迈向ISAC赋能车联网：框架、进展与机遇

Zhen Du，*IEEE*会员，Fan Liu，*IEEE*会员，Yunxin Li、Weijie Yuan，*IEEE*会员，Yuanhao Cui，*IEEE*会员，Zenghui Zhang，*IEEE*高级会员，Christos Masouros，*IEEE*高级会员，和 Bo Ai，*IEEE*会士。

arXiv:2305.00681v1 [eess.SP] 1 May 2023

摘要——**网联自动驾驶汽车（CAV）网络面临着诸多挑战，例如吞吐量低、时延高以及定位精度差。这些挑战严重阻碍了CAV网络在未来6G无线网络中沉浸式元宇宙应用和驾驶安全领域的实施。为缓解这些问题，感知与通信一体化（ISAC）被视为未来CAV网络的一项变革性技术。本文全面概述了ISAC技术在车联网（V2I）中的应用。我们介绍了通用系统框架、代表性研究进展，以及一项关于利用5G新空口（NR）波形实现V2I网络中感知辅助通信的详细案例研究。最后，我们重点探讨了该领域尚待解决的问题与机遇。**

关键词—**通信感知一体化、车对基础设施、元宇宙、波束跟踪、5G NR**

I. 引言

A. 背景与动机：面向元宇宙的 *ISAC*赋能车联网

元宇宙有望成为未来6G移动网络的一项革命性应用，带来重大的技术进步和商业机遇。网联自动驾驶汽车（CAV）是能够从元宇宙中受益的移动平台。元宇宙对CAV网络的重要意义在于，它能够提供更加智能、便捷、安全的出行体验，实现CAV网络的无缝连接，提高交通管理效率，并推动未来交通与出行向更加智能、高效的方向发展。为此，必须满足关键的服务质量（QoS）要求所需指标，包括超高吞吐量（至少 100 Gbps）、高可靠性（至少 99.9999%）和超低时延（低于 0.1 ms）等。

如图 1 所示，元宇宙致力于构建一个镜像现实世界道路环境的虚拟生态系统，利用扩展现实、数字孪生、人工智能、大规模分布式计算、交互设计与开发工具等一系列技术，为其基础设施提供支持 [1]。为了在未来 6G 时代实现物理世界与数字世界的无缝融合，元宇宙需要无处不在且高度精准的无线感知服务。CAV网络的一个应用实例是，在元宇宙中通过共享平台连接商用车辆，从而实现拼车和租赁服务。为此，有必要在元宇宙中制定统一的驾驶决策，同时确保与现实世界物理层（PHY）性能相关的关键感知分辨率、精度和通信服务质量。这样一来，便有望在单一平台上利用相同频谱，甚至统一的发射波形，共同设计感知与通信（S&C）功能。这种方法称为通感一体化（ISAC），将促进虚拟目标与现实目标之间的映射 [2]，确保沉浸式的元宇宙体验。在ISAC系统中，感知与通信功能不再被视为彼此独立的最终目标，而是通过协同设计来实现相互增益。ISAC的发展动因既受到内部技术趋势的影响，也受到感知与通信领域外部商业需求的推动，具体总结如下。

- **技术趋势：**通信与感知正朝着更高频段发展，例如毫米波（mmWave）和太赫兹（THz）频段。在这些频段中，通信感知一体化是一种具有成本效益的范式转变，可推动设备小型化、提升频谱和功率效率，并减少硬件及信号处理开销等。
- **商业需求：**通信与感知技术的融合有望提升频谱效率，从而带来显著的经济效益。然而，当前的 5G 移动网络尚不具备基本的感知能力。因此，下一代移动网络 6 G 必须纳入跟踪、定位、制图和成像等感知能力。

基于上述动机，通信感知一体化的两大主要优势可概括为 [2]。首先，通信感知一体化可带来集成

Zhen Du现任南京信息工程大学电子与信息工程学院（中国南京，210044）教职，同时任职于南方科技大学电子与电气工程系（中国深圳，518055）。（电子邮箱：duzhen@nuist.edu.cn）。

Fan Liu、Yunxin Li 和 Weijie Yuan 就职于南方科技大学电子与电气工程系，中国深圳 518055（电子邮箱：liuf6@sustech.edu.cn；liyx2022@mail.sustech.edu.cn；yuanwj@sustech.edu.cn）。(通讯作者：*Fan Liu*)

Yuanhao Cui 就职于北京邮电大学信息与通信工程学院，中国北京 100876 （电子邮箱：cuiyuanhao@bupt.edu.cn ）。

Zenghui Zhang 就职于上海交通大学电子信息与电气工程学院，中国上海 200240（电子邮箱：zenghui.zhang@sjtu.edu.cn）。

Christos Masouros 就职于伦敦大学学院电子与电气工程系，英国伦敦 WC1E 7JE（电子邮箱：chris.masouros@ieee.org）。

Bo Ai 任职于北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室，中国北京 100044。（电子邮箱：boai@bjtu.edu.cn）。

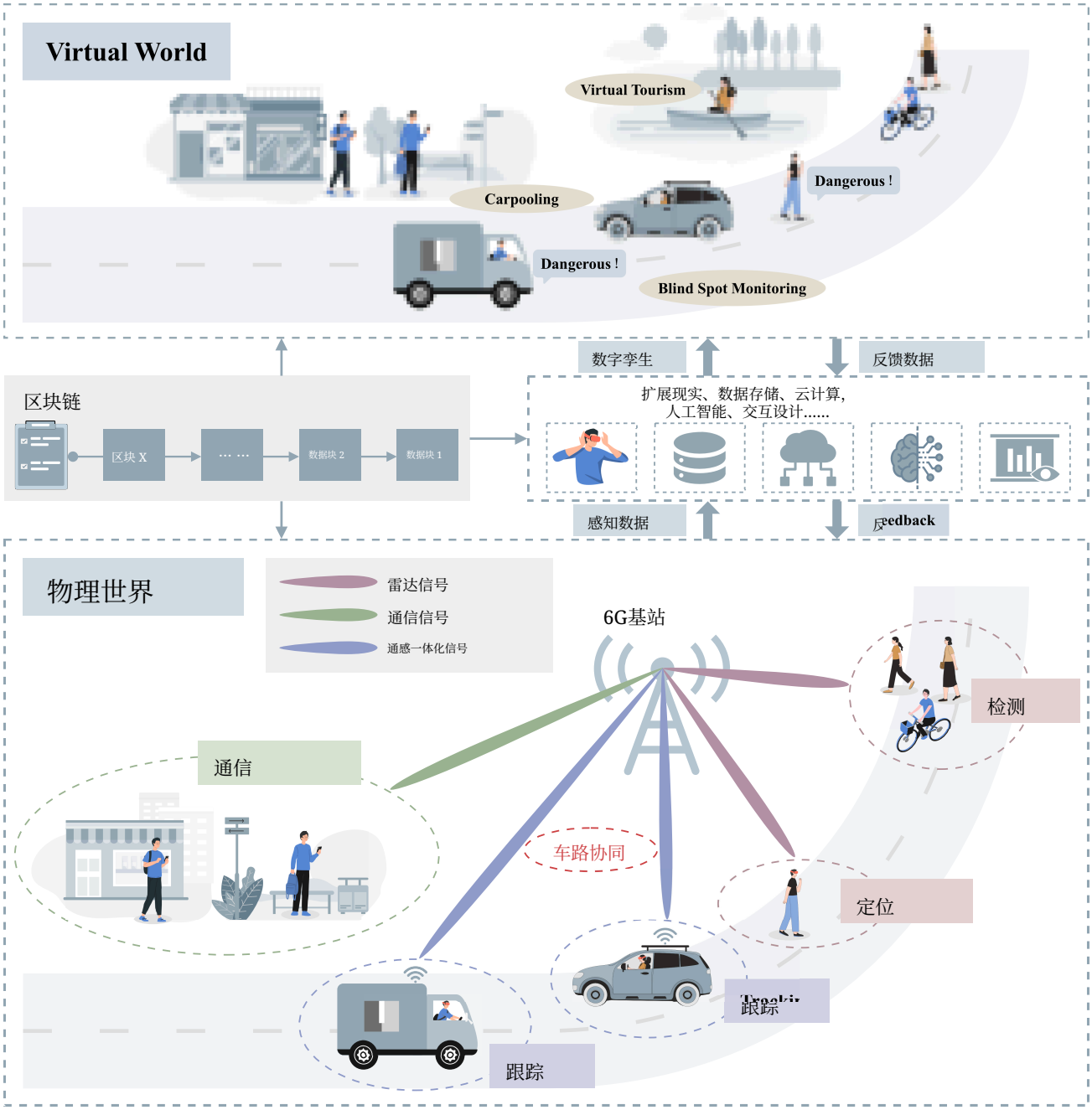


图 1. 6G移动网络中道路环境元宇宙的示意图，其中通信感知一体化发挥着重要作用

e.

增益，通过共享用于双功能感知与通信的无线电资源，减少传输、设备和基础设施的重复。其次，通信感知一体化可带来协调增益，实现感知与通信之间的相互协助。

B. 研究进展：波束管理分类

车联网（V2X）使车辆、基础设施、互联网和行人之间能够共享信息，其中车到基础设施（V2I）链路预计将与6G移动网络紧密连接。通过利用大规模多输入多输出（mMIMO）天线并将载波频率提升至毫米波和太赫兹频段，得益于丰富频谱资源所提供的大带宽，以及铅笔状波束图所带来的显著波束成形增益和低旁瓣，通信吞吐量能够大幅提升。为此，高效的mMIMO波束管理成为基本前提；由于信道特性快速变化，高移动性车到基础设施网络中的波束管理面临更严峻的瓶颈挑战，这被视为网联自动驾驶汽车元宇宙应用实际部署的限制因素。总体而言，具有代表性的波束管理方法

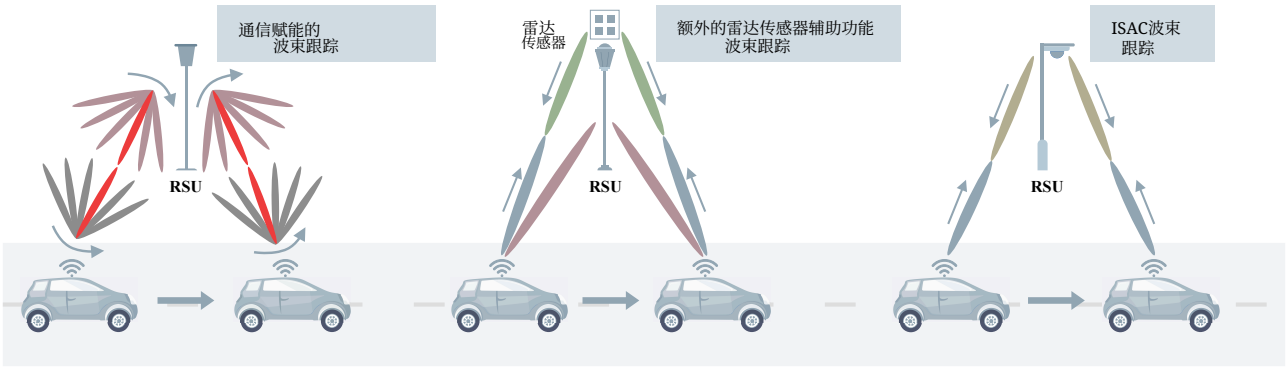


图2. 三种典型波束管理框架示意图。

包括以下三个框架，如图2所示。

- **通信赋能方法：**在传统车联网中，波束管理通过波束训练实现，这需要车辆与基站之间频繁进行信令反馈，并在整个空间域内产生巨大的角度搜索开销。为此，必须在帧的前导部分分配更多导频，例如同步信号块（SSB）和信道状态信息参考信号（CSI-RS），这会显著降低频谱效率。波束跟踪技术能够利用相邻传输时隙之间的时间相关性缩小角度搜索区域，但仍需反复切换和反馈，以确保车联网连接的无缝性。因此，当前基于纯通信协议的波束管理技术无法同时满足网联自动驾驶汽车和元宇宙的服务质量要求。

- **额外雷达传感器辅助方法：**通信感知一体化的集成与协同增益，使独立的感知与通信组件能够协同进行联合设计。在车联网中，感知辅助通信能够减少频繁扫描的开销，同时提升高移动性场景下的定位精度和鲁棒性。实现感知辅助通信的一种初步构想，是在路侧单元（RSU）上安装一个共址雷达传感器 [3]。该传感器用于收集信道状态信息，以辅助车联网中的波束对准。尽管降低训练开销或许能提升感知与通信的协同增益，但若加入额外的雷达传感器，并为其配备独立的频谱频段、波形生成器和处理单元，可能会损失集成增益。这可能会增加频谱消耗、硬件成本和设备尺寸，最终导致该方案不具备成本效益。

- **通信感知一体化方法：**一种更具潜力的方法是利用通信信号本身进行感知，而不是仅使用前导码。这可以通过利用整个数据帧来实现。本质上，路侧单元的感知接收机可以使用雷达感知算法从回波中提取定位信息。与仅通信方法相比，通信感知一体化赋能的感知辅助通信方法具有多项优势 [4]–[8], ，包括：

  1 **降低导频开销：**采用通信感知一体化方案可以减轻信道状态信息参考信号和上行反馈的负担，因为感知接收机可以通过回波获取定位信息。不过需要注意的是，通信接收机仍需使用解调参考信号（DMRS）进行相干解调，因此解调参考信号也包含在 SSB 中。图 3 对帧结构进行了比较，可进一步说明这一点。

  2 **显著提升定位性能：**尽管与单程通信传播相比，感知回波因往返传播而经历更大的路径损耗，但使用更长的数据块进行定位仍具有显著优势。与仅使用有限导频相比，使用整个数据块可通过匹配滤波显著提升信噪比（SNR），且受路径损耗的影响较小。此外，除角度外，距离和速度带来的额外自由度（DoF）也有助于提升信噪比。因此，定位精度得到了显著提升。

本文其余部分的组织如下。首先，我们从整体上回顾集成感知与通信支持的车联网的系统框架。随后，我们介绍主要挑战及其解决方案。此外，我们基于5G NR协议，通过设计集成感知与通信帧结构和感知辅助波束管理方法，详细阐述一个案例研究。最后，我们阐明了一些值得未来进一步研究的未解决问题与机遇。

II. 通用系统框架

A. 基本架构

我们考虑具备主动感知能力的毫米波路侧单元，具体聚焦于共址集成感知与通信发射机和

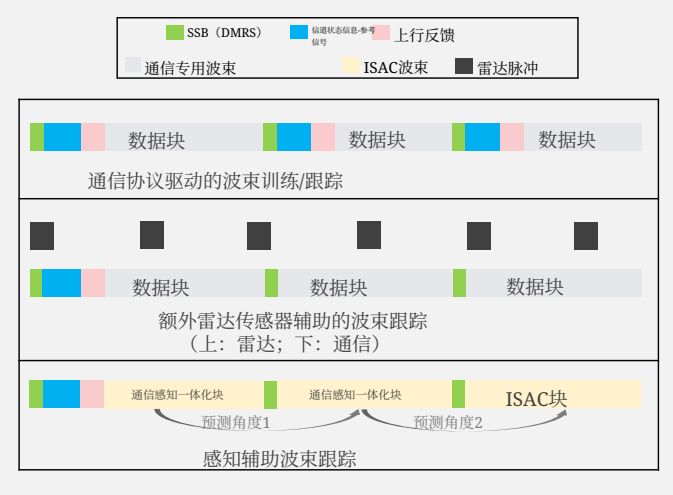


图 3. 帧结构示意图：基于通信协议的波束训练/跟踪、额外雷达传感器辅助波束跟踪，以及感知辅助波束跟踪。

感知接收机。ISAC发射机尤为重要，因为它同时发射一种统一波形，以实现感知与通信功能。为确保系统框架有效运行，必须在ISAC发射机与感知接收机之间保持良好的隔离，尤其是因为路侧单元会发射连续信号。因此，路侧单元需要以带内全双工（IBFD）模式运行，以消除自干扰。目前的技术能够实现超过 110 dB 的自干扰消除，这一点已得到广泛认可 [9]。此外，值得注意的是，路侧单元采用大规模多输入多输出均匀线性阵列（ULA）或均匀平面阵列（UPA），生成铅笔状锐利窄波束，并获得极高的阵列增益。

B. 通信感知一体化发射波形

- **正交频分复用（OFDM）：** 由于具备诸多优势，OFDM调制已广泛应用于4G/5G蜂窝系统和WiFi网络，例如能够抵御多径干扰、借助快速傅里叶变换（FFT）算法实现结构简单且实现成本低、子载波正交以及频率分集等。此外，OFDM凭借其独特特性（例如图钉状模糊函数，以及合成大时带积的能力）在雷达领域备受关注。然而，它容易受到严重的多普勒扩展影响。这在高移动性成为关键因素的CAV网络中尤为突出。OFDM对多普勒效应（包括载波间干扰（ICI））的敏感性可能导致波束跟踪失败。

- **正交时频空间（OTFS）：** OTFS 是一种在二维时延-多普勒（DD）域中运行的调制方案，能够适应时频（TF）域中时变信道的快速动态特性。OTFS 的巧妙设计使发射信号与延迟-多普勒域信道特性实现完美交互。通过将信息调制转换到延迟-多普勒域，OTFS 能够有效缓解信道衰落和干扰的影响。这对于利用回波估计时延和多普勒频移也至关重要。与 OFDM 相比，OTFS 可实现完全分集，因为每个数据符号都扩展到整个时频域，且峰均功率比（PAPR）更低，因此更适合某些应用 [6]。

C. 毫米波频段的感知与通信信道

总体而言，由于感知与通信均工作在常见的毫米波频段，因此二者具有相似的信道特性。首先，与传统的6 GHz以下信道相比，感知与通信的毫米波信道都较为稀疏，也就是说其中的非视距分量较少。其次，感知与通信的毫米波波束旁瓣较低，因此不易受到窃听和干扰。此外，ISAC发射机向车辆发送统一信号，而感知信道的脉冲响应由被感知目标决定。许多研究将车辆视为点状物体，这通常基于缓慢起伏的 Swerling I型模型。然而，当分辨率较高时，这种感知信道模型并不适用。例如，在毫米波频段使用大规模MIMO阵列时，感知目标包含大量扩展细节。尽管毫米波感知与通信信道的功率衰减高于6 GHz以下信道，但大规模MIMO波束的高阵列增益能够有效抵消这种路径损耗。此外，非视距路径有助于提升通信吞吐量，而感知接收机接收到的非视距杂波分量则可能损害感知能力。下文将进一步探讨这些因素之间的权衡。

D. 感知接收算法

- **卡尔曼滤波：** 卡尔曼滤波器是一种线性最小均方误差估计器，它利用一系列随时间观测到的测量值（包括统计噪声和其他不确定性）来估计未知变量。具体而言，它会针对每个时隙估计测量值与状态变量的联合概率分布。此外，它还会确定测量模型与状态演化模型之间的最优权重因子，即卡尔曼增益。对于非线性模型，可以采用线性近似方法，例如扩展卡尔曼滤波（EKF）和无迹卡尔曼滤波（UKF）等。卡尔曼滤波器系列凭借预测波束成形能力，特别适用于高移动性车联网通信 [4]。由于能够处理非平稳数据等优势，卡尔曼滤波器系列是波束管理应用的一种很有前景的技术。不过需要注意的是，在存在非高斯噪声时，采用卡尔曼滤波可能无法获得最优性能。此外，成功实施卡尔曼滤波需要预先了解测量误差和

状态误差，这些误差可以事先估计，也可以用相应的 Cr´amer-Rao 界（ CRB ）值代替。

• **贝叶斯滤波：** 卡尔曼滤波是一种线性滤波技术，被认为适用于高斯不确定性系统状态估计的最优方法。它是贝叶斯滤波的一种特殊情形，涉及根据传感器测量和先验知识估计未知变量的概率分布。从最优估计的角度来看，感知辅助波束跟踪涉及使用最大后验 概率（ MAP）估计器，根据测量值和状态推断距离、速度和角度等未知变量。车辆的运动参数可以通过因子图和消息传递算法进行估计和预测。虽然标准消息传递算法无法提供闭式解，但可以使用改进的均值场消息传递算法和二阶泰勒展开对反三角函数进行线性化 [5]。与粒子滤波相比，这种方法更可取，因为粒子滤波需要大量粒子，计算开销也可能很大。还值得强调的是，均值场算法与泰勒展开相结合，能够有效平衡复杂度与性能。

III. 挑战与解决方案

所构建的基于通信感知一体化的系统框架在实现车联网中的感知辅助通信方面展现出巨大潜力。然而，仍有一些关键障碍阻碍其实际应用。总而言之，我们将已解决的一些关键问题列举如下。

A. 通信感知一体化资源分配

从宏观层面来看，通信感知一体化赋能的车联网面临的主要问题之一是资源分配。向多种服务分配传输资源，对于提升感知与通信的服务质量至关重要。然而，由于功率和带宽等资源预算有限，感知与通信用户之间存在性能权衡。为解决这一问题，我们强调向不同波束分配带宽的重要性，因为这种方法有助于减轻相邻波束之间的相互干扰，尤其是在波束部分重叠时。为说明这一点，研究提出了一种统一资源分配框架 [10], , 通过特定指标量化感知的服务质量，包括检测、定位和跟踪。该框架旨在通过优先考虑每类服务最关键的指标来优化资源分配，从而提升基于通信感知一体化的车载网络整体性能。

• **检测概率：** 当针对特定虚警概率设定阈值时，可以使用奈曼-皮尔逊准则来衡量目标的可检测性。

• **CRB：** CRB 被称为无偏估计量方差的理论下界。通常，均方误差（MSE）能够在高信噪比区域逼近 CRB。

• **后验克拉美-罗界（PCRB）：** PCRB天然适用于跟踪服务，因为滤波过程同时受测量值和先验状态演化模型的影响。

将这三种感知服务质量指标与通信服务质量指标（例如可达和速率）相结合，便可根据期望的系统需求分配功率和带宽资源，从而在资源分配中实现可调的性能权衡。值得庆幸的是，得益于所构建问题的凸性，该框架下产生的资源分配问题可以通过交替优化功率和带宽分配变量得到有效求解 [10]。

B. 点目标与扩展目标

毫米波频段可用于无线电传输的频谱资源丰富，因此感知距离分辨率相对较高。此外，笔形波束般锐利的大规模多输入多输出波束可能无法照射整辆车，导致感知接收机在角度域和距离域中接收到高度扩展的目标内容。这种现象会造成一种不理想的结果：即使车辆已被准确跟踪，路侧单元仍无法确定通信天线的精确位置，如图 5 所示。此外，通信天线实际上可能位于波束图的有效主瓣之外，导致数据传输性能较差。为解决这一问题，已有两种新型方案[7] 被提出，相关方案也展示于图 4 中，其专门设计的帧结构则见图 5。

• **动态波束一体化感知与通信（ISAC-DB）：** 一个直观的想法是动态调整波束宽度，以确保整个车辆几何形状都能被照亮。这样，分辨散射点几乎会均匀分布在整个车辆几何形状中，从而使我们能够推断出通信天线的位置。然而，增大波束宽度会导致阵列增益降低，这不利于通信传输。

• **交替宽波束与窄波束一体化感知与通信（ISAC-AB）：** 为提高通信速率，有人提出一种升级方案，将每个传输数据块分为两个阶段。第一阶段采用前文所述的动态波束宽度，第二阶段则使用大规模多输入多输出窄波束传输，并借助第一阶段估计得到的角度。从某种意义上说，第一阶段的动态部分发挥着与导频类似的作用，同时也具备通信能力。我们还构建了一个最优时长分配方案，将其表述为凸优化问题，目标是最大化每个数据块的平均可达速率。得益于这种帧级优化，与基于通信的方案相比，该方案实现的通信性能更加可靠、稳健，尤其是在高移动性环境中。

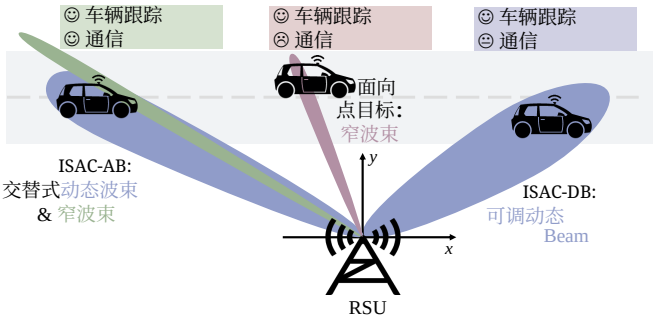


图4. 扩展目标和点目标的波束跟踪示意图。

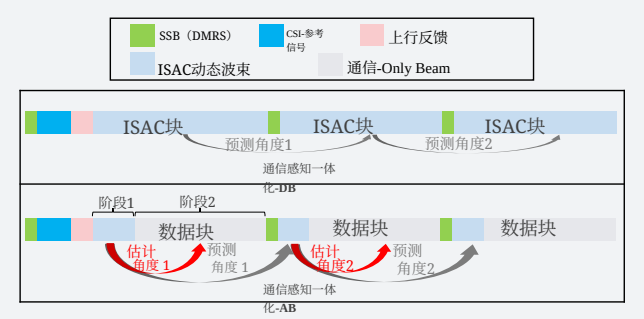


图5. 为ISAC-DB和ISAC-AB量身定制的帧结构。

请注意，如 [7],所示，可以通过启用不同的发射天线来调整波束宽度，例如将某个发射子阵列的功率设为零。然而，这种做法并不经济，因为发射天线使用频率降低时，每根天线承担的功率负荷会更大。因此，发射阵列需要配备功率较高的功率放大器，成本也更高。为减轻这一不利影响，我们可以采用基于优化的波束成形设计，此时所有可用的发射天线都可以以相同的发射功率工作（对应多个低功率放大器），并且还能根据系统需求调整波束宽度。从另一个角度看，我们的目标是扩大波束宽度，以照亮整个车辆几何形状。然而，在快时间内对延展的车辆目标进行窄波束扫描，也能达到类似效果。这种方法可以通过随机波束成形技术实现，值得进一步研究。

C. 多目标关联

在实际应用中，路侧单元应同时使用多波束为多辆车辆提供服务。然而，一个关键问题是多个数据流上的波束关联。假设路侧单元收集来自车辆的回波测量值。在这种情况下，波束关联的任务是建立测量集与车辆身份（ID）集之间的对应关系。这种关系直接影响路侧单元能否通过预测波束成形器向目标车辆传输正确的数据。如果波束关联失败，由于预测误差显著增大，波束跟踪也可能失败。为解决这一问题，可以采用先进的数据关联技术，例如著名的联合概率数据关联（JPDA）滤波器和多假设跟踪（MHT）等。为实现快速、简单的方案，文献 [4], [11]还采用并专门设计了两种关联度量。

- **欧几里得距离：** 欧几里得距离用于衡量欧几里得空间中两点之间线段的长度。通过卡尔曼滤波器获得车辆的预测状态后，还可以利用测量映射关系构建其测量预测。因此，通过最小化测量预测与真实对应项之间的欧几里得距离，即可完成波束关联 [4]。然而，该方案未考虑车辆位置的不确定性，因为没有利用测量的统计特征。

- **库尔贝克-莱布勒（KL）散度：** KL散度（也称相对熵）是一种统计距离，用于衡量两个概率分布之间的差异。通过充分考虑估计不确定性，可以用高斯形式计算分别以估计状态和预测状态为条件的状态概率分布之间的KL散度。最后，通过最小化KL散度完成波束关联。由于利用了统计不确定性，基于KL散度的方案比基于欧几里得距离的方案具有更好的ID关联性能 [11]。

D. 复杂道路几何

目前，通信感知一体化赋能的波束跟踪仍主要针对规则道路几何形状，无法有效处理范围更广的场景。鉴于这一局限，现有波束跟踪方法需要专门改进，以适应任意形状的道路。为此，可归纳出以下三种可行方案。

- **恒定角速度模型：** 研究人员已针对高度非线性的移动毫米波信道 [12]，研究了角域中的波束跟踪方法。具体而言，该方法假设目标的角速度恒定，因此无需道路信息即可实现跟踪。然而，在大多数常见场景中，角速度并非常数，因而会产生显著的近似误差。此外，该方法忽略了距离自由度，导致定位信息相对缺失。

- **无状态模型：** 在这种方法中，运动学函数在笛卡尔坐标系中进行分解。随后，仅根据过去 3 个数据帧获得的测量结果粗略预测车辆的位置 [13]，而不考虑状态演化模型。虽然该方法在高信噪比场景下表现出良好的跟踪性能，且实现简单，但由于忽略了噪声的统计特性，在低信噪比场景下可能导致无法接受的预测误差。

- **曲线坐标系（CSS）模型：**为了解决使用笛卡尔坐标系对复杂车辆运动进行建模的难题，可以采用能够直接应用于不规则道路几何结构的 CCS 模型。该模型基于曲线几何结构定义三个坐标轴：沿任意道路曲率方向行驶的距离、横向距离以及垂直距离。CSS 系统与笛卡尔坐标系之间的关系由三次样条插值算法确定，该算法可实现高精度的轨迹拟合。总体而言，得益于对道路几何结构更精确的表征和拟合方程，CSS 系统能够实现更优异、更稳健的波束跟踪性能 [8]。

IV. 案例研究：车联网中的 5G NR

为验证通信感知一体化赋能的波束跟踪具有更高的可靠性和鲁棒性，本文详细介绍了在车联网中使用 5G NR 波形的案例研究。我们首先详细说明传统 NR 波形的波束跟踪流程，随后重点探讨将通信感知一体化能力引入该流程的优势，并通过射线追踪仿真进行公平比较。

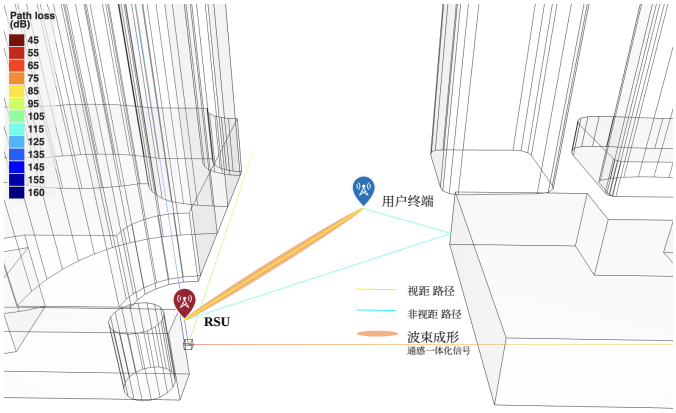
A. 传统 *NR* 波束跟踪

在 5G NR 的初始接入阶段，gNodeB 会发送一组同步信号块（SSB），每个 SSB 指向不同的方向。随后，用户终端（UE）测量每个 SSB 的参考信号接收功率（RSRP），确定最佳发射波束，并将其反馈给 gNodeB。接着，gNodeB 会发送更精细的 CSI-RS 波束，UE 再通过波束扫描执行相同流程，以确定最佳接收波束。初始接入阶段完成后，UE 将在连接模式下运行。

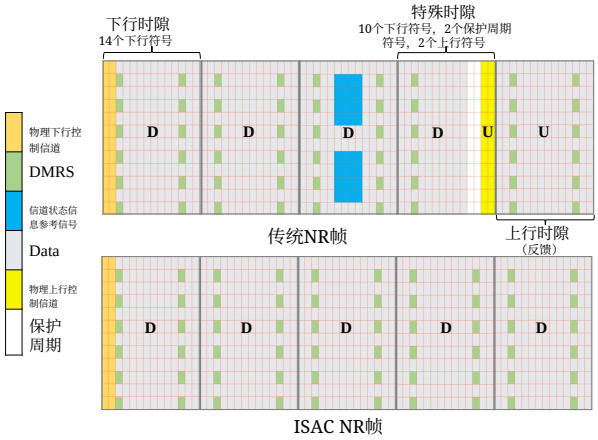
B. 通信感知一体化 *NR* 波束跟踪

利用通信感知一体化信号可以减少某些特定参考信号的开销，从而提高整体吞吐量。例如，在单用户多输入多输出（SU-MIMO）车联网场景中，CSI-RS 报告包含秩指示符（RI）、预编码矩阵指示符（PMI）和信道质量信息（CQI）等信道信息。PMI 和 CQI 分别指示预编码方向和信道质量，但借助感知辅助通信可以减少对这些信息的需求。具体而言，可以估计用户设备（UE）的运动参数，例如距离、速度、方位角和仰角
通过二维快速傅里叶变换和二维多重信号分类（MUSIC）算法处理测得的回波。最后，可通过卡尔曼滤波算法实现状态预测。

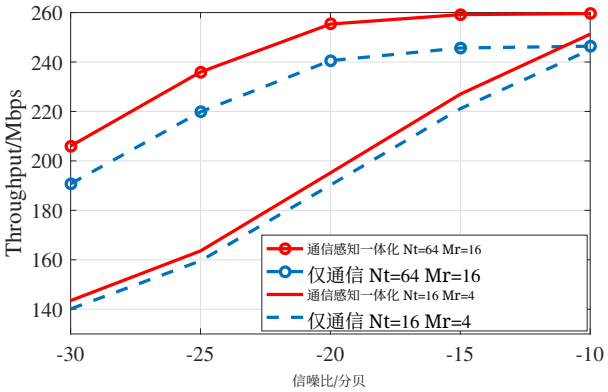
如图 6(a) 所示，我们使用基于射线追踪的传播仿真器来仿真真实的道路场景。仿真采用了 NR帧及相关参数，如图 6(b) 所示，突显了利用通信感知一体化技术而非



（a）仿真场景。



（b）仿真中的帧：传统NR帧和ISAC NR帧。



（c）通信感知一体化信号与通信信号的吞吐量比较，其中N_t 和 M_r 分别表示发射端通信感知一体化天线和接收端通信天线的数量。

图 6. 基于 5G NR 的通信感知一体化赋能车联网传输。

信道状态信息参考信号和上行链路反馈所带来的开销减少。得益于这些优势，通信感知一体化信号的吞吐量通常高于仅通信基准，如图 6(c) 所示 [14]。

V. 开放问题与机遇

尽管所提出的感知辅助通信技术展现出快速且稳健的波束能力，但

跟踪方面仍存在若干有待解决的开放性挑战。

A. 高速移动效应

高速移动性给通信感知一体化系统带来了重大挑战。时变的感知与通信信道会引发若干问题，包括当每个符号时长内所有子载波的多普勒频移差异显著时，产生严重的载波间干扰效应。此外，假设目标在相干时间间隔内静止可能并不现实，因为高速移动会导致距离迁移，从而加剧载波间干扰效应。另外，通信天线更容易偏离波束图的主瓣，导致波束失准的概率更高。为减轻这些不利影响，可选择 OTFS 作为发射波形，或针对包含载波间干扰效应的完整回波模型设计接收算法，这些都是可行的解决方案。

B. 驾驶行为认知

除了车辆的高速移动性外，超车和变道等时变驾驶行为也会导致感知与通信信道出现高度动态变化。为应对这一挑战，在波束跟踪过程中应充分利用状态变量（例如角度和距离）与驾驶行为之间的关系。在车联网场景中，尤其需要考虑车道横向速度的变化，这使得经典的直线路段恒速运动学模型不再适用。为考虑多种驾驶行为，可以构建多假设模型，并结合交互多模型（IMM） [8]卡尔曼滤波或贝叶斯滤波。

C. 非视距利用与杂波抑制

如前所述，感知与通信信道中的空间自由度是指传播路径的总数，是通信感知一体化场景中的一项重要性能指标，尤其适用于车联网。具体而言，包括视距/非视距路径在内的多径都可以为通信传输作出贡献，但其中大多数对感知目标毫无用处。车辆上的通信接收机收集非视距分量以传输信息，而感知接收机还会接收到来自非视距散射体的不期望杂波。鉴于通信感知一体化中感知与通信信道之间的这种权衡关系，可以设计适当的资源分配方案，以改善波束跟踪的整体性能。

D. 多扩展目标关联：形状估计

关于车辆形状和扩展范围的辅助信息有助于目标识别。然而， [7]中描述的预测波束跟踪方法无法处理此类信息。这可能导致严重的定位误差，尤其是在处理形状不规则的车辆时。此外，同时跟踪多个扩展目标也更具挑战性。近期研究表明，采用经典的随机有限集（RFS）框架可以解决这一问题。该方法的一种具体实现是泊松多伯努利混合（PMBM）滤波器 [15]。

VI. 结论

我们对通信感知一体化赋能的车联网进行了系统性综述。首先概述一般系统架构，包括平台架构、发射波形、感知与通信信道以及接收算法等。随后详细阐述文献中研究的四项挑战性问题。此外，我们提供了一项系统级案例研究，利用 5G NR 波形进行预测波束跟踪仿真，揭示了通信感知一体化在车联网中的潜力。我们还总结了尚未解决的问题，并指出未来的研究方向。总体而言，这篇全面的综述为蓬勃发展的通感一体化领域带来了新的见解，尤其突显了其在未来基于网联自动驾驶汽车的元宇宙应用中的重要作用。

参考文献

[1] F. Tang、X. Chen、M. Zhao 和 N. Kato，“面向元宇宙的6G通信与网络路线图”，*IEEEWireless Commun*，2022年。[2] Y. Cui、F. Liu、X. Jing 和 J. Mu，“为泛在物联网集成感知与通信：应用、趋势与挑战”，*IEEE Netw*，第35卷，第5期，第158–167页，2021年。 [3] J. Choi、V. Va、N. Gonzalez-Prelcic、R. Daniels、C. R. Bhat 和 R. W. Heath，“支持大规模汽车感知的毫米波车载通信”，*IEEE Commun Mag*，第54卷，第167页，2016年12月，第160页。[4] F. Liu、W. Yuan、C. Masouros 和 J. Yuan，“面向车载链路的雷达辅助预测波束成形：由感知提供通信服务”，*IEEE Trans. Wireless Commun*，第19卷，第11期，第7704–7719页，2020年。 [5] W. Yuan、F. Liu、C. Masouros、J. Yuan、D. W. K. Ng 和 N. Gonz´alez-Prelcic，“面向车载网络的贝叶斯预测波束成形：一种低开销雷达通信联合方法”，*IEEE Trans. Wire- less Commun*，第20卷，第3期，第1442–1456页，2020年。 [6] W. Yuan、Z. Wei、S. Li、J. Yuan 和 D. W. K. Ng，“面向车载网络的通信感知一体化辅助正交时频空间传输”，*IEEE J. Sel Topics. Signal Process*，第15卷，第6期，第1515–1528页，2021年。 [7] Z. Du、F. Liu、W. Yuan、C. Masouros、Z. Zhang、S. Xia 和 G. Caire，“面向车联网的感知与通信一体化：扩展车辆目标的动态预测波束成形”，*IEEE Trans. Wireless Commun*，2022年。 [8] X. Meng、F. Liu、C. Masouros、W. Yuan、Q. Zhang 和 Z. Feng，“复杂轨迹下的车联网连接：道路几何感知ISAC波束跟踪”，*IEEE Trans. Wireless Commun*，2022年。 [9] C. B. Barneto、T. Riihonen、M. Turunen、L. Anttila、M. Fleischer、K. Stadius、J. Ryyn¨anen 和 M. Valkama，“采用LTE和5G NR波形的全双工OFDM雷达：挑战、解决方案与测量”，*IEEE Trans. Microw. Theory Techn*，第67卷，第4054页，2019年10月，第4042页。[10] F. Dong、F. Liu、Y. Cui、W. Wang、K. Han 和 Z. Wang，“6G感知网络中的感知即服务：ISAC资源分配的统一框架”，*IEEE Trans. Wireless Commun*，2022年。 [11] Z. Wang、K. Han、J. Jiang、F. Liu 和 W. Yuan，“基于感知与通信一体化信令的多车辆跟踪与ID关联”，*IEEEWireless Commun.Lett*，第11卷，第1964页，2022年9月，第1960页。[12] J. Lim、H.-M. Park 和 D. Hong，“高度非线性移动毫米波信道下的波束跟踪”，*IEEE Commun. Lett*，第23卷，第3期，第450–453页，2019年。 [13] F. Liu 和 C. Masouros，“车载网络雷达与通信联合传输教程——第三部分：无状态模型的预测波束成形”，*IEEE Commun. Lett*，2020年。 [14] Y. Li、F. Liu、Z. Du、W. Yuan 和 C. Masouros，“基于5G NR的集成感知与通信支持的车联网：可以减少多少开销？”载于*IEEEInternationalConferenceonCommunications*。IEEE，2023年。 [15] J. L. Williams，“边缘多伯努利滤波器：MHT、JIPDA和基于关联的MeMBer的RFS推导”，*IEEE Trans. Aerosp. Electron.Syst*，第51卷，第3期，第1664–1687页，2015年。