frequency division duplexing) 系统下利用信道稀疏特性，设计了卷积重构网络重构原始信道，相较于传统的稀疏信道估计算法性能和速度均有所提升。文献[13]提出 ChanEstNet，应用卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network) 与循环神经网络 (RNN, recurrent neural network) 进行高速场景信道估计，适应车联网高移动性特点。该方法效果与传统算法相比有所提升，计算复杂度更

低。文献[14]在 IEEE 802.11p 标准下用神经网络提取信道的时延、频率相关性以及移动信道时变特征，取得更低的误码率。文献[15]利用长短期记忆 (LSTM, long short-term memory) 网络将惯性测量单元 (IMU, inertial measurement unit) 获得的信息 (速度、角速度、加速度等) 与 CSI 相融合，结合时序特征实现 CSI 预测。相比于不使用 IMU 信息，该方法性能更优。文献[16]系统介绍了利用深度学习将多种感知数据与通信融合的模式，以及如何利用环境信息辅助无线通信；提出了数据融合、特征融合、决策融合、混合融合 4 种层次，分析了不同层次的优缺点与适应场景，提出了合理的融合结构，以此为基础进行了信道预测实验。文献[17]将增量学习引入时变信道估计网络，在上线阶段微调网络，为信道估计网络实时适应具体应用场景提供了思路。

2.1.3 感知功能辅助的 V2I 波束对准

毫米波因其高速率、大带宽的特点被视为满足未来智能车联网的各种性能需求的关键技术之一。为了弥补毫米波频段的高路径损耗，发射器发射出铅笔粗细的空间波束，以把能量聚焦在目标方向上，这导致 RSU 与车辆之间的波束需要严格对准，并且对障碍物极为敏感。因此，RSU 需要周期性扫描所有波束成形角度，然后找到性能最佳的波束对，此过程（即波束训练）将导致严重的通信开销及较大的时延。为了优化波束对准的问题，波束追踪、波束成形预测以及阻塞预测技术被大量研究。

1) 波束追踪

波束追踪指的是 RSU 向接收端发送导频信号，接收端根据该信号估计相对角度并将其反馈给 RSU，RSU 根据该反馈信息缩小所需的扫描角度。目前，已经存在大量不同种类感知信息辅助波束追踪的研究^[18-23]。Va 等^[18]提出使用车辆位置以及过去时刻的波束测量值来对下一时刻所有候选波束的通信性能进行排名，从而缩小波束训练范围。文献[19,23]通过使用雷达感知车辆位置，利用 RSU 估计出的角度和位置信息，减少 RSU 与车辆之间波束对准过程所需的开销。Brambilla 等^[20]则提出使用天线阵列配备的惯性传感器在发射时持续追踪波束，避免频繁重新对准，有效地降低通信开销以及波束训练带来的耗时。文献[21]使用射线追踪法得到当前环境的最优波束对指数并对场景编码，进而结合机器学习算法得到最优波束对。尽管波束追踪可以通过 RSU 与车辆之间的信令交互使全向波束搜索带来

的通信开销尽可能降低，RSU 与车辆之间周期性的信令交互仍不可避免。

2) 波束成形预测

为进一步解决波束追踪中频繁的反馈过程仍会造成一定的通信开销的问题，有研究聚焦于如何使 RSU 具备预测下一时刻波束成形角度的能力，车联网 V2I 场景下波束训练、追踪及成形预测场景如图 5 所示。现阶段，车联网的波束成形预测大多基于给定的简单车辆状态演化模型以及感知设备得到的测量值。Liu 等^[24]提出了一种基于扩展卡尔曼滤波 (EKF, extended Kalman filter) 的雷达信息辅助的波束成形预测算法。该算法在下行链路上使用双功能雷达通信 (DFRC, dual functional radar communication) 信号，通过车辆反射的回波获取其状态信息，降低了上行反馈带来的通信开销。为进一步提升预测精度，Yuan 等^[25]从最优估计的角度出发，提出基于因子图与消息传递算法的预测模型。尽管该算法相较于基于 EKF 的波束成形预测算法具有更好的预测性能，与车辆角度相关的非线性函数使该算法需要复杂的求解过程。为缓解高度非线性的状态演化模型带来的高计算量，Mu 等^[28]提出

了基于神经网络的预测模型，其将 RSU 接收到的从回波信号作为神经网络的输入，进而得到下一时刻的波束成形角度，为波束成形预测提供了新的解决思路，但该模型使用的是简单的 FC 神经网络，预测性能有待提升。目前，大多数车联网波束成形预测的研究均基于直线路径构建，具有非常大的应用局限性。为解决非直线轨迹场景中难以给出简单的状态演化模型的问题，Liu 等^[29]提出基于车辆历史运动轨迹点的预测模型。该方案不依赖于车辆的状态演化模型，因此其应用场景并不局限于直线道路。车联网感知功能辅助的 V2I 波束对准工作的性能比较如表 2 所示，其中，“—”表示该方案未说明使用的感知设备类型，通信开销大小为波束训练、追踪以及成形预测所有方案之间的比较结果。

3) 阻塞预测

如前文所述，毫米波波束对于阻塞的敏感性是保证车联网中可靠通信需考虑的问题之一。如果未来某时刻在 RSU 预测出的波束对准角度上出现了障碍，阻塞了毫米波波束，将导致严重的通信中断问题。目前，已有利用感知信息辅助未来阻塞预测的工作被提出。Nishio 等^[34]提出了一种使用 RGB 深

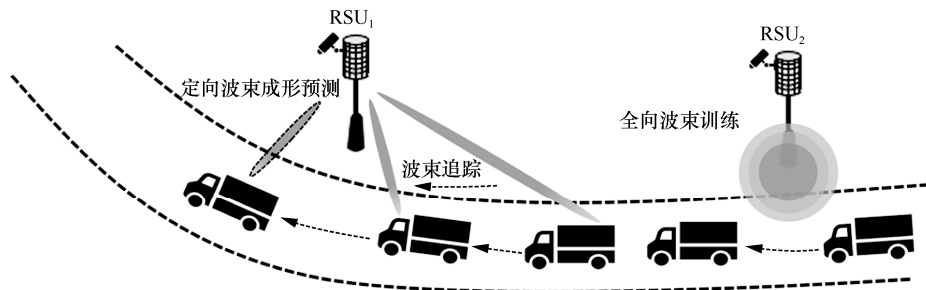


图 5 车联网 V2I 场景下波束训练、追踪及成形预测场景

表 2

车联网感知功能辅助 V2I 波束对准工作的性能比较

文献	波束训练	波束追踪	波束成形预测	是否需要导频信号	感知设备类型	通信开销	是否使用估计值	应用场景
文献[18]	√	×	×	√	—	大	否	不限
文献[19]	√	×	×	√	雷达	大	否	不限
文献[20]	×	√	×	√	惯性传感器	大	否	不限
文献[24-27]	×	×	√	×	雷达	小	是	直线路径
文献[28]	×	×	√	×	雷达	小	否	直线路径
文献[29]	×	×	√	×	雷达	小	是	不限
文献[30]	×	√	×	√	—	大	是	直线路径
文献[31]	×	√	×	×	雷达	小	否	不限
文献[32]	×	√	×	√	雷达	大	是	不限
文献[33]	√	×	×	√	激光雷达	大	否	不限

度 (RGB-D, red-green-blue-depth) 相机捕获的图像信息来精确测量障碍物的移动速度以及用户与障碍物的距离, 进而辅助完成阻塞预测的方案。文献[35]将单帧图像信息引入阻塞预测, 使用残差网络 (ResNet, residual network) 对无线信道以及图像信息进行处理。尽管该工作所提出的引入图像信息的思路对于车联网阻塞预测来说具有很大的启发性, 该工作预测复杂情况下动态障碍物的能力却很有限。为了解决该问题, Charan 等^[36]基于 CNN 以及门控循环单元 (GRU, gated recurrent unit) 将图像和波束信息转换为时间序列形式来预测动态阻塞。由于该网络结构具备从连续图像信息流中提取特征的能力, 动态阻塞的预测精度进一步提升。此外, 激光雷达 (LiDAR, light detection and ranging) 作为一种广泛应用于自动驾驶汽车高分辨率测绘和定位的传感器, 也被大量用于辅助毫米波通信以及阻塞预测^[33,37]。

2.2 通信支撑感知

在车联网通信感知一体化系统中, 车辆配备有多种环境感知单元, 同时通过车辆间建立的无线通信链路, 作为数据传输的通道, 在车辆间共享感知数据, 从而达到扩展感知范围, 提升感知可靠性的目的, 即实现超视距感知, 进而支撑更复杂的决策规划、车辆控制等功能, 通信支撑下的超视距感知架构如图 6 所示。在车辆间传输的感知数据量随感知单元感知能力增强、车辆总数增多而提升, 并且车联网场景对数据的实时性和可靠性有较高要求, 因此, 大连接、高带宽、低时延的通信网络架构是协同超视距感知的重要支撑。

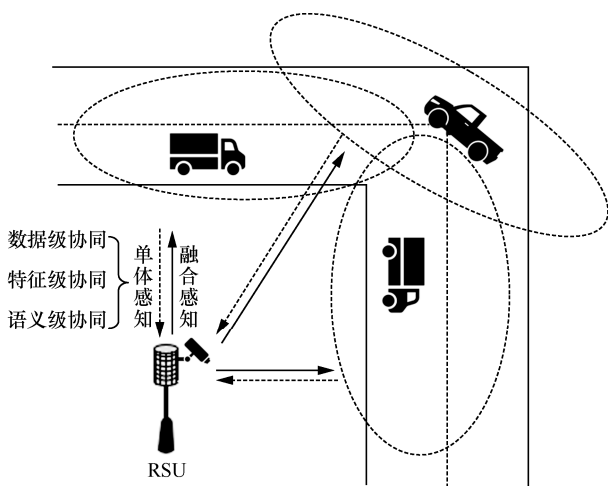


图 6 通信支撑下的超视距感知架构

根据车辆间交互的信息类型, 已有的协同超视距感知方法可以分为 3 个层面: 数据级协同、特征

级协同、语义级协同。其中, 数据级协同指在车辆间直接交互未经处理的原始感知数据。由于原始感知数据包含的信息较为完整, 理论上经统一融合处理可以获得更优的性能, 因此许多工作在此层面展开, 如文献[38-40]。文献[38]采用原始图像融合的策略, 直观地显示被遮挡的环境。文献[39]则先在单车端融合雷达传感器和摄像机的数据以生成地图, 再交互地图实现超视距感知, 融合地图将被用于后续的超车辅助等上层应用。文献[40]将激光雷达点云数据进行融合对齐, 再基于完整点云进行 3D 目标检测。虽然后续处理有所不同, 上述方法中交互的内容均为传感器原始数据或地图原始数据。

虽然数据级协同对数据利用程度最高, 但对通信带宽有很高的要求, 难以满足车联网系统的实时性需求, 因此需要先处理数据再进行交互, 这种协同方式包括特征级协同和语义级协同。其中, 特征级协同指的是将原始数据初步加工, 把从数据中抽象出的特征作为交互信息, 根据融合后的特征再做后续处理的协同方式, 特征的概念往往伴随着深度学习算法, 后续从特征中提取的信息也为包含类别、位置等内容的语义信息, 如文献[41]对压缩的感知预测 (P&P, perception and prediction) 神经网络中间数据进行交互。文献[42]对基于区域卷积神经网络 (RCNN, region convolutional neural network) 的特征图进行融合, 在融合端对融合的特征数据进行后续处理。特征级协同位于协同中间层级, 对信息的利用程度和产生的通信负担也为中等水平, 并且选取的特征形式会因数据处理方法不同而存在较大差异。

语义级协同首先在单车端基于感知单元的原始数据直接提取单车语义信息, 然后将语义信息作为交互信息在融合端融合, 属于更高层级的协同。如文献[43]使用语义分割算法对图像数据进行语义分割之后, 将车道线和车道线上的障碍物信息进行共享。文献[44-45]则采用障碍物语义提取算法, 融合语义信息用于周边物体分类和定位。文献[46]利用路侧设备对车辆目标进行感知和追踪, 将得到的语义信息广播给车辆, 用以辅助交通调度。语义级协同在交互数据量方面最小, 数据形式方面也最精简抽象, 但较依赖单车端语义提取的准确性。单车端在语义提取过程中舍弃的部分信息不会参与到交互和融合中, 因此理论效果不如原始数据级协同。表 3 总结了典型的协同超视距感知相关工作。

表 3 典型的协同超视距感知相关工作

文献	协同类型	交互内容	通信负担	特点
文献[38-40]	数据级	传感器数据或原始地图	大	信息完整，精度高，计算负担重
文献[41-42]	特征级	神经网络中间数据	中	精度和效率居中，特征具体形式变化大
文献[43-46]	语义级	目标语义或语义分割	小	信息抽象，效率高，可能丢失信息

3 车联网通信感知一体化信号融合模型

3.1 双功能信号融合设计基础

双功能信号波形的设计是通信感知一体化系统设计的关键环节之一。首先，本节在普适的应用场景下，总结了通信感知一体化信号融合的基本方式。根据通信与感知功能的耦合程度，首先介绍耦合程度较为松散的正交融合方式，然后介绍耦合更紧密的非正交融合方式与机会主义融合方式。双功能信号融合的 3 种方式及特点如图 7 所示。表 4 集中比较了 3 种信号融合方式。

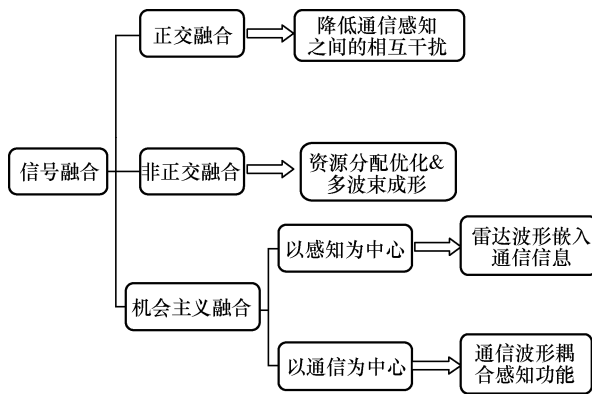


图 7 双功能信号融合的 3 种方式及特点

3.1.1 双功能信号的正交融合设计

如图 8 所示，一种常用的 DFRC 信号设计方式是使用不同的信号来实现雷达感知和通信功

能，使用正交资源复用的方式控制感知功能和通信功能的工作，以最大限度地减轻双功能的相互干扰。

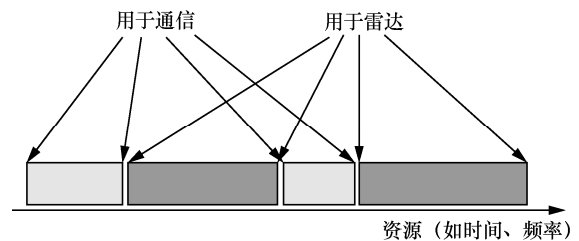


图 8 正交融合设计示意

减轻通信感知双功能间干扰的最简单的方法是频分复用模式，如文献[47]提出了通过使用固定的非重叠频带和天线来实现正交融合的方法。还有空域上实现正交的方式，如在不同的天线组上发送双功能信号，或利用多天线空间波束成形，通过联合设计雷达功能与通信功能的波束成形矩阵，进而在满足性能需要的前提下，减缓双功能之间的互相干扰。

3.1.2 双功能信号的非正交融合设计

显然，正交融合方式会导致频谱利用效率的显著降低，不适合通信感知的深度融合。因此，近年来学者们更多地关注于灵活性更高的非正交融合方式研究。如图 9 所示，通过硬件共享、频谱共享的一体化波形同时实现通信与感知双功能的性能优化。

表 4 3 种信号融合方式的比较

融合方式	是否共享频谱资源	是否共享硬件资源	融合方式	信号设计核心	主要研究问题	融合程度	可应用场景
正交融合	否	否	通信感知信息交换	设计干扰消除与管理技术	干扰信道设计；发射机设计；接收抗干扰设计	较低	较有限
非正交融合	是	是	通信感知硬件共享、协同工作	设计一体化资源分配方案	一体化信息论；一体化资源分配；一体化协议及架构	较高	较丰富
机会主义融合	是	是	通信感知硬件共享、协同工作	设计一体化信号处理方案	一体化信号处理；参数估计优化与频谱效率提升	较高	较丰富

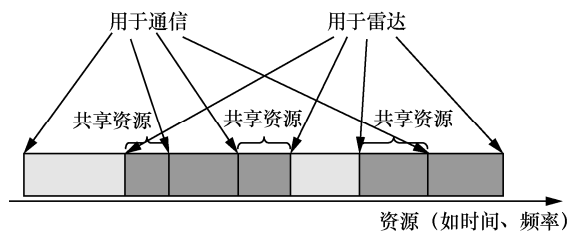


图 9 非正交融合设计示意

在时频域，文献[48-49]在多载波传输基础上考虑了子载波加权功率分配的 OFDM 波形。以雷达估计中的检测概率或克拉美罗下界（CRLB, Cramér-Rao lower bound）等性能界与通信中的信道容量为联合优化目标，扩展了原有 OFDM 波形的性能，实现通信与感知性能的协同优化。

在空域利用同一组天线分别完成感知与通信信号的定向发送，也是非正交融合设计的经典方法。例如文献[50]介绍了一种利用波形分集和旁瓣控制实现 DFRC 的新方法。在这种方案下，通信信息可以传送到单个或多个通信方向，通信过程不受预先指定通信方向以外的干扰，并且，每个雷达脉冲内发送相同的波形，使雷达能够进行相干处理。

利用波束成形等空域信号处理方法也将为毫米波 DFRC 系统的设计与应用提供可能。文献[51]提出了可同时用于目标感知和下行通信的一体化系统波形设计的优化方法并设计了良好的低复杂度参数估计算法。文献[52]提出了针对 MIMO 雷达感知通信系统的波束成形技术，其中单个设备作为雷达和通信基站（BS, base station），同时与下行用户通信并探测雷达目标。

3.1.3 双功能信号的机会主义融合设计

非正交融合波形对于资源的重叠利用会带来通信与感知信号的干扰，并且为实现双功能需要求解复杂的带约束优化、定向多波束成形等问题。在双功能波形协同设计中的另一种方式则是机会主义融合，即利用传统通信（或雷达）波形进行感知（或信息传输）功能的耦合，发送波形设计相对简单，同时可以在不使用额外时域、频域、空域资源的前提下实现双功能在信号层面的融合。如图 10 所示，机会主义融合设计方式可以进一步分为以雷达信号为中心的通信信息嵌入与以通信信号为中心的感知功能耦合这 2 种机制。

1) 以雷达信号为中心的机会主义融合设计

由于用于感知的雷达波形是确定的波形，不能被直接用于传输信息，因此设计以雷达信号为中心

的通信感知一体化波形核心在于将通信数据嵌入雷达波形，且尽可能不影响感知性能。

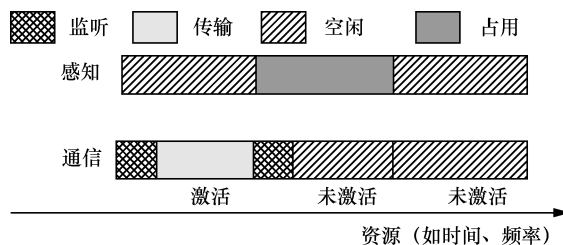


图 10 机会主义融合设计示意

通过使用雷达信号作为载波，可以在时域或频域上调制通信符号，例如在 chirp 信号^[53]的幅度、起始频率以及相位上调制通信信息，形成振幅、相位或频移键控，或通过使用分数傅里叶变换^[54]将数据映射到多个 chirp 子载波。

基于索引调制的机会主义融合设计方式近年来也得到了较多的研究。索引调制由于其高能量和频谱效率而受到越来越多的关注。基于索引调制的 DFRC 技术将数字信息自然地嵌入雷达波形参数中，例如载波频率、时隙、天线的分配或 MIMO 雷达的正交波形。例如文献[55]提出的 MAJoRCom 模型，在不同脉冲之间随机改变载波频率，保持捷变频雷达的频率敏捷性，同时以随机方式在其天线单元之间分配这些频率，引入空间敏捷性。通信信息则通过频率和空间索引调制来进行传递。

2) 以通信信号为中心的机会主义融合设计

为实现高精度的感知，以通信信号为中心的波形设计主要考虑低旁瓣、低峰均比与有效杂波抑制的波形特性约束^[56]。大多数基于通信波形的 DFRC 系统设计均采用 OFDM 信号，尤其在车辆相关场景中。本节介绍了在现有通信协议与波形基础上进行感知功能扩展的若干方案。现有的通信中心双功能波形主要从符合协议标准的通信波形出发来耦合雷达感知的功能。通信协议通常是 IEEE 802.11p 或 IEEE 802.11ad^[57-60]。

IEEE 802.11p 标准侧重于车辆通信，并支持用于安全应用的短距离设备间传输。该协议工作在 5.9 GHz 频段，使用 OFDM 信令。文献[61]提出了利用 OFDM 波形的目标检测和测距算法，但在对目标进行估计和检测时仅使用了穷举优化算法，高复杂度可能对工程应用造成较大的压力。基于 IEEE 802.11p 标准的波形设计仍存在较大的研究空间，多车辆环境的信道模型、高分辨率低复杂度的检测与估计算法等

都是亟待解决的问题。

IEEE 802.11ad 是一种在 60 GHz 频段下运行的毫米波通信的通用标准,60 GHz 频段的更大带宽带来了更强的感知能力与通信速率。文献[59]给出了通过利用 IEEE 802.11ad 标准在 60 GHz 下运行的波束成形训练协议中产生的回波信号,实现了雷达关键监视功能的可能性,如探测潜在障碍物及其在距离多普勒域中的定位。

对于机会主义融合设计方式,一个难以避免的问题是,优先考虑其中一种功能时,另一种功能往往会受到较大程度的限制。以通信信号为中心的波形设计由于传输信号的随机性,可能导致信号自相关与互相关特性变差,从而降低雷达的动态范围与分辨率,或导致雷达感知的范围被较多地限制在通信的方向等;以感知信号为中心的波形设计则由于雷达的波形以及脉冲重复频率的限制,通信速率大大降低,难以在车联网等具有大带宽低时延需求的场景中得到应用。因此,不再严格区分功能主体的双功能联合机会主义融合设计也是当前缺少考虑的设计方式。

3.2 车联网中的双功能信号融合设计

目前,虽然学者们已经对通信感知一体化系统设计进行了大量研究工作,但仍需要在更严格的条件限制以及应用场景内对其进一步讨论与研究,如高动态的车联网场景。

车联网场景与普通性的场景存在诸多不同,通信感知信号融合的难度更大。首先,用户的高速移动特性对通信和感知性能提出挑战:多普勒频移既会对多载波传输的采样与定时产生干扰,也会降低目标感知估计的精度。尽管普适的一体化波形设计方案也对移动性进行了考虑,并采用了时频域变换、高分辨率估计算法等对距离和速度的估计精度进行改进,但仍难以适用于高速灵活的移动场景;序号调制作为克服移动性的一种较有效的方法,也可以为适应移动性的一体化波形设计提供基础,这种基于序号调制的新波形还有待更多的研究。其次,车联网覆盖范围广,需要较大的动态范围;实时性高,需要极高的数据传输速率与极低的传输时延以提高驾驶的安全性,这些都会给一体化波形设计带来难度,也是传统的设计方法较难满足的。最后,高密度的用户接入带来了更多的通信节点、目标检测估计任务以及复杂的网络架构。另外,行人车辆行为预测的难度以及高度动态的信道/感知环境,都是车联网不同于传统多用户场景的特点,也

使应用于车联网的一体化波形需要数据驱动的辅助与更高性能波形的设计技术。已有的方法在功能层面实现了基本的预测功能与感知对通信的辅助,但在信号层面的硬件一体化方面还缺少考虑。

针对车联网场景特殊要求指标的通信感知融合是一项充满前景的技术。车车、车路之间的海量连接带来了更丰富的感知信息,将有助于通信系统的优化设计;同时,通信技术构建了车辆信息交互网络,将极大增强单车的感知能力,克服单车智能所面临的一系列问题,有助于应对复杂的路况。尽管已有研究发现通信感知一体化信号波形的设计具备明显的理论优势,但由于实际应用场景的限制,专用双功能信号波形在车联网系统中的应用目前仍然受到限制。例如,目前的联合波形设计大多涉及解决相对复杂的优化问题,而优化问题的解决依赖于信道的先验信息。然而,在高动态的车联网中,准确的瞬时信道知识很难获取,为求解优化问题带来困难。虽然目前的 DFRC 系统考虑了具有双重功能的传感器,但它们主要用于低频段,不能轻易扩展到车联网场景。

常用的汽车雷达波形是调频连续波(FMCW, frequency modulated continuous wave)。FMCW 能提供高精度的分辨率,接收成本低,但是存在距离多普勒耦合现象,并且它没有可以用于嵌入通信数据的调制方法。调相连续波(PMCW, phase modulated continuous wave)也具有作为高分辨率汽车雷达的可行性,因为通信数据可以被嵌入其中。文献[63]在 PMCW 的基础上,利用了 OFDM 的多载波特性以及 PMCW 的码序列来同时嵌入雷达和通信双功能,克服了传统 PMCW 和 OFDM 波形的局限性。文献[64]在车联网场景中避免两功能相互干扰的背景下,提出了一种基于 PMCW 的通信感知双功能系统,并确保其联合设计的波形对动态多目标设置中的干扰具有稳健性。文献[65]提出了一种全新的双站感知系统,采用基于 OFDM 的单一波形来服务于汽车雷达感知和通信功能。基于上述工作,文献[65]对文献[63]提出的 PMCW-JRC 联合波形的性能进行了研究,并进一步阐述波形参数的选择对通信和雷达性能指标之间的权衡的影响,还进一步通过误码率(BER, bit error rate)和 CRLB 来分析双功能信号系统中通信和雷达系统的性能。表 5 对车联网中的双功能信号融合设计方法进行了比较。

表 5 车联网中的双功能信号融合设计方法的比较

设计方法	代表文献	是否区分功能主体	融合程度	方法描述	计算复杂度	双功能性能提升程度	方法局限	车联网适用程度
嵌入共存	文献[62-63]	否	高	通信与雷达波形同时嵌入并处理	较低	较高	雷达通信双功能之间存在相互干扰	较适用
联合优化	文献[64-65]	否	高	通信与感知性能权衡与联合优化	较高	高	优化目标与严格理论性能界尚不明确	较适用

4 车联网通信感知一体化未来发展方向

4.1 功能融合模型面临的挑战及发展方向

4.1.1 感知功能辅助通信

1) 感知功能辅助的信道建模

目前，从信道应用的角度来指导车联网通信感知一体化信道模型的构建仍处于起步阶段。车联网通信感知一体化系统可以精确地感知周围环境信息，这对信道模型的准确性提出了更高的要求。构建高精度信道模型最直观的方法是 GBDM 建模法。然而，车联网通信感知一体化系统依然基于通信网络。采用完全确定的信道建模方法会带来超高的计算复杂度，难以支撑车联网通信感知一体化系统级的仿真。在未来，从信道应用的角度，需提出一种在准确性和复杂度之间有更好折中的信道建模方法。

3) 感知功能辅助的信道估计

当前感知功能辅助信道估计涉及的感知信息种类较少，通常为位置、速度等信息。如何充分利用更复杂的感知信息（如 LiDAR、图像）以获得更好的估计效果与更低的开销，是感知功能辅助信道估计任务中值得研究的问题。同时，如何利用深度学习融合多模态感知信息需要更深入的认知，有必要理解性地设计感知融合的方案，从而避免盲目套用。

3) 感知功能辅助的多车资源联合分配

在车联网中，车辆所需的各种资源，如功率、波束、频谱、存储、计算等均需要随时进行优化分配以优化整个车联网系统的性能。不同车辆在同一时刻执行的任务以及业务需求有所不同，其对于不同维度资源的需求也同样具有异构性。尽管目前有工作^[24,66-67]研究了多车辆的功率以及时间分配问题，如何实现大规模高动态车联网的多维度资源联合优化分配却仍然是一个开放性问题。感知功能的引入有助于辅助探测多车辆的任务时空分布特征、预测未来的任务时空分布变化趋势以及相应的资源需求。感知功能辅助的车联网多维度资源联合优化分配问题是未来的研究方向之一。

4) 波束成形预测中的波束宽度自适应调整

在车联网中，随着车辆与 RSU 之间距离的变化，固定宽度的波束是无法保证随时覆盖车辆的通信接收机的。然而，目前针对波束追踪以及波束成形预测的工作绝大多数并未考虑车辆在实际应用场景下相对于 RSU 尺寸的变化，忽略了波束宽度动态变化的需求，这将会导致 RSU 与车辆之间的波束无法严格对准进而导致通信速率下降甚至无法正常建立 V2I 链路。据本文调研，目前极少存在针对实际应用场景下，车辆尺寸相对于 RSU 的演化而带来的波束覆盖范围问题的研究。未来，如何在感知信息辅助下实现高动态宽度调整的波束成形预测值得被进一步研究。

4.1.2 通信支撑的超视距感知

在未来，考虑到通信支撑的超视距感知与车联网系统的有机结合，亟须提出一种针对周边环境特征设计的多级分层的协同超视距感知方法。在数据交互方面，需要进行多级交互的超视距感知，利用特征数据乃至原始数据，补充语义提取较差区域的信息，平衡精度与效率；在融合处理方面，需要采用分层融合、动态更新的模式，以适应动态静态目标并存的复杂环境。利用交互和融合 2 个层面，共同形成多级分层的协同超视距感知，用以提升车联网通信感知一体化系统的感知能力。

4.2 信号融合模型面临的挑战及发展方向

4.2.1 专为车联网场景设计的双功能波形

车辆、路边单元乃至行人等各端的通信感知硬件层面共享可以极大缩减硬件成本，同时为车联网的设计提供新的范式，较大规模地扩展传统的通信感知功能。但在实际应用中，高速移动的车辆需要更加精确的波束指向，这为先前的波束成形方法带来了更大的挑战；另外，车车之间密集的信息传递与车辆对周围环境的感知，在先前的波形设计中也难以同时进行考虑。总而言之，专为车联网场景设计的双功能波形仍需研究。

4.2.2 统一实用的性能界度量研究

为刻画通信感知一体化系统的性能极限，需要

表 6 车联网通信感知一体化未来发展方向及挑战

融合模型	研究方向	具体研究内容	未来发展方向	面临挑战	
功能融合	感知功能辅助通信	信道建模	在准确性和复杂度之间有更好折中的信道建模方法	适用于车联网通信感知一体化系统的新颖信道建模方法的构建	
		信道估计	多模态感知环境信息的深度学习理解性融合与更高的分辨率精度	复杂多场景下信道估计算法的泛化能力与适应性	
		V2I 波束对准	感知信息辅助下实现更细粒度的车辆状态追踪	车辆高速移动的通信接收机及相对 RSU 快速变化的尺寸对波束覆盖范围的影响	
		资源联合分配	跨大规模高动态车联网的多维度资源联合优化分配	通过感知功能辅助探测多车辆的任务时空分布特征以及未来变化趋势	
信号融合	通信功能支撑感知	超视距感知	针对周边环境特征设计的多级分层的协同超视距感知方法	感知信息精度和通信负担以及处理复杂度的最优权衡	
		物理层优化设计	专用于车联网的波形设计	考虑通信感知波形的深层融合，充分探索双功能的耦合	车联网场景的高速移动性与低时延高可靠的传输指标等增加了波形设计的难度
		统一实用的性能度量	形成通信与感知相统一的实用可靠的性能度量	需要进一步揭示通信与感知的信息论之间的联系	
		跨层联合优化设计	适用于车联网的系统架构	对场景与工作模式进行细化，信号与功能融合的相互辅助与结合	车联网场景复杂且高动态性，简单的架构难以覆盖所有路况

发展通信感知一体化的信息论来统一两者的数学模型，这将从理论上指导波形的设计与资源的分配。目前，已有工作提出了“估计速率”来描述雷达的估计性能^[68]。然而，这一指标与雷达的常用性能指标，如检测概率、虚警概率和均方误差等联系尚不明确。因此，还需要进一步揭示感知性能与信息论的内在联系。

4.2.3 适用于车联网场景的系统架构设计

为实现通信与感知体制的进一步融合，需要设计新的传输协议与系统架构，以实现全场景下的通信与感知功能的互不干扰甚至协同优化。因此，需要考虑针对不同的场景，设计低成本、低复杂度和高效率的通信感知一体化的新系统架构。已有的工作只对 V2I 场景下的车辆直行、通过路口等基本任务进行了考虑，但现实路况往往更加复杂，还需要考虑更多现实因素与复杂的信道环境，设计更加完善的协议与架构。表 6 总结了车联网通信感知一体化功能融合模型以及信号融合模型的未来发展方向及挑战。

5 结束语

随着智能车辆具备的感知能力与通信能力日益增强以及智能车联网技术和产业的迅速发展，通信与感知双功能的融合设计也因其能带来的强大协作增益受到广泛关注。依托车联网中的通信设备以及种类丰富的感知设备，通信感知一体化技术就是利用通信和感知的协同融合，实现双功能在硬件资源以及功能层面上的相互增强。首先，

定义了车联网通信感知一体化系统的 2 种融合模型：功能融合与信号融合。其次，回顾总结了车联网通信感知一体化功能融合模型的相关研究工作。再次，回顾了应用于一般场景下的三类信号融合方式，介绍了目前专用于车联网中的双功能信号设计的研究现状。最后，提出了功能融合模型以及信号融合模型在未来的发展方向以及面临的挑战。本文通过对车联网通信感知一体化已有研究成果的综述，总结了研究思路，为相关领域研究人员快速全面地了解车联网通信感知一体化研究现状及进展提供参考与帮助。

参考文献：

- [1] BOBAN M T, KOUSARIDAS A, MANOLAKIS K, et al. Connected roads of the future: use cases, requirements, and design considerations for vehicle-to-everything communications[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2018, 13(3): 110-123.
- [2] 董朔朔, 刘留, 樊圆圆, 等. 车联网信道特性综述[J]. 电波科学学报, 2021, 36(3): 349-367.
DONG S S, LIU L, FAN Y Y, et al. Overview of the channel characteristics of V2X[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2021, 36(3): 349-367.
- [3] JU S H, RAPPAPORT T S. Millimeter-wave extended NYUSIM channel model for spatial consistency[C]//Proceedings of 2018 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [4] ADEMAJ F, SCHWARZ S, GUAN K, et al. Ray-tracing based validation of spatial consistency for geometry-based stochastic channels[C]//Proceedings of 2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [5] CAI X S, ZHANG G J, ZHANG C, et al. Dynamic channel modeling for indoor millimeter-wave propagation channels based on measure-

- ments[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(9): 5878-5891.
- [6] 3GPP. Technical specification group radio access network; study on scenarios and requirements for next generation access technologies (release 14): TR 38.913[S]. 2016.
- [7] DOCOMO N T T. 5G channel model for bands up to 100 GHz[R]. 2016.
- [8] JAECKEL S, RASCHKOWSKI K, BORNER K, et al. QuaDRi-Ga-quasi deterministic radio channel generator, user manual and documentation[R]. 2017.
- [9] CARDONA N. Cooperative radio communications for green smart environments[M]. Denmark: River Publishers, 2016.
- [10] HUANG Z W, CHENG X, YIN X F. A general 3D non-stationary 6G channel model with time-space consistency[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(5): 3436-3450.
- [11] YE H, LI G Y, JUANG B H. Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(1): 114-117.
- [12] 黄源, 何恰刚, 吴裕庭, 等. 基于深度学习的压缩感知 FDD 大规模 MIMO 系统稀疏信道估计算法[J]. *通信学报*, 2021, 42(8): 61-69.
HUANG Y, HE Y G, WU Y T, et al. Deep learning for compressed sensing based sparse channel estimation in FDD massive MIMO systems[J]. *Journal on Communications*, 2021, 42(8): 61-69.
- [13] LIAO Y, HUA Y X, DAI X W, et al. ChanEstNet: a deep learning based channel estimation for high-speed scenarios[C]//*Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [14] GIZZINI A K, CHAFII M, NIMR A, et al. Deep learning based channel estimation schemes for IEEE 802.11p standard[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 113751-113765.
- [15] LIM S H, KIM S, SHIM B, et al. Deep learning-based beam tracking for millimeter-wave communications under mobility[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(11): 7458-7469.
- [16] YANG Y W, GAO F F, XING C W, et al. Deep multimodal learning: merging sensory data for massive MIMO channel prediction[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(7): 1885-1898.
- [17] MA X L, YE H, LI Y. Learning assisted estimation for time-varying channels[C]//*Proceedings of 2018 15th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [18] VA V, SHIMIZU T, BANSAL G, et al. Position-aided millimeter wave V2I beam alignment: a learning-to-rank approach[C]//*Proceedings of 2017 IEEE 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-5.
- [19] GONZÁLEZ-PRELCIC N, MÉNDEZ-RIAL R, HEATH R W. Radar aided beam alignment in mmWave V2I communications supporting antenna diversity[C]//*Proceedings of 2016 Information Theory and Applications Workshop (ITA)*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-7.
- [20] BRAMBILLA M, NICOLI M, SAVARESI S, et al. Inertial sensor aided mmWave beam tracking to support cooperative autonomous driving[C]//*Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Communications Workshops*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [21] 张璐璐, 仲伟志, 张俊杰, 等. 基于车辆环境态势感知的毫米波波束跟踪[J]. *信号处理*, 2022, 38(3): 457-465.
- ZHANG L L, ZHONG W Z, ZHANG J J, et al. Millimeter wave beam tracking based on vehicle environmental situational awareness[J]. *Journal of Signal Processing*, 2022, 38(3): 457-465.
- [22] CHEN Z M, CAO Z X, HE X Y, et al. DoA and DoD estimation and hybrid beamforming for radar-aided mmWave MIMO vehicular communication systems[J]. *Electronics*, 2018, 7(3): 40.
- [23] ALI A, GONZÁLEZ-PRELCIC N, GHOSH A. Millimeter wave V2I beam-training using base-station mounted radar[C]//*Proceedings of 2019 IEEE Radar Conference (RadarConf)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [24] LIU F, YUAN W J, MASOUIROS C, et al. Radar-assisted predictive beamforming for vehicular links: communication served by sensing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(11): 7704-7719.
- [25] YUAN W J, LIU F, MASOUIROS C, et al. Bayesian predictive beamforming for vehicular networks: a low-overhead joint radar-communication approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(3): 1442-1456.
- [26] YING Z H, CUI Y H, MU J S, et al. Particle filter based predictive beamforming for integrated vehicle sensing and communication[C]//*Proceedings of 2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [27] YUAN W J, WEI Z Q, LI S Y, et al. Integrated sensing and communication-assisted orthogonal time frequency space transmission for vehicular networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2021, 15(6): 1515-1528.
- [28] MU J S, GONG Y, ZHANG F P, et al. Integrated sensing and communication-enabled predictive beamforming with deep learning in vehicular networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(10): 3301-3304.
- [29] LIU F, MASOUIROS C. A tutorial on joint radar and communication transmission for vehicular networks—part III: predictive beamforming without state models[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(2): 332-336.
- [30] SHAHAM S, DING M, KOKSHOORN M, et al. Fast channel estimation and beam tracking for millimeter wave vehicular communications[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 141104-141118.
- [31] MUNS G R, MISHRA K V, GUERRA C B, et al. Beam alignment and tracking for autonomous vehicular communication using IEEE 802.11ad-based radar[C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications Workshops*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 535-540.
- [32] XU Y H, GUO Y H, LI C, et al. Predictive beam tracking with cooperative sensing for vehicle-to-infrastructure communications[C]//*Proceedings of 2021 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 835-840.
- [33] KLAUTAU A, GONZÁLEZ-PRELCIC N, HEATH R W. LiDAR data for deep learning-based mmWave beam-selection[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(3): 909-912.
- [34] NISHIO T, ARAI R, YAMAMOTO K, et al. Proactive traffic control based on human blockage prediction using RGBD cameras for millimeter-wave communications[C]//*Proceedings of 2015 12th Annual IEEE Consumer Communications and Networking Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2015: 152-153.
- [35] ALRABEIAH M, HREDZAK A, ALKHATEEB A. Millimeter wave

- base stations with cameras: vision-aided beam and blockage prediction[C]//Proceedings of 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [36] CHARAN G, ALRABEIAH M, ALKHATEEB A. Vision-aided 6G wireless communications: blockage prediction and proactive handoff[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(10): 10193-10208.
- [37] DIAS M, KLAUTAU A, GONZÁLEZ-PRELCIC N, et al. Position and LiDAR-aided mmWave beam selection using deep learning[C]//Proceedings of 2019 IEEE 20th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [38] LI H, NASHASHIBI F. Multi-vehicle cooperative perception and augmented reality for driver assistance: a possibility to 'see' through front vehicle[C]//Proceedings of 2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway: IEEE Press, 2011: 242-247.
- [39] KIM S W, QIN B X, CHONG Z J, et al. Multivehicle cooperative driving using cooperative perception: design and experimental validation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(2): 663-680.
- [40] CHEN Q, TANG S H, YANG Q, et al. Cooper: cooperative perception for connected autonomous vehicles based on 3D point clouds[C]//Proceedings of 2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems. Piscataway: IEEE Press, 2019: 514-524.
- [41] WANG T H, MANIVASAGAM S, LIANG M, et al. V2VNet: vehicle-to-vehicle communication for joint perception and prediction[C]//Computer Vision - ECCV 2020. Berlin: Springer, 2020: 605-621.
- [42] CHEN Q, MA X, TANG S H, et al. F-cooper: feature based cooperative perception for autonomous vehicle edge computing system using 3D point clouds[C]//Proceedings of the 4th ACM/IEEE Symposium on Edge Computing. New York: ACM Press, 2019: 88-100.
- [43] XIAO Z Y, MO Z B, JIANG K, et al. Multimedia fusion at semantic level in vehicle cooperative perception[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [44] RAWASHDEH Z Y, WANG Z. Collaborative automated driving: a machine learning-based method to enhance the accuracy of shared information[C]//Proceedings of 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 3961-3966.
- [45] CHO H, SEO Y W, KUMAR B V K V, et al. A multi-sensor fusion system for moving object detection and tracking in urban driving environments[C]//Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1836-1843.
- [46] 安鑫, 蔡伯根, 上官伟. 车路协同路侧感知融合方法的研究[J]. 测控技术, 2022, 41(2): 1-12, 35.
- AN X, CAI B G, SHANGGUAN W. Vehicle Road cooperative roadside perception fusion method[J]. Measurement & Control Technology, 2022, 41(2): 1-12, 35.
- [47] TAVIK G C, HILTERBRICK C L, EVINS J B, et al. The advanced multifunction RF concept[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2005, 53(3): 1009-1020.
- [48] LIU Y J, LIAO G S, YANG Z W, et al. Multiobjective optimal waveform design for OFDM integrated radar and communication systems[J]. Signal Processing, 2017, 141: 331-342.
- [49] 刘永军, 廖桂生, 杨志伟, 等. 一种超分辨 OFDM 雷达通信一体化设计方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(2): 425-433.
- LIU Y J, LIAO G S, YANG Z W, et al. A super-resolution design method for integration of OFDM radar and communication[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(2): 425-433.
- [50] HASSANIEN A, AMIN M G, ZHANG Y D, et al. Dual-function radar-communications: information embedding using sidelobe control and waveform diversity[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(8): 2168-2181.
- [51] LIU F, ZHOU L F, MASOUROS C, et al. Toward dual-functional radar-communication systems: optimal waveform design[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(16): 4264-4279.
- [52] LIU F, MASOUROS C, LI A, et al. MU-MIMO communications with MIMO radar: from co-existence to joint transmission[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(4): 2755-2770.
- [53] 曾浩, 吉利霞, 李凤, 等. 16QAM-LFM 雷达通信一体化信号设计[J]. 通信学报, 2020, 41(3): 182-189.
- ZENG H, JI L X, LI F, et al. 16QAM-LFM waveform design for integrated radar and communication[J]. Journal on Communications, 2020, 41(3): 182-189.
- [54] 李晓柏, 杨瑞娟, 陈新永, 等. 基于分数阶傅里叶变换的雷达通信一体化信号共享研究[J]. 信号处理, 2012, 28(4): 487-494.
- LI X B, YANG R J, CHEN X Y, et al. The sharing signal for integrated radar and communication based on FRFT[J]. Signal Processing, 2012, 28(4): 487-494.
- [55] HUANG T Y, SHLEZINGER N, XU X Y, et al. MAJoRCom: a dual-function radar communication system using index modulation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68: 3423-3438.
- [56] 刘永军, 廖桂生, 杨志伟. OFDM 雷达通信一体化波形相参积累研究[J]. 信号处理, 2017, 33(3): 253-259.
- LIU Y J, LIAO G S, YANG Z W. A study for the coherent integration with integrated radar and communication waveform based on OFDM[J]. Journal of Signal Processing, 2017, 33(3): 253-259.
- [57] REICHARDT L, STURM C, GRÜNHaupt F, et al. Demonstrating the use of the IEEE 802.11p Car-to-Car communication standard for automotive radar[C]//Proceedings of 2012 6th European Conference on Antennas and Propagation (EUCAP). Piscataway: IEEE Press, 2012: 1576-1580.
- [58] KUMARI P, CHOI J, GONZÁLEZ-PRELCIC N, et al. IEEE 802.11ad-based radar: an approach to joint vehicular communication-radar system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(4): 3012-3027.
- [59] GROSSI E, LOPS M, VENTURINO L, et al. Opportunistic automotive radar using the IEEE 802.11ad standard[C]//Proceedings of 2017 IEEE Radar Conference (RadarConf). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1196-1200.
- [60] KUMARI P, GONZALEZ-PRELCIC N, HEATH R W. Investigating the IEEE 802.11ad standard for millimeter wave automotive radar[C]//Proceedings of 2015 IEEE 82nd Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-5.
- [61] DANIELS R C, YEH E R, HEATH R W. Forward collision vehicular radar with IEEE 802.11: feasibility demonstration through measure-

ments[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(2): 1404-1416.

- [62] HOSSEIN D S, BHAVANI M R, STIFTER T, et al. Multicarrier phase modulated continuous waveform for automotive joint radar-communication system[C]//Proceedings of 2018 IEEE 19th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [63] DOKHANCI S H, SHANKAR M R B, NIJSURE Y A, et al. Joint automotive radar-communications waveform design[C]//Proceedings of 2017 IEEE 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-7.
- [64] DOKHANCI S H, SHANKAR M R B, STIFTER T, et al. OFDM-based automotive joint radar-communication system[C]//Proceedings of 2018 IEEE Radar Conference (RadarConf18). Piscataway: IEEE Press, 2018: 902-907.
- [65] DOKHANCI S H, MYSORE B S, MISHRA K V, et al. A mmWave automotive joint radar-communications system[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(3): 1241-1260.
- [66] LIU F, MASOUIROS C. Joint localization and predictive beamforming in vehicular networks: power allocation beyond water-filling[C]//Proceedings of ICASSP 2021 - 2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2021: 8393-8397.
- [67] JIANG N, HUANG S, ZHAO Y F, et al. Joint power control and time allocation for joint radar and communication system in cognitive radio enabled vehicular ad-hoc networks[C]//Proceedings of 2019 6th International Conference on Dependable Systems and Their Applications (DSA). Piscataway: IEEE Press, 2020: 470-474.
- [68] CHIRIYATH A R, PAUL B, JACYNA G M, et al. Inner bounds on performance of radar and communications co-existence[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(2): 464-474.

[作者简介]



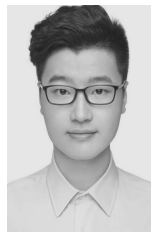
程翔(1979-),男,山东济南人,博士,北京大学博雅特聘教授、博士生导师,主要研究方向为基于数据驱动的智慧网络和网联智能、无线通信信道建模和应用、5G/B5G 智能车联网和多智能体协同理论和技术。



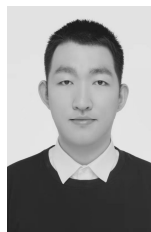
张浩天(2000-),男,满族,辽宁沈阳人,北京大学博士生,主要研究方向为未来车联网场景下的通信感知一体化与多智能体协同理论和技术。



杨宗辉(2000-),男,安徽淮南人,北京大学博士生,主要研究方向为未来车联网场景下的通信感知一体化与多智能体协同理论和技术。



黄子蔚(1996-),男,浙江绍兴人,北京大学博士生,主要研究方向为未来复杂高速移动场景下的无线通信信道的测量与建模。



李思江(1999-),男,河北秦皇岛人,北京大学博士生,主要研究方向为车联网场景下的多移动智能体的协同定位感知与智能。



余安澜(2000-),男,安徽合肥人,北京大学博士生,主要研究方向为毫米波信道估计、信号处理、机器学习应用、通信感知一体化等。