

华为研究

Communications of HUAWEI RESEARCH

内部资料 免费交流
准印证号：(粤B)L0230030
2023年10月
第2期(总第5期)



6G通信感知一体化技术**性能需求**与评估方法 第1页

6G通信感知一体化——感知辅助的**环境重构**与信道重构 第44页

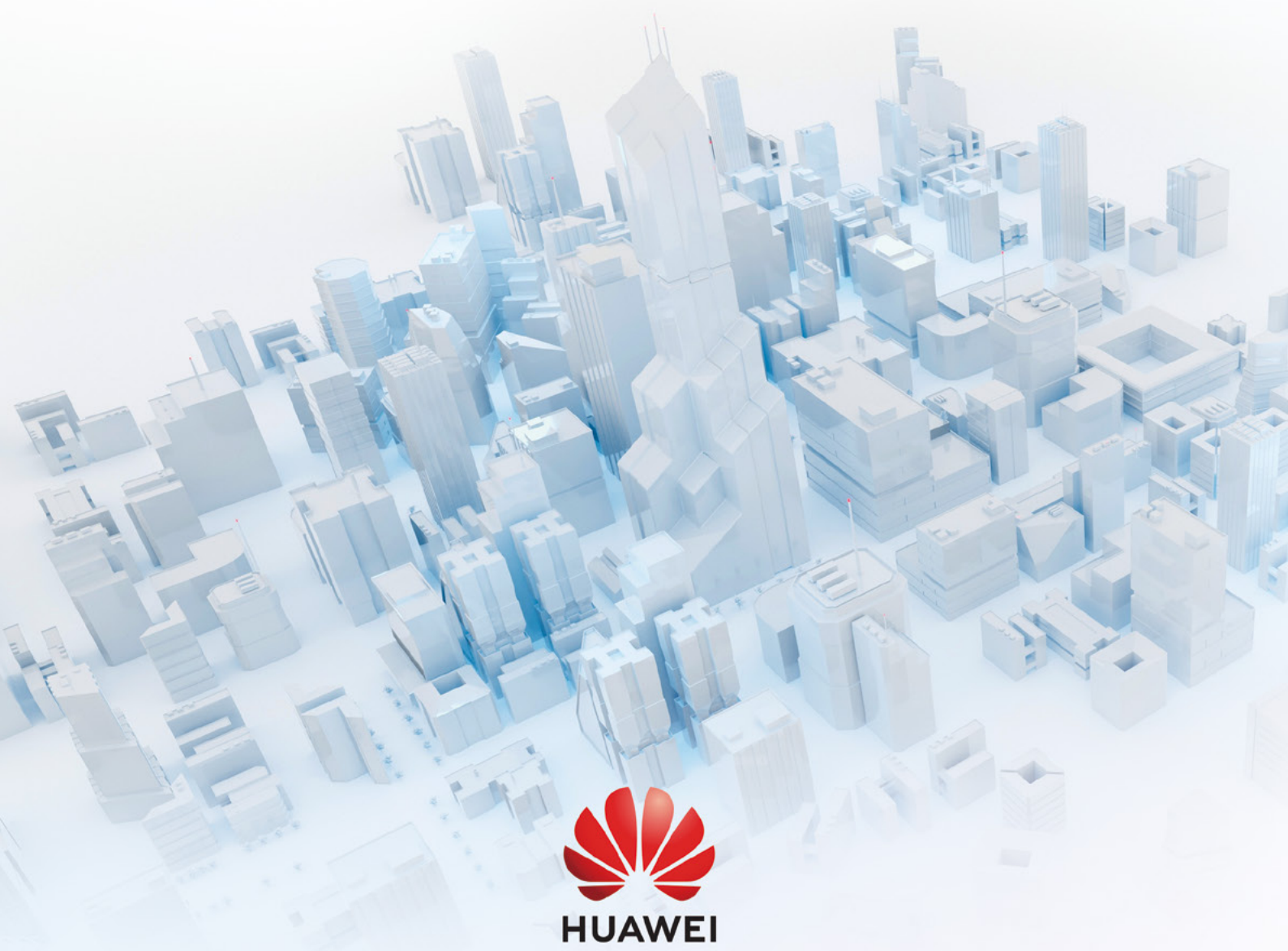
网络协作通信感知一体化系统干扰特性分析 第81页

面向**垂直行业**和医疗应用的通信感知一体化 第123页

Balung Modem演进思考 第160页



通信感知一体化 从理论走向标准



编者按

通信与感知一体化是6G的技术创新。感知是无线电传输科学的基本效应，通过数字接收机可以探测物理环境中的无线电波传播特征，通过先进的信号处理算法可以实现对移动终端的更高精度定位，进而重构出物理世界的场景。这就是使用感知数据来实时构建现实世界的数字孪生。

对于6G，由于厘米波、毫米波、亚太赫兹波的无线电波长度较小，具有更高的频率和更大的频谱带宽优势，我们可以重构出高精度、高分辨率的数字世界，甚至可以探测材料的性质。这些独有的新能力，让6G真正达到“超越连接”的境地。

两类崭新的6G使能技术使得无线感知将在6G释放更大的价值。其一是感知和通信的原生集成，无需额外的频谱和网络投资，每个移动终端、每个基站都能开启6G感知功能，并通过单基（Monostatic）和双基（Bistatic）两种方式进行协作感知，可以精准地重构实时的现实世界，使智能通信成为可能，这将大幅提高无线传输的可靠性和网络容量。其二是将感知和机器学习结合起来，让6G的感知数据作为训练数据集，如此，机器学习——特别是基于大模型的AI——可以不断地学习、适应现实世界，为每个用户、每个场景提供定制化的AI服务。

因此，6G感知将作为数据驱动的智能服务和应用的引擎，即使6G网络仅有1%的容量被分配用于感知，所有移动终端每天仍将产生奎塔字节级的超大感知数据量，全球基站每天感知的数据可达泽塔字节级别之巨。从机器学习的角度来看，6G感知数据将成为AI训练的主要数据源，并驱动生成型AI服务和交互型AI服务。

鉴于此，6G感知是物理世界和数字世界接口，是两个世界的连续体。6G感知数据是构建和提供AI服务的来源。6G感知将与AI服务和应用一起普及到每个终端、每个基站。

本期《华为研究》将专门介绍6G ISAC的研究进展，华为6G研究团队和我们的学术界朋友们以及工业界伙伴们贡献了他们的最新成果，这些基础研究工作将为6G ISAC技术的构建奠定基础。在此，我们对他们的突破性贡献表示衷心的感谢。



童文博士
华为Fellow



朱佩英博士
华为Fellow

华为研究
内部资料，免费交流
准印证号：（粤B）L0230030

主编：
廖恒

本期责任编辑：
童文，朱佩英

编委会：
廖恒，童文，肖新华，胡邦红，周慧慧，
鲍丰，Jeff Xu，陈海波，陆品燕，
张小俊，李瑞华，白博

索阅、投稿、建议和意见反馈，
请联系：
HWRResearch@huawei.com

印刷数量：4000本
印刷单位：雅昌文化（集团）有限公司
印刷地址：深圳市南山区深云路19号
印刷日期：2023年10月20日

版权所有 © 2023
华为技术有限公司，保留一切权利。

目 录

ISAC标准化前瞻



6G通信感知一体化技术性能需求与评估方法 01
—— ITU-R 6G标准化的下一个里程碑
张云昊，张闽，陈雁，朱佩英

6G通信感知一体化新型混合信道建模 11
陈焱，杨雯斐，余子明

通信感知一体化潜在重点空口关键技术浅析 19
沈霞，江甲沫，徐晓燕

通信感知一体化：开启无线网络的又一扇门 25
姜大洁，姚健，李健之，丁圣利，袁雁南，陈保龙，秦飞

WLAN感知标准化: IEEE 802.11bf 37
杜瑞，娜仁格日勒，唐竹青，狐梦实，张逸炎，辛岩，Junghoon Suh，
Osama AboulMagd，Stephen McCann，Michael Montemurro，
Rojan Chitrakar，黄磊，韩霄

ISAC环境感知



6G通信感知一体化——感知辅助的 44
环境重构与信道重构
周知，何佳，毕晓艳，余子明，陈焱，陈雁，王光健，马江镭，朱佩英

混合孔径环境重构技术及其应用 49
罗嘉金，彭晓辉，于洋，张平，周保建，毕晓艳，陈雁，马江镭，朱佩英

通信感知一体化下的环境感知
辅助通信 57

曾婷, 张捷宝, 龚秋莎

无线蜂窝网络中的环境感知:
模型、架构与方法 66

童欣, 郭康, 邢子青, 杨照辉, 张朝阳

通信感知一体化中基于单基感知的
双基信道估计 73

Narcis Cardona, 杨雯斐, Alejandro Castilla,
Alejandro Lopez-Escudero, 李剑

ISAC理论与算法



网络协作通信感知一体化系统
干扰特性分析 81

张小舟, 韩林丛, 韩子祥, 马良, 王亚娟, 楼梦婷,
金婧, 王启星

通信成像一体化: 进展、挑战与展望 87

黄艺璇, 杨杰, 金石

高斯信道下通信感知一体化的
信息理论极限 94

刘凡, 熊一枫, 袁伟杰, 崔原豪, 韩霄

太赫兹通信感知一体化时频空
信号设计 101

吴永知, 韩充

具备AI辅助跟踪的多基站协同感知 107

Elia Favarelli, Elisabetta Matricardi, Lorenzo Pucci,
Enrico Paolini, 许文, Andrea Giorgetti

SWIPT通信感知一体化系统性能 116

刘勣, 杨明磊, 刘楠

ISAC应用与验证



面向垂直行业和医疗应用的通信感知
一体化 123

王光健, 刘乔, 臧军伟, 何佳, 余子明, 葛士斌, 张嘉男, 万涛,
李欧鹏, 杜贤峰, 刘瑶, 崔建行, 黄国龙, 张军平, 卢磊, 陈雁

通信感知一体化在车联网领域的
关键技术与应用 133

林英沛, 卢磊, Chan Zhou, 苏宏家, Richard Stirling-
Gallacher, 葛士斌, 齐鸿, Qi Wang

通信感知一体化系统的多目标检测
与定位 142

杨琪, 韩志强, 蒋创新, 姜俊鹏, 刘娟

面向网络协作的通信感知一体化
软硬件验证平台 148

薛东升, 冀可嘉, 魏嘉辰, 马丁友, 张奇勋, 冯志勇

未来智能物联网通信感知一体化探索 155

常兆心, 张扶桑, 张大庆

其他

Balong Modem演进思考 160

白欣, 张志勇, 刘江华





6G 通信感知一体化技术性能需求 与评估方法

—— ITU-R 6G 标准化的下一个里程碑

张云昊¹，张闯²，陈雁³，朱佩英³

¹ 无线技术实验室

² 慕尼黑先进无线技术实验室

³ 渥太华先进无线技术实验室

摘要

通信感知一体化（简称“通感一体化”）的概念正日益受到学术界、工业界和标准化机构的关注，并被 ITU-R 正式纳入 6G 的六大使用场景。ITU-R 6G 标准化的下一个里程碑是确定包括通感一体化在内的六大使用场景的技术性能需求（Technical Performance Requirement, TPR）和评估方法。本文首先介绍了 ITU-R 和 3GPP TPR 和评估方法的研究时间表。然后，我们探索了 6G 潜在的通感一体化用例，并讨论受这些用例驱动的认知服务需求，重点是感知功能和关键性能指标，这些指标触发了基于用例的测试环境的提议，用于感知相关的 TPR 评估。最后，我们讨论了针对每种感知测试场景的评估方法，并分别介绍了相应的系统级仿真流程和链路级仿真流程。

关键词

6G，感知，通感一体化，技术性能需求（TPR），评估方法

1 引言

1.1 IMT-2030 的 ITU-R 框架

在未来的通信系统中，使用更高的频段（从厘米波、毫米波到太赫兹）、更宽的带宽和更密集的大规模天线阵列，使通信和感知能够一体化并相互增强 [1]。一方面，整个通信系统可以作为传感器，探索无线信号的传输、反射和散射特征，以“理解”物理世界，并提供全新的用户体验，这种方式通常称为“网络作为传感器”。另一方面，通过无源感知实现的高精度定位、成像和环境重构，可提高通信性能，实现更准确的波束赋形、更快速的波束失效恢复以及用更少的信号开销跟踪信道状态信息，这种方式通常称为“感知辅助通信”。

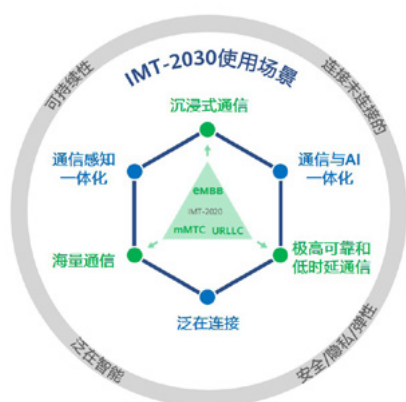
从松散耦合到完全一体化，通信和感知的融合可以在不同的系统级别上实现，例如共享频谱、硬件、信号处理、协议栈，甚至跨模块或跨层的信息共享。与传统的独立感知相比，未来通感一体化的无线系统可复用通信基础设施，不仅大大降低了部署成本，还可利用基站和用户设备的大规模可用性来提高感知性能。

随着 ITU-R（国际电信联盟无线通信部门）IMT-2030（2030 年及以后的国际移动通信系统）框架建议于 2023 年 6 月完成 [2]，通感一体化已正式成为第六代移动通信（Sixth Generation, 6G）的六大使用场景之一。如图 1a 所示（该图又称为“车轮图”），通感一体化的典型用例包括网络辅助导航、姿势/手势检测和移动目标追踪、环境监测以及为人工智能（Artificial Intelligence, AI）、XR（扩展现实，包括增强和虚拟现实）和数字孪生应用提供周围环境的感知数据/信息。除了通信能力外，6G 通感一体化还需要支持高精度定位和感知相关能力，包括在图 1b 的“调色板图”中。通感一体化潜在的能力指标包括距离/速度/角度估计、物体和存在检测、定位、成像和制图。

1.2 技术性能需求和评估方法标准化时间表

ISAC 6G 标准化的下一步包括以下几个方面。虽然由不同的标准组织讨论，但这些方面将相互影响、相互增强：

- ITU-R 中的技术性能需求（Technical Performance Requirement, TPR）和评估方法研究：这属于



(a) IMT-2030 “车轮图”



(b) IMT-2030 “调色板图”

图 1 IMT-2030 (6G) 的 (a) 使用场景和总体方面“车轮图”；(b) 网络能力“调色板图” [2]



图 2 ITU-R 与 3GPP 的 6G TPR 与评估方法标准化时间表

2024 - 2026 年期间在 ITU-R 中进行的 IMT-2030 研究的第二阶段。在此期间将建立未来无线空口技术 (Radio Interface Technology, RIT) 的性能指标, 同时定义典型测试环境以及测试环境下指标的最小值。是否满足这些最小 TPR, 将作为 RIT 技术能否被视为 6G 技术的判断依据。此外, 在此期间还将具体规定每个 TPR 相对应的评估方法, 以确保 2028 - 2030 年期间各组织、公司和行政机构所开展的评估工作的可比性。

- 3GPP 中的通感一体化用例和服务需求研究: 3GPP SA1 (系统架构子组 1) R19 的研究项目“通感一体化可行性研究”于 2022 年初启动。如最新研究报告 TR22.837 [3] 所述, 已讨论确定了 32 个通感一体化用例, 每个用例都包括业务流程、功能需求以及关键性能指标 (Key Performance Indicator, KPI) 等详细信息。随着这一研究的不断深入, 将进一步巩固 SA1 标准、实现标准化。此外, SA1 R20 也正在讨论潜在的通感一体化新用例。
- 3GPP 中的技术研究、标准制定和自评估: 包括信道建模和评估方法在内的无线接入网 (Radio Access Network, RAN) 需求评估, 将首先在 3GPP RAN 层面讨论, 然后在其工作组层面详细标准化 RAN 相关解决方案。解决方案可能包括感知波形的设计和选择、多节点之间联合感知和反馈的协作流程等方面。之后, 根据 ITU-R 定义的测试环境, 感知相关 TPR 的自评估将由 3GPP RAN 进行, 然后结果会提交给 ITU-R, 以验证是否满足 IMT-2030 的通感一体化 TPR。

2 感知相关的技术性能需求研究

2.1 6G 通感一体化评估的潜在用例

未来, 融合了感知能力的无线通信系统预计将提供广域的、多维度的感知服务, 不仅将提供连接设备 (如手机) 相关的时间-空间信息, 还将提供环境中不发送或不接收任何无线信号的物体 (如汽车、行人或建筑物) 的时间-空间信息。这些具有通感一体化功能的先进无线系统将支持各种创新应用 [4], 如高精度定位、高分辨率成像、姿势/手势识别以及实时 3D 制图, 这些应用将推动自动驾驶、智慧城市、工业自动化、数字健康和沉浸式 XR 等行业的快速发展。

虽然 IMT-2030 的通感一体化愿景是作为 6G 的一部分提出的 [1], 但 5G 演进 (正式名称为 5G Advanced) 的标准讨论中也预见了其价值。6G 可以提供更大的设计自由度和实现自由度, 采用新型波形、帧结构、频谱和网络架构设计支持所有现有的以及未来更先进的通感一体化用例。

2.1.1 5G Advanced 研究的通感一体化用例及分析

从 2022 年初开始, 3GPP SA1 在 R19 中对通感一体化服务进行了可行性研究。该研究旨在识别通感一体化对 3GPP 系统的用例和要求, 提高网络基础设施利用率, 提供新颖的用户体验, 并支持通感一体化在垂直行业的商业落

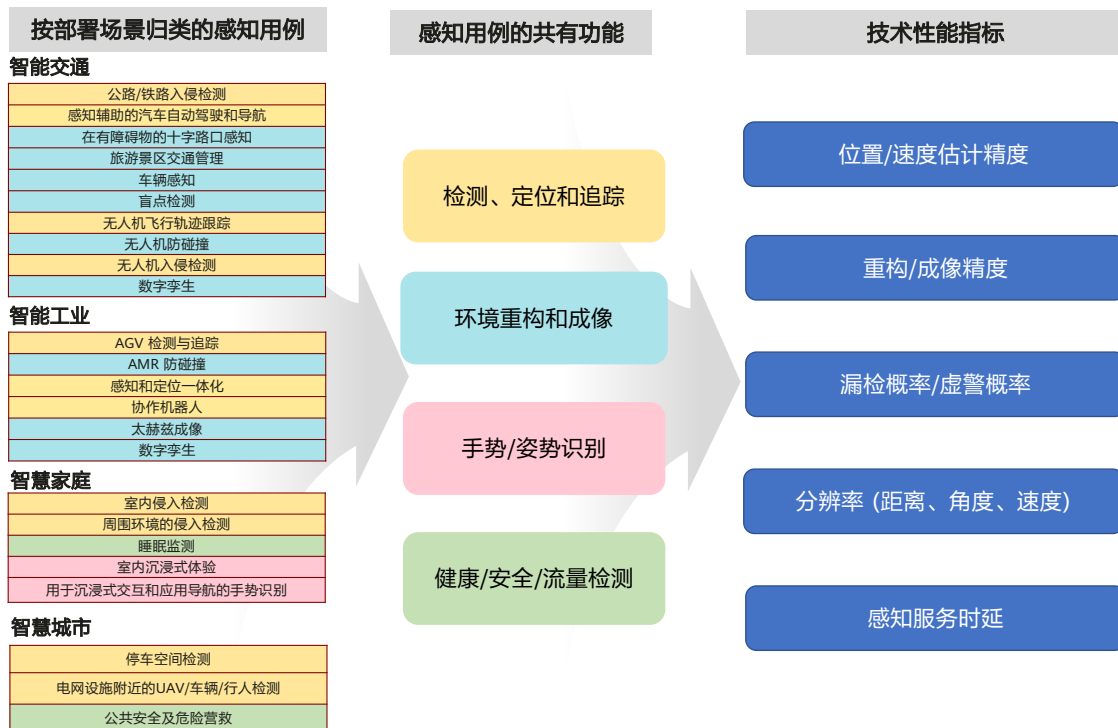


图 3 潜在的 6G 通感一体化用例分析

地。相关的研究共确定了 32 个用例 [3]，可以归纳为以下五个部署场景，如图 3 所示：

- **智能交通：**利用网络基础设施提供的广覆盖能力，通感一体化可以为交通环境提供一个全新的视角。公路、铁路或街角检测入侵者的用例中，通感一体化可以识别出可能导致致命事件的潜在入侵者，尽管这些入侵者处于 NLOS 情况下。此外，通感一体化凭借被动感知能力和广泛的网络覆盖，可应用于旅游景点或其他传统方式难以获得交通信息的地点，以便提供全国各地的实时交通流量信息。此外，通过网络辅助感知，网络基于 3GPP 的补充感知信息，促进高级驾驶辅助系统（Advanced Driver Assistant System, ADAS）进行数据融合，获得高质量的感知结果，从而使车辆即便在视线受阻、天气恶劣等驾驶条件下仍能自动导航。
- **智能工业：**集成了通感一体化功能的自动引导车辆（Automated Guided Vehicle, AGV）可增强与工作人员的互动和安全性。通感一体化在主动检测静态和动态区域、避开障碍等方面发挥着至关重要的作用，包括工作人员和 AGV 周围安全区的确定和维护。全面的感知覆盖可支持连续检测和追踪指定感知服务区域内的目标，对于 AGV 在整个智能工厂中的安全和无碰撞的移动至关重要。
- **智慧家庭：**智慧家庭的各种潜在用例包括入侵者检测、沉浸式体验、非接触式睡眠监控和手势识别。在入侵者检测中，一旦出现入侵者（人或动物），感知信号会发生变化。视距（Line-of-Sight, LOS）和非视距（Non-Line-of-Sight, NLOS）的信号变化可用于确定入侵状态。在沉浸式体验方面，通感一体化促进了相对于参照点的粗略室内追踪，增强了家庭影院的整体用户体验。对于非接触式睡眠监测和手势识别，则需要更精细的运动或微目标追踪，以实现成本效益高、对目标侵入性较低的机制，用于人类呼吸、手势和跌倒的模式识别。
- **智慧城市：**通感一体化为支持智慧城市背景下的公共服

务开辟了新的可能性，包括降雨监测、城市洪水监测、停车位检测和追踪、智能电网或其他公共设施的入侵检测、公共搜救行动等。智慧城市中不同用例所需的感知结果可能会有很大的差异，从降雨量、城市洪水的粗略位置到搜索和救援行动期间被救人员的精确定位。

- **智能无人机：**通感一体化提供被动感知功能，推动无人驾驶飞行器（Unmanned Aerial Vehicle, UAV）经济高效的实现。通过通感一体化，网络可以检测和追踪飞越禁区的未经授权的无人机，促使其遵守指定的无人机飞行路线，解决公共隐私问题。此外，通感一体化还可以为无人机碰撞避免和轨迹追踪提供网络帮助。通过提供高质量的感知结果，通感一体化可帮助无人机在极具挑战的飞行环境中导航。

2.1.2 6G 潜在的通感一体化新用例

6G RAN 和网络架构设计的进步反过来也会促进当前 5G Advanced 正在研究的用例，从而更好地支持通感一体化服务。在可预见的未来，6G 将引入更多的通感一体化用例，这对服务需求和 KPI 提出了更高的要求。图 4 展示了 6G 在感知方面潜在的一部分新用例。

- **协作机器人：**机器人中的独立传感器预计会大大减少，取而代之的是机器人上通感一体化模块提供的感知能力和网络辅助通感一体化功能，以促进机器人之间的协作。[5] 中的白皮书确定了 6G 协作机器人的许多用例，包括但不限于协作搬运、互动教育和家庭医疗保健。
- **数字孪生业务环境重构：**通感一体化系统采用与通信和感知相同的波束成形结构，可以重构目标区域的环境，并实时提供数字孪生。[6] 中的研究证明了用散射多边形方法重构环境的可行性，并建议通过多个感知发射/接收点的协作，提高重构精度。
- **便携式设备上的太赫兹成像：**半导体技术的最新发展

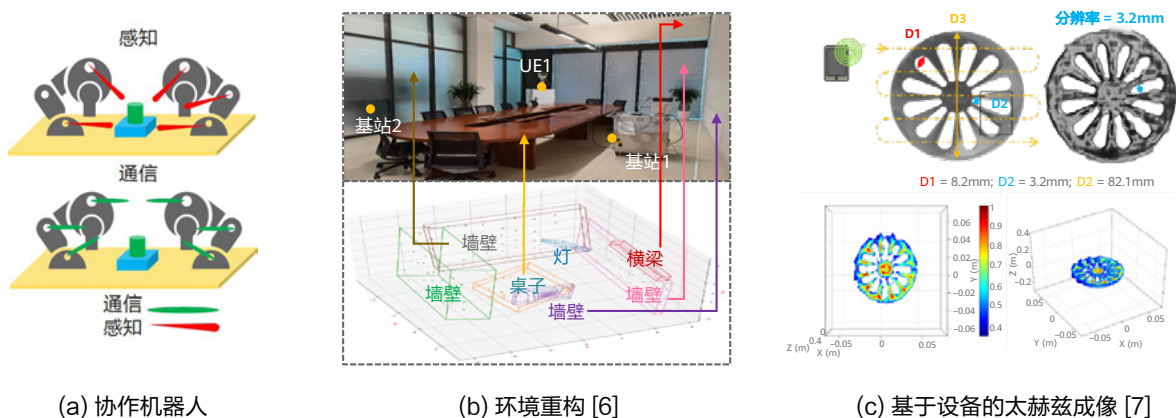


图 4 6G 潜在的通感一体化新用例

表 1 感知相关技术性能指标的定义

感知相关技术性能指标	定义
定位精度	指目标物体位置的感知测量结果与其真实位置的接近程度。
速度估计精度	指目标物体速度的感知测量结果与其真实速度的接近程度。
重构/成像精度	针对目标重构出的散射点集与真实散射点集的接近程度，可能的评估机制有 Chamfer 距离、F 评分 (F-Score) 等。
漏检概率	指目标物体/环境/事件实际存在，但未能检测到的概率。该指标仅适用于二元检测结果。
虚警概率	指检测到的目标物体/环境/事件实际并不存在的概率。该指标仅适用于二元检测结果。
感知分辨率	不同感知结果在距离、角度、速度等维度上的最小差值。
感知服务时延	从事件发生或系统触发感知到感知系统输出感知结果之间的时间间隔。

弥合了“太赫兹带隙”，预计将催生出一系列太赫兹感知应用。[7] 中的研究证明了毫米级分辨率太赫兹成像的可行性。由于其紧凑的外形和非电离安全性，太赫兹感知预计将集成到未来的机器人、移动设备甚至可穿戴设备中。

的定义见表 1。

对于目标的检测、定位和追踪类用例，需要检测特定区域内是否存在不期望出现的目标，并根据业务需求定位和追踪这些目标。我们既要及时且精确地检测入侵者，也要准确估计目标的位置和速度。因此，对于检测、定位和追踪类用例，需优先评估检测概率/虚警概率、定位/测速精度、服务时延等指标。

2.2 感知相关的技术性能指标

2.1 节中介绍的 32 个用例是按部署场景分类的，用例之间的公共能力也在图 3 中进行了概括说明，从而进一步推动每个用例的测量和性能指标研究。本节对每个用例的关键性能指标进行分析，以便进一步讨论测试环境。相关指标

对于环境重构和成像类用例，其主要目的是重构出各类目标，大到室外建筑，小到室内物件，实现数字孪生。评估的重点是重构散射体的检测概率、定位精度以及它们与实际目标的形状相似度。通过捕捉周围环境的射频图像，可在

5G到6G的测试环境和TPR对应关系

5G使用场景	eMBB			mMTC	URLLC
测试环境	室内热点 - eMBB	密集城区 - eMBB	农村 - eMBB	城市宏网 - mMTC	城市宏网 - URLLC
峰值速率	√	√	√	/	/
用户体验速率	/	√	/	/	/
时延	√	√	√	/	√
连接密度	/	/	/	√	/
可靠性	/	/	/	/	√
.....

- ① 检测、定位和追踪
- ② 环境重构和成像
- ③ 手势/姿势识别

6G使用场景		通感一体化					沉浸式通信
测试环境	地理环境 - 使用场景	密集城区 - 通感一体化		室内工厂 - 通感一体化			室内热点 - 沉浸式通信
	用例	①	②	①	②	③		
感知相关 TPR	定位精度	√	√	√	√	√	通信/定位/人工智能相关的TPR
	速度估计精度	√	√	√	√	√		
	重构/成像精度	/	√	/	√	√		
	漏检/虚警概率	√	√	√	√	√		
	感知分辨率	√	√	√	√	√		
感知服务时延	√	√	√	√	√			

图 5 5G 到 6G 的测试环境和 TPR 映射示意图

未知环境中重建 3D 地图。智能交通中的自动驾驶汽车可以利用成像“看到”周围的每一个角落，智能工厂中的机器人和 AGV 也可以根据环境的成像结果自由地移动。因此，这类用例主要评估的指标包括目标的重构/成像精度、检测概率/虚警概率、定位精度等。

手势/姿势识别类用例是促进人机交互的关键技术。在人机交互中，操作人员通过手势和动作与设备交互，关注的指标主要包括检测概率、定位精度、识别时延等。

2.3 基于用例的 6G 通感一体化评估测试环境

由于移动通信网络部署在道路、工厂、家庭等多种场景中，不同场景的业务需求和网络参数各不相同，包括基站间距、天线数量、工作频段、用户分布等，因此不同场景下的 TPR 也不同。在 4G 和 5G 时代，为了评估通信性能，定义了测试环境的概念，利用不同的测试环境来评估性能指标。根据 ITU-R IMT-2020 (5G) 评估指南 [8]，测试环境是地理环境 + 使用场景的组合，每个测试环境对应一套仿真配置参数，但评估并不需要将四种地理环境和三种使用场景一一组合。5G 选取了下面五种测试环境（即五个“地理环境 + 使用场景”的组合），涵盖了系统设计和网络性能中的关键点，各测试环境需要评估的技术性能指标见图 5 中的上表：

- 室内热点 – eMBB: 办公室和/或购物中心的室内环境，特点是用户的密度极高（包括静止或行走的用户）。
- 密集城区 – eMBB: 用户密度高、交通负荷高的城市环境，主要是行人和车辆用户。
- 农村 – eMBB: 覆盖更大、更广且连续的农村环境，包括行人、普通车辆和高速车辆用户。
- 城市宏网 – mMTC: 以连续覆盖为目标的城市宏网环境，主要是大量联网的机器类型设备。
- 城市宏网 – URLLC: 超高可靠、超低时延通信的城市宏网环境。

根据图 3 中总结的 3GPP SA1 的研究，单个感知用例可能会跨越多个地理环境，且对于同一地理环境，各感知用例所需的感知功能大不相同。例如，智能交通对应的地理环境中，检测、定位和追踪用例侧重于检测概率、位置和速度估计精度等指标，而环境重构和成像用例则侧重于射频成像的分辨率和精度。因此，每个用例所需的指标类型和度量值可能存在较大差异。

因此，在 IMT-2020 将测试环境定义为“地理环境 + 使用场景组合”的基础上 [1]，建议 IMT-2030 中将感知相关 TPR 的测试环境进一步扩展为“地理环境 + 使用场景（即通感一体化）+ 用例”，如“室内工厂 – 通感一体化 – 环境重构”、“密集城区 – 通感一体化 – 检测、定位和追踪”等。每个测试环境都有单独的评估参数、方法和数值要求，见图

表 2 6G 通感一体化的测试环境及评估方法建议

测试环境（地理环境 – 通感一体化 – 用例）	定义	建议的评估方法	评估中的关键要素
密集城区 – 通感一体化 – 检测、定位和追踪	城市环境中的通感一体化，重点是检测、定位、追踪物体，如动物、无人机、车辆等。	Full-/Semi-SLS	网络覆盖范围内的目标仅用一个点表示，仿真时需对目标的出现、消失及运动建模。
密集城区 – 通感一体化 – 环境重构和成像	城市环境中的通感一体化，重点是物体重构和成像，如建筑物、道路、车辆等。	Semi-/Full-SLS	需要考虑如何用包含了多个散射点的集合来表示一个目标。必要时可导入数字地图，以在仿真环境中部署目标点集。仿真过程中通过检测、定位、重构、成像等算法得到集合中散射点的位置等特征，并获取目标的外形、朝向等特征。
室内工厂 – 通感一体化 – 检测、定位和追踪	室内工厂环境中的通感一体化，重点是检测、定位、追踪物体，如机器人、AGV、员工等。	Full-/Semi-SLS	同密集城区 – 通感一体化 – 检测、定位和追踪。
室内工厂 – 通感一体化 – 环境重构和成像	室内工厂环境中的通感一体化，重点是物体重构和成像，如墙壁、机器、机器人、物品等。	Semi-/Full-SLS	同密集城区 – 通感一体化 – 环境重构和成像。
室内工厂 – 通感一体化 – 手势/姿势识别	室内工厂环境中的通感一体化，重点是员工/访客的手势/姿势识别。	LLS/Semi-SLS	仿真过程中需运用手势/姿势识别算法，获得识别结果。

5 中的下表。在地理环境上，建议室内和室外各选择一个典型环境，如智能交通选择室外密集城区，智能工厂则选择室内工厂。表 2 总结了各测试环境的主要特征，包括传播条件、感知目标等方面。

3 感知相关指标的评估方法

3.1 各类测试场景的评估方法论

通感一体化指标的评估方法主要包括链路级仿真（Link-Level Simulation, LLS）和系统级仿真（System-Level Simulation, SLS）。LLS 主要评估信号处理算法（如参数估计、感知算法等）在给定参数下的性能，通常具有小规模的网络配置（例如单对发射/接收机）。SLS 则支持更大规模的网络（如 21 或 57 小区），可建模评估业务模型、用户调度和小区间动态干扰等因素对指标性能的影响。SLS 中的信号处理环节通常是从 LLS 中抽象出来，再导入 SLS 系统中，称为“系统与链路接口”或“物理层抽象”。SLS 又可细分为完全系统仿真（Full-SLS）和部分系统仿真（Semi-SLS）。Semi-SLS 也采用了如 21 或 57 小区的大规模网络部署，但简化了多次信道生成、多时隙仿真的过程。5G 中 UE 的定位评估就是一个典型的 Semi-SLS 示例。针对表 2 中列出的通感一体化测试环境，表 2 中还给出了相应的仿真方法建议和关键要素。

对于检测、定位和追踪类用例，需要模拟入侵者或其他物体在道路上或工厂中出现或离开，因此应在 SLS 中建模出包含目标出现/消失的系统级网络部署。为评估感知服务时延，例如从目标出现到网络感知到该目标之间的时延，仿真中需体现出较长的时间。Semi-SLS 可能无法满足要求，而 Full-SLS 则更适合。如果能忽略目标的动态变化，通过一些分析手段来评估服务的时延，则 Semi-SLS 也可作为一种替代方法。

对于环境重构和成像类用例，仍然需要系统级网络部署，但需要重构/成像的目标通常在仿真时间内保持不变。因此，即使需要评估感知时延，也可以结合 Semi-SLS 和分析来进行。当然，Full-SLS 也是一种方法，但其复杂度较高。未来，我们可继续研究是否使用 Full-SLS 以及如何使用 Full-SLS 来评估感知和通信之间资源共享、相互干扰带来的影响。

对于手势/姿势识别类用例，如果多个基站和/或终端需要联合进行手势/姿势识别，可以考虑系统级网络部署，并根据成像/姿势识别算法进行评估。如果仅涉及单设备，可使用 LLS 进行评估。

接下来，我们将分析 Full-SLS、Semi-SLS 和 LLS 的示范性流程，每个流程以一个典型用例为例进行分析。

3.2 系统级仿真流程示例

SLS 和 LLS 最大的区别在于系统级的网络和目标对象部署，这些对于 Full-SLS 和 Semi-SLS 来说是重要的特征。因此，本节首先描述在高优先级的地理环境中，基站和感知目标的系统级部署方法。

对于智能交通场景，如密集城区，参考 5G 评估中常用的基站部署方式（如 7 或 19 个基站），每个基站分三个扇区，形成一张六边形网络，全量覆盖所有水平方向。感知目标可以是车辆、行人/动物或无人机。环境中应部署一定宽度的“道路”和“路肩”等目标区域，并根据实际情况为这些区域中的对象设置合理的比例。例如，车辆 100% 在道路区域，行人/动物中有 80% 在路肩区域、1% 在道路区域（重点检测对象）、19% 在其他区域。参考图 6 给出的部署示例。

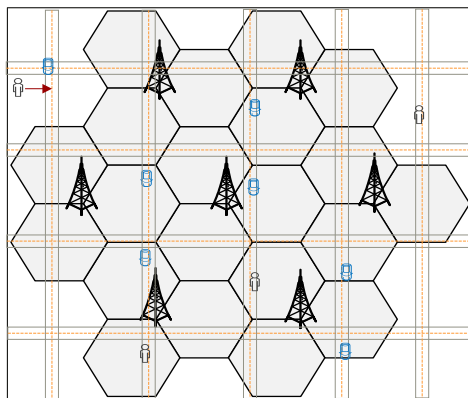


图 6 密集城区的网络和目标部署示意图

对于智能工业场景，如室内工厂环境，部署场景可参考 5G 评估中的室内工厂。以图 7 为例，可在代表厂房的矩形区域顶部部署多个基站，感知目标可能包括 AGV、机器、员工和物品等。需注意，不要将不同的目标部署在同一位置。

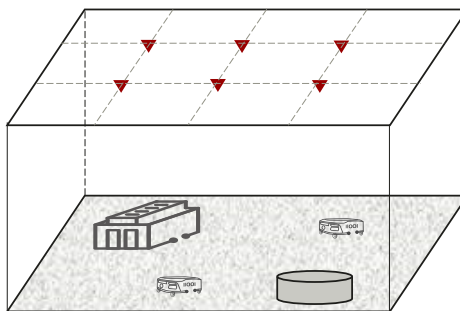


图 7 室内工厂的网络和目标部署示意图

系统级通感一体化评估（含 Full-SLS 和 Semi-SLS）的典型流程如图 8 所示，两个流程中的关键步骤是相同的。下面以用于检测、定位和追踪用例的 Full-SLS 步骤为例展开描述，针对用于环境重构和成像的 Semi-SLS 也会提供一些补充说明。



图 8 通感一体化评估的典型流程 (a) Full-SLS; (b) Semi-SLS

- 步骤 1 参数设置和网络部署:** 对于主要应用在室外的智能交通场景, 考虑如图 6 所示的类似 3GPP UMa 或 UMi 场景的蜂窝网络部署, 天线阵列大小、频段和感知模式 (单基、双基和/或多基感知模式) 等通感一体化参数需要由 3GPP 等标准组织讨论商定。考虑到仿真条件的限制, 每种检测模式都可能都有自己的首选参数集。
- 步骤 2 感知信道初始化:** 检测、定位和追踪类用例主要采用基于基站的单基感知、双基感知和多基感知模式, 因此需要在此步骤中生成每个基站的单基感知信道、每对基站之间的双基感知信道。
- 步骤 3 通感一体化资源调度:** 第 i 个时隙开始前, 通感一体化调度器会更新感知缓存的状态, 缓存中包含先前时隙中检测到的目标/入侵者信息, 以及将在第 i 个时隙中感知的目标 (感知目标的确定取决于通感一体化调度算法设计)。通感一体化调度器可根据感知缓存的状态, 调度每组通感一体化发射/接收机的时间、频率、功率和天线资源。
- 步骤 4 目标部署和感知信道更新:** 在第 i 个时隙中, 目标位置和速度将会更新, 并根据预定义的入侵者生成模型部署新目标, 如新的入侵者。感知信道应根据网络中的所有目标 (无论是否检测到) 来更新。
 - △ 在 Semi-SLS 中, 信道更新较为有限, 动态目标的部署也较为简单, 可能不会引入多个时隙重复仿真。因此, 步骤 4 可以合并到步骤 2, 网络部署后会一
- 次性生成目标部署和感知信道。
- 步骤 5 感知信号接收:** 基于步骤 3 和步骤 4, 生成各个接收机接收的感知信号, 信号中应考虑数据通信、自干扰、小区内干扰和小区间干扰等潜在的干扰。
- 步骤 6 感知参数估计:** 在此步骤中, 使用 MUSIC 等算法估计主要路径的感知信道参数, 如功率、时延、到达角、多普勒等 [9]。如前所述, 某种形式的链路到系统映射, 即物理层抽象, 预计会缩短仿真时间。例如, 预先获得并保存估计精度与信号干扰噪声比 (Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR) 之间的关系。有关物理层抽象的方法论, 需在 3GPP 框架内进一步讨论。
 - △ 特定的感知算法可以直接产生更有针对性的感知结果, 而不需要链路到系统映射, 特别是 Semi-SLS, 如检测/定位入侵者, 或是通过检测、定位多个散射体对目标重构/成像, 其代价是会大大延长仿真时间。
- 步骤 7 目标检测和定位:** 基于步骤 6 获得的感知信道参数, 使用特定的检测算法, 既可以单独检测每个小区内的入侵者, 也可跨小区联合检测入侵者。为了将入侵者与背景区分开, 可能需要设置功率和多普勒动态阈值。对于检测到的入侵者, 在后续的定位和追踪算法中估计其位置和速度。基于单基感知、双基感知和多基感知的定位算法都适用, 这些定位算法在性能和实现方面都有各自的优势和局限性。

- △ 对于目标重构和成像，重构算法可以与步骤 6 中的感知参数估计相结合。
- **步骤 8 重复步骤 3~7：**在后续时隙中，重复执行步骤 3~7，直到预置的仿真时间结束。
 - △ Semi-SLS 通常只仿真单个或少量的时隙，因此通常不涉及本步骤。

- **步骤 5 目标的手势/姿势识别：**根据步骤 4 中的感知参数估计结果，执行手势/姿势识别算法（例如利用 AI 算法），获取识别结果，为相应测试场景的 TPR 提供补充信息。
- **步骤 6 指标的总体统计：**对于物理层抽象，通过结果统计确定信噪比对感知参数（如时延、角度、多普勒）估计精度的影响。对于手势/姿势识别，可在本步骤中统计图 5 所列指标的结果。

3.3 链路级仿真流程示例

在通感一体化评估中，LLS 通常有以下两个目的：

- 获得链路到系统的接口，亦称为物理层抽象；
- 评估一些通感一体化用例，如手势/姿势识别。

这两个目的可以共用类似的 LLS 流程，具体步骤如下所示：

- **步骤 1 参数设置：**与 SLS 相比，LLS 通常只涉及一个或几个站点，因此一般不需要部署网络。
- **步骤 2 基于目标特征生成感知信道：**例如在手势/姿势识别用例中，每个手势/姿势模式会预置一些信道特征，可根据这些特征生成感知信道。
- **步骤 3 感知信号接收（预置信噪比）：**在 LLS 中，通常需要观察不同信噪比下的性能。因此，本步骤会在接收的信号上添加一定功率的噪声，以满足预置的信噪比。
- **第 4 步 感知参数估计：**运行感知算法，估计感知参数。如果 LLS 的目的是物理层抽象，在本步骤之后即可进行结果统计。

4 结语

通感一体化在不同领域催生了一系列新应用，可提高日常生活中的安全要求、便利性和效率，已被 ITU-R 纳入 6G 的六大使用场景。ITU-R 6G 标准化的下一个里程碑是确定包括通感一体化在内的六大使用场景的技术性能需求和评估方法，这也是我们努力的目标。因此，本文重点分析了 6G 潜在通感一体化用例的技术性能需求，并针对每个用例的测试环境提供相应的评估方法，同时也分享了我们在仿真评估方法方面的一些初步思考，这也是 3GPP RAN 标准化今后需解决的要务之一。

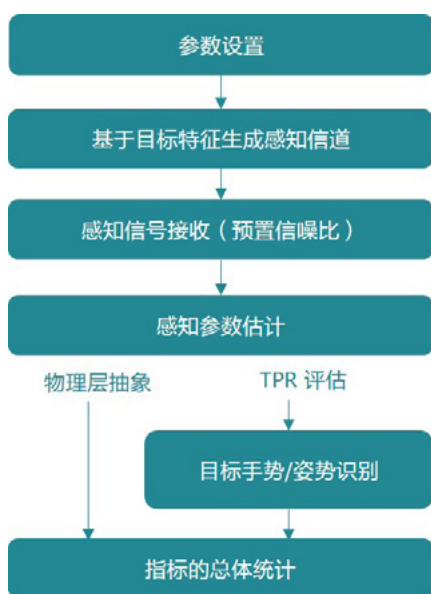


图 9 通感一体化评估的典型 LLS 流程

参考文献

- [1] Wen Tong and Peiyong Zhu, "6G: The next horizon – From connected people and things to connected intelligence," Cambridge University Press, May 2021.
- [2] Draft new Recommendation ITU-R M. [IMT. FRAMEWORK FOR 2030 AND BEYOND], "Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2030 and beyond," Source: ITU-R internal document, June 2023. [Online]. Available: <https://www.itu.int/md/meetingdoc.asp?lang=en&parent=R19-SG05-C-0131>
- [3] 3GPP Technical Report, TR 22.837 V2.0.0, "Feasibility study on integrated sensing and communication," 15 June 2023.
- [4] D. K. P. Tan, J. He, Y. Li, A. Bayesteh, Y. Chen, P. Zhu and W. Tong, "Integrated sensing and communication in 6G: Motivations, use cases, requirements, challenges and future directions," in 1st IEEE International Online Symposium on JC&S, 23–24 February, 2021.
- [5] one6G, whitepaper, "6G & robotics, use cases and potential service requirement," June 2023. Available online: <https://one6g.org/resources/publications/>
- [6] Z. Zhou *et al.*, "6G integrated sensing and communication – Sensing-assisted environmental reconstruction and communication," ICASSP 2023 - 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Rhodes Island, Greece, 2023.
- [7] O. Li, *et al.*, "Integrated sensing and communication in 6G: A prototype of high-resolution THz sensing on portable device," in European Conference on Networks and Communications (EuCNC), 8–11 June, 2021.
- [8] ITU, "Guidelines for evaluation of radio interface technologies for IMT-2020: M. 2412-0." (2017).
- [9] Bazzi, Ahmad, Dirk TM Slock, and Lisa Meilhac, "On joint angle and delay estimation in the presence of local scattering," IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC), 2016.



6G 通信感知一体化新型混合信道建模

陈焱, 杨雯斐, 余子明
无线技术实验室

摘要

通信感知一体化(简称“通感一体化”)是ITU-R定义的IMT-2030(6G)六大关键使用场景(Usage Scenario)之一。6G通感一体化的应用场景非常广泛,包括目标定位、识别、环境重构和感知辅助通信等等。信道模型是通感一体化的性能评估的基础。然而,传统的通信模型已无法满足通感一体化的评估需求,因此建立新的通感一体化信道模型至关重要。本文首先介绍了通感一体化的应用场景,以及其对信道建模的关键需求,随后提出一种新型通感一体化信道模型建模方法——统计与确定性混合信道模型,将感知目标与背景信道分别考虑,利用多散射中心理论对目标电磁特征进行建模。本文通过仿真和测量方法验证了所提出模型的准确性和有效性。

关键词

通感一体化, 多散射中心, 信道建模

1 引言

通信感知一体化（简称“通感一体化”）技术被认为是未来 6G 通信网络的一大关键技术 [1, 2]。通感一体化技术通过共用硬件资源，让网络同时实现通信和感知功能。通信可以受益于网络的感知能力，进一步提升频谱效率，降低功耗。而通感信道的研究是实现通感一体化技术的基础，建立满足不同的通感场景性能评估的通感信道模型至关重要。

信道模型需要支撑应用场景的评估。通感信道建模首先需要考虑通感应用场景及其评估指标，从而抽象出通感信道模型能支持的特性。通感应用场景可大致分为定位类、检测与跟踪类，环境重构类和模式识别类。这些应用场景的评估相较于传统通信场景对信道提出了新的需求，因此需要重新思考通感信道的架构、建模方法和特性。从信道模型的架构上来讲，传统的通信信道只考虑环境中产生通信多径的散射体，而感知信道还需考虑环境中的感知目标。感知目标则根据不同的通感场景决定，例如在环境重构类的场景中，环境中主要的建筑和地面都可以是感知目标，但是在定位、检测与跟踪类的场景中，建筑和地面则被建模成背景环境。因此，通感信道的成分相较于通信信道更加丰富，通感信道模型的架构会更加灵活。

通感信道建模的方法与通信信道建模的方法类似，也可以分为确定性、统计性和混合性三大类 [1]。确定性建模根据预先设置的传播环境中发射机和接收机的位置确定通感信道，例如全波仿真、射线追踪和信道测量。统计性建模则将通感信道的参数建模为随机分布，通常由大尺度参数（路径损耗、K 因子、时延扩展和角度扩展等）和小尺度参数（多径的时延、角度和功率等）组成。混合性建模 [3] 则综合了确定性建模和统计性建模两种方法的优点，用确定性方法建模传播信道中的主要多径成分，用统计性方法建模传播信道中的次要多径成分。作者认为，通感信道模型中，感知目标决定了信道的关键成分，因此可以用确定性的方法进行建模。通感应用场景丰富多样，不同场景的关键信道成分会有所差异。例如，在定位和识别场景中，可以把人和车辆等目标看作感知目标。在环境重构和感知辅助通信的场景中，传播环境中的楼栋和地面是感知和通信信道中的多径成分，因此需要将这些物体作为感知目标。

通感信道相较于通信信道更加关注感知目标的散射特征。因此对于感知目标的建模是通感信道模型中的关键一步。传统的通感信道模型研究 [4] 将感知目标的雷达截面积（Radar Cross Section, RCS）特性建模为单个散射点，用该散射点代表整个感知目标，这一模型称为单散射点模型。单散射点模型描述感知目标的 RCS 有三种方法：(1) 固定值法；(2) 统计性建模法；(3) 确定性建模法。第一种方法认为感知目标的 RCS 与角度无关，为固定值。第二种方法认为感知目标的 RCS 服从某个随机分布。第三种方法则通过仿真或者实测方式计算感知目标的 RCS，建模不同目标形状、

频率、入射角度的影响。单散射点模型将具有形状的感知目标建模成单散射点忽略了感知目标的空间几何特征，只支持定位和识别等感知场景。因此，本文用多散射中心模型对感知目标建模，即用多个散射中心代表一个感知目标。感知目标的多散射中心由对于该感知目标的散射场测量值或者电磁仿真值提取得到。相较于单散射点模型，多散射中心模型不仅能准确还原感知目标的 RCS 特性，同时能描述感知目标的几何结构，支持成像和环境重构类和模式识别类的感知应用。

第 2 节针对通感用例评估进行了介绍和分类，并梳理了不同用例对通感信道模型的需求，即通感信道模型需要支持的特性。第 3 节提出了一种混合通感信道模型，介绍了通感信道模型的成分和建模方法。该模型将信道成分分为感知目标相关和背景环境两部分，并使用多散射中心来建模感知目标相关的部分，用统计性模型来建模背景环境的部分。第 4 节介绍了目前针对通感信道展开的信道测量工作。

2 通感一体化信道建模需求与挑战

1. 信道建模的方法需要考虑评估用例的需求，IMT-2030(6G) 通感一体化任务组发布的《通感一体化技术研究报告》[4]、3GPP SA1 TR22.837 [5] 中就面向 6G 的典型通感一体化应用场景已展开广泛讨论。典型感知用例包括：入侵者检测 [5]、车辆检测与追踪 [5]、健康检测 [5]、气象监测 [5]、高精度定位与跟踪 [5, 6]、环境重构 [5, 6]、人类感官增强 [6]、手势及动作识别 [6] 等。主要分为以下三大类：
2. 定位、检测与跟踪类：检测定位感知类业务主要用于智能交通或智能工业场景中的入侵检测、车辆/机器人定位追踪等用例，重点评估感知目标的检测/虚警概率、定位精度、速度估计误差等指标，以及目标密度、刷新率、感知时延等。
3. 环境重构与成像类：主要包括智能交通或智能工业场景中的环境重构用例，重点评估目标的重构率、重构距离误差、朝向误差等指标。
4. 模式识别类：动作识别类的感知应用通常是智慧家庭或健康医疗场景中呼吸、心跳、跌倒等动作姿态的识别。

目前，3GPP 定位类应用仿真使用统计信道模型，即 3GPP TR38.901 [8]。面向 6G 通感一体化应用的传播信道建模需求主要体现在以下几个方面：

1. 由传统主动目标延伸为主动和被动目标。目前 3GPP R18 中定位目标局限于接入无线网络的终端设备，即主动定位目标。而未来 6G 网络中，基站还需要具有被动目标的感知功能，如闯入公路的动物，非法入侵机场的无人机。
2. 感知模式变化。在主动定位应用中，无线信道来源于

基站与终端构建的无线传输链路，即双基信道。在被动目标感知中，基站通过自发自收方式获取目标信息，从而进行定位与追踪，即单基信道。

- 目标特征更丰富。由于感知模式变化，通感一体化对感知目标的散射物理特征模型也提出了新的需求。如，基站对非法入侵车辆的感知仿真需要信道对车辆的典型 RCS 模型进行有效的刻画。传统以簇 (Cluster) 为中心的信道模型缺少了感知目标的电磁特性建模。因此，新型通感一体化信道模型需要新增对感知目标电磁散射特性的建模研究，进而支持目标形状重构和目标材质识别等应用。
- 散射体映射。在目标定位与追踪的应用中，收发机需提取信道空间几何传播路径、反射点等信息，从而提升对目标定位与追踪的准确度。如目标移动过程中反射径的空间一致性、散射体物理位置、散射体电磁散射特性等。在传统以簇为中心的信道模型利用数学方法对信道角度、时延、功率等特征进行随机性、统计性的刻画，形成簇及大小尺度参数分布，但其并无任何物理意义。
- 预设信息。通感应用评估方法需对目标或者环境信息进行预定义，如目标的类别、车、行人和 UAV 等，以及环境信息的预设，如十字路口、道路规格等。
- 微多普勒。动作识别类应用需要对目标的微动特征进行信道变化的特征建模。例如，呼吸胸腔起伏带来信道微多普勒变化。
- 模型架构。基于统计方法的信道建模方法显然无法对环境信息进行精确刻画，因此，通感应用的信道模型应考虑新型的信道建模方法论及模型架构。如，基于统计与确定性结合的混合信道建模方法、基于射线追踪和电磁学的确定性信道建模方法。

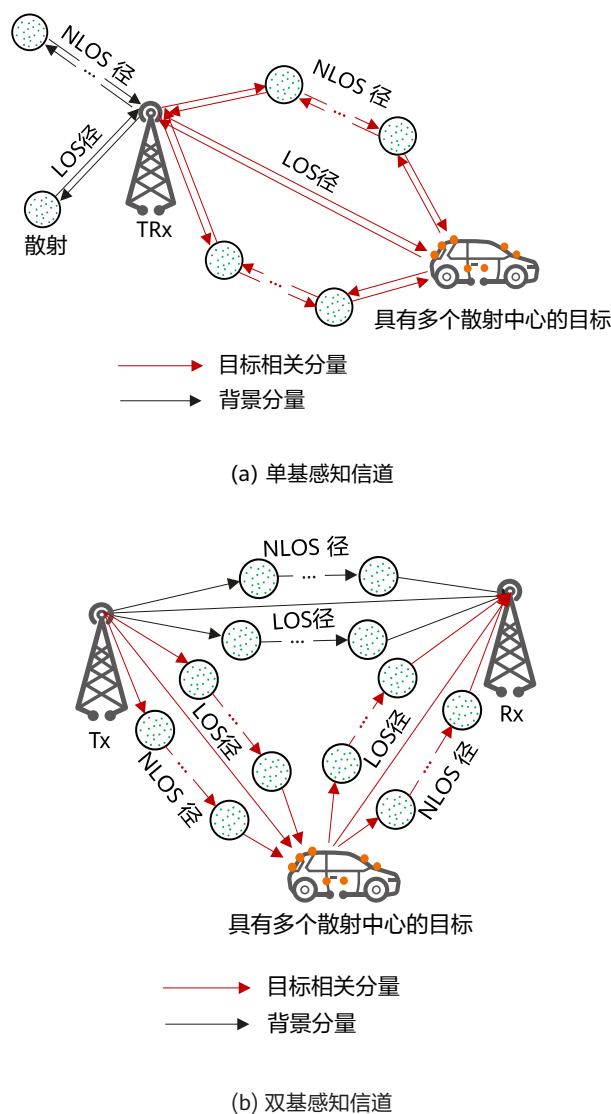


图 1 通感信道模型架构

3 信道建模方法

在 3GPP TR 38.901 通信信道模型 [8] 的基础上，本文提出了由目标相关分量与背景分量两部分组成的感知信道模型。图 1a 和图 1b 分别展示了单基感知信道与双基感知信道的系统模型。其中，目标相关分量包含所有经过感知目标的多径，由发射机-感知目标和感知目标-接收机两段级联，将感知目标看作从发射机接收多径，然后将其发送到接收机的节点。而背景分量包含来自背景环境的多径，这些多径不随目标的数量或位置的改变而改变。在有多个感知目标的场景下，先生成所有感知目标的相关分量，再生成感知环境的背景分量，最后将所有目标相关分量与背景分量相加得到感知信道。其中，生成感知信道的背景分量和每段目标相关分量的方法与 3GPP TR 38.901 通信信道生成流程相似。感知信道与通信信道通过共享部分或全部的统计参数建

立关联。当通信信道中的用户为感知信道中的感知目标时，感知信道中的某段目标相关分量可以复用通信信道的统计参数；当通信用户为双基感知信道中的感知发射机或接收机时，通信信道与感知信道相同。

3.1 背景分量的生成

单基感知场景下，收发机在相同的位置，这与传统自发他收的通信链路有本质区别。单基感知信道的背景分量取决于收发机在传播环境中的位置，这意味着用于通信信道的统计模型（如路损模型和视距概率模型）和参数不再适用。为描述单基感知信道在环境中的损耗，需要在模型的参数化中定义一个与 Tx、Rx 之间距离不相关的总功率增益系数。对于其他可以复用的信道参数，如时延扩展和角度扩展，需要针对单基背景分量根据相应的信道测量结果完成模型的参数化。

双基感知场景下，背景分量为发射机不经过目标直接被接收到的干扰功率，为自发他收的链路，可复用 3GPP TR 38.901 中通信链路的生成过程。但由于感知模式和场景的多样化，除了与传统通信链路相同的具有一定高度差的收发机组外，也有如在双基站联合感知中出现的基站到基站的链路。例如在图 1b 所示的双基站联合感知车辆的场景，背景分量为基站之间的链路。此时可参考 [8]，为收发端无明显高度差的场景定义合适的信道参数统计模型，包括时延扩展、角度扩展、阴影衰落等大尺度参数和径簇功率、时延、相位等小尺度参数。

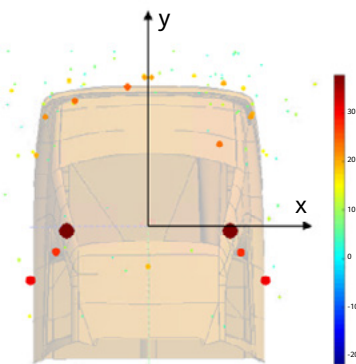


图 2 车辆多散射中心提取结果

3.2 目标相关分量的生成

目标相关的分量由发射机-感知目标和感知目标-接收机两段组成，在级联时考虑感知目标的特性对目标相关分量的影响。生成目标相关分量时，首先分别生成发射机-感知目标和感知目标-接收机两段的大小尺度信道参数，并使用多散射中心模型（下一小节详细介绍；多散射中心模型对路损模型有重要影响）表征感知目标，再根据两段的入射和散射角计算感知目标的散射场，最后将两段级联，构成感知信道的目标相关分量。在单基感知场景下，两段的大小尺度参数相同。涉及无人机和车辆的场景下的信道参数可以分别以 [9, 10] 作为参考。下面以车辆为例，介绍感知目标的多散射中心模型。

3.3 感知目标多散射中心建模

多散射中心模型认为感知目标的电磁散射响应可以等效为多个独立的散射中心的散射响应总和。这些散射中心的位置和电磁参数联合起来可以表征目标的散射特性，通过散射中心可以反演目标的几何结构。在通感一体化信道模型中，应用多散射中心模型，可以简化对感知目标的建模，用少量散射中心代替感知目标复杂的几何结构和电磁特性。

感知目标的散射场 $E(f, \varphi, \theta)$ 可以表示为多个散射中心的散射场之和：

$$E(f, \varphi, \theta) = \sum_{i=1}^I E_i(f, \varphi, \theta)$$

其中 f, φ, θ 分别为频率、方位角和俯仰角； I 是所有散射中心的个数， $E_i(f, \varphi, \theta)$ 为第 i 个散射中心的散射场。以上考虑的是自发自收信道中单一方向回波的散射场，即入射方向和散射方向相同时的散射场。在自发他收信道中，电磁波对感知目标的入射方向和散射方向不同，可以根据 R.E. Kell 提出的近似原理 [11] 将自发他收散射场转化为上述单一方向的散射场。因此在通感一体化信道模型中，多散射中心模型可以支撑自发自收信道和自发他收信道中感知目标相关的建模。

为了验证多散射中心模型，本文使用电磁仿真对一车辆后半部分（图 2）进行仿真，得到其自发自收的单一方向散射场，再提取散射中心。仿真频率为 10 GHz 到 11 GHz，频率步长为 2 MHz。扫描角度为 0° 到 180° ，角度步长为 2.5° ，起始方向（ 0° 方向）为图 2 中的 X 方向。仿真中，发射机和接收机共站且位于以车为圆心，半径为 20 米的圆上。图中用实心圆表示提取的 100 个多散射中心，圆圈的颜色表示散射中心的场强，同时圆圈越大，散射中心的场强越大。可以发现，散射中心分布在后叶子板和车的两侧车窗附近，所有散射中心大致包裹住了车辆的轮廓。

图 3 展示了电磁仿真得到的车的散射场关于角度函数，以及用提取出的多散射中心重构的散射场。为了方便理解，在图中将散射场的强度转换为了车的 RCS 值。在本文提出的散射中心模型中，每个散射中心的散射场强会随角度而变化。因此，在重构每个角度的散射场时，选取了所有 100 个多散射中心中的 5 个散射场强最高的多散射中心，剩余的多散射中心认为在该角度下不可见。对比仿真结果和重构结果，作者发现使用 5 个多散射中心重构的散射场和电磁仿真得到的散射场在不同入射方向上取得了很好的一致性。同时，作者计算得到使用 5 个多散射中心的平均能量重构率（每个入射角度下 5 个散射中心的能量之和与所有散射中心能量之和的比值）为 93.41%。可见，基于多散射中心模型，可以使用少量散射中心点准确描述感知目标散射场特性。

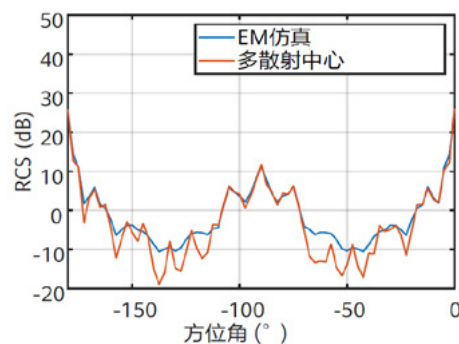


图 3 车辆散射场-角度函数仿真和 5 个多散射中心重构结果

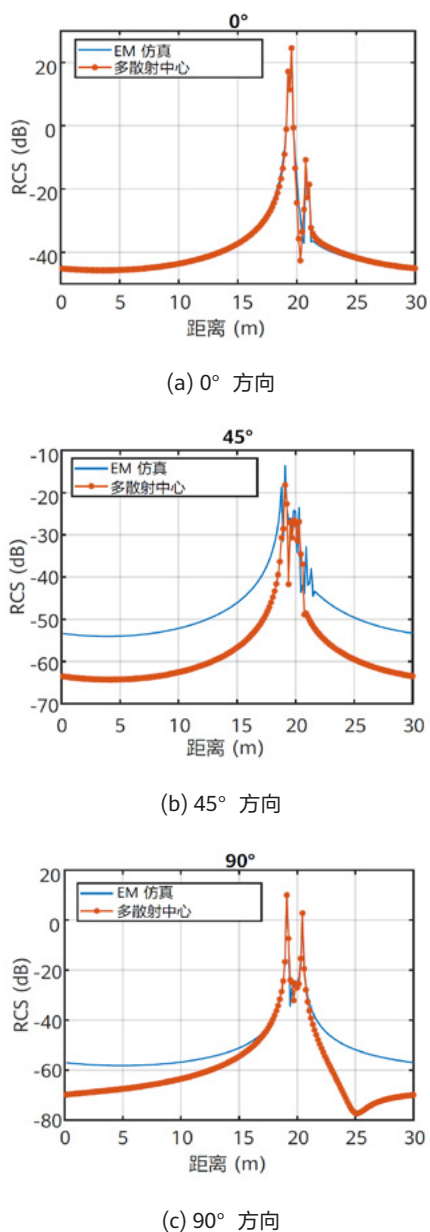


图 4 车辆散射场-距离函数仿真和散射中心重构结果

图 4 展示了不同入射角度下 (0°、45°、90°) 车的散射场关于距离的仿真结果, 以及用提取的多散射中心重构的结果。由于仿真中车和观测点的距离为 20 米, 从图中可以看到 RCS 在距离域上的冲激集中在 20 米附近。同时, 可以观察到车的散射场在每个观测角度上都包含多个冲激响应, 意味着车的散射场由多个结构的散射场组成, 不能简单等效为单个散射点。

由图 4 结果可知, 多散射中心模型能较好地还原车辆在不同入射角度下的散射场在距离域的响应。相较于单散射点模型只能描述感知目标散射场与角度的关系, 多散射中心模型对感知目标散射场的建模更全面。该仿真结果验证了多散射中心模型能够描述感知目标的几何特征以及感知目标关于角度和距离的散射特征, 可以支撑通感一体化中定位、识别和环境重构等广泛应用场景。

4 通感信道测量

获取通感信道模型所需的参数, 比如背景环境相关的统计性参数, 需要测量通感信道。通感信道测量的结果可以用于通感信道的特性分析, 提取信道模型参数、验证信道模型。本节分别测量 10 GHz 和 140 GHz 两个频段的自发自收和自发他收通感信道, 测量配置见表 1。

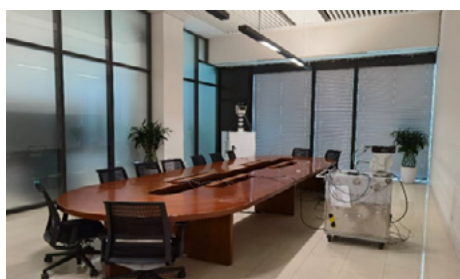
4.1 室内通感信道测量

室内通感信道的测量场景为会议室。在会议室中, 作者设置了一个发射机 (Tx) 和两个收发机 (TRx)。其中 Tx 只能发射信号, TRx 既可以发射信号也可以接收信号, 如图 5 所示。因此, 测量结果包含 Tx-TRx 的自发他收信道以及 TRx 的自发自收信道。在该场景中 Tx 的高度为 2m, TRx 的高度为 1.4 米。自发他收信道测量中, Tx 固定朝向 TRx 发送信号, TRx 作为接收机可以通过机械旋转接收水平和俯

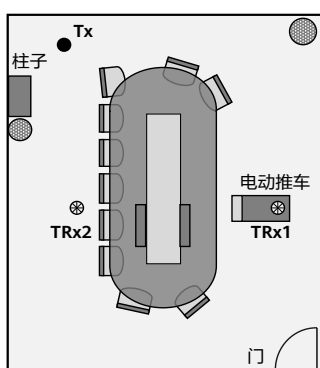
表 1 通感信道测量参数

频段	10 GHz		140 GHz	
	自发自收	自发他收	自发自收	自发他收
类型	自发自收	自发他收	自发自收	自发他收
频率	10~12 GHz	10~12 GHz	130~133 GHz	130~133 GHz
扫描步长	1 MHz	1 MHz	1 MHz	1 MHz
发射天线增益	20 dBi	20 dBi	25 dBi	15 dBi
接收天线增益	20 dBi	20 dBi	25 dBi	25 dBi
水平角	0° : 10° : 360°			
俯仰角	-30° : 10° : 30°			

仰方向的来波信号。图 6 展示了会议室场景中自发他收信道和自发自收信道的角度-时延-功率谱。可以观察到自发他收信道的每个簇内多径较少，信道稀疏性较强。自发自收信道的多径来源于传播环境的回波，更丰富。

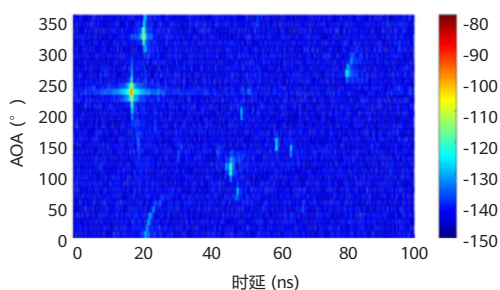


(a) 会议室

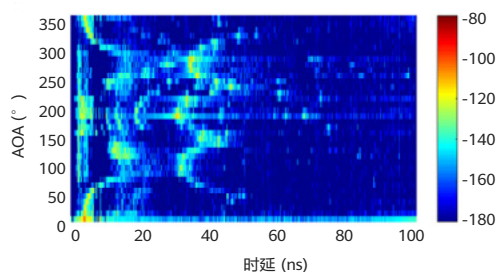


(b) 会议室测量部署

图 5 室内会议室测量场景



(a) Tx-TRx1 自发他收信道



(b) TRx1 自发自收信道

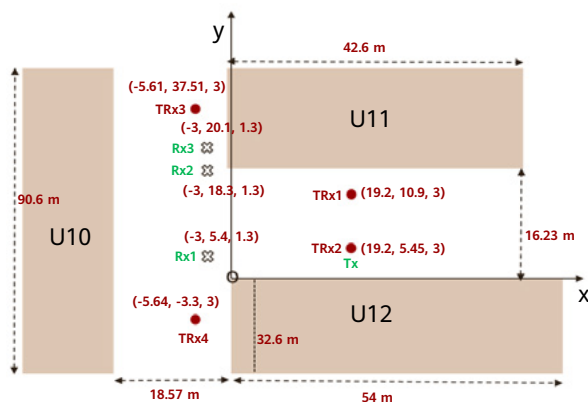
图 6 室内办公区信道测量结果

4.2 室外通感信道测量

室外通感信道测量场景为 UMi (Urban Micro) 场景。UMi 场景包含自发自收信道和自发他收的信道测量 (图 7)。图 8 展示了 UMi 场景中 TRx1 和 TRx3 的自发自收信道在极坐标下的角度-时延-功率谱。图 8 中可以观察到收发机周围的建筑物反射多径。因此，自发自收信道可以还原传播环境的几何特征。自发自收信道中提取的环境几何特征可以用于预测通信信道。



(a) UMi 测量场地



(b) UMi 场景测量部署

图 7 室外 UMi 测量场景

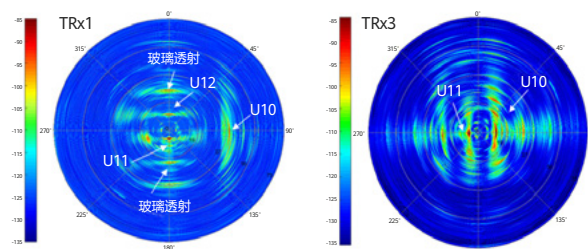


图 8 室外 UMi 自发自收测量结果

5 结语

本文从定位和识别类、环境重构类和成像类，以及模式识别三类典型通感一体化技术应用场景出发，梳理了通感一体化信道建模需求。基于建模需求，本文介绍了一种新型的“统计与确定性混合”通感一体化信道模型建模方法，在 3GPP TR 38.901 通信信道模型的基础上，提出了由目标相关分量与背景分量两部分组成的感知信道模型，并利用多散射中心理论对目标电磁特征进行建模。同时，本文给出了相关的自发他收与自发自收的信道测量结果，展示了所提出模型参数化的可行性。对于多散射中心模型，本文基于电磁仿真验证了其准确和有效性。结果显示，所提出的通感信道模型可以兼容广泛应用的 3GPP TR 38.901 通信信道模型，能够满足通感一体化应用场景对信道建模的需求，可以广泛应用于通感技术和系统的性能评估与优化。

参考文献

- [1] A. Bayesteh, J. He, Y. Chen, P. Zhu, J. Ma, A. W. Shaban, Z. Yu, Y. Zhang, Z. Zhou, and G. Wang, "Integrated sensing and communication (ISAC) —from concept to practice," Huawei Research, no. 2, 2022.
- [2] G. Wang, H. Gu, X. Li, Z. Yu, O. Li, Q. Liu, K. Zeng, J. He, Y. Chen, J. Lu, W. Tong, and D. Wessel, "Terahertz sensing and communication towards future intelligence connected networks," Huawei Research, no. 2, 2022.
- [3] Y. Chen, Z. Yu, J. He, and *et.al*, "A scatterer-based hybrid channel model for integrated sensing and communications (ISAC)," in *Proc. of IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, 2023.
- [4] IMT-2030 (6G) 推进组, "通信感知一体化技术研究 报告," Technical Report 1, 2021. [Online]. Available: <https://www.imt2030.org.cn/html/default/zhongwen/chengguofabu/yanjiubaogao/list-2.html?index=2>
- [5] 3GPP, "Study on integrated sensing and communication," 3rd Generation Partnership Project (3GPP), Technical Report (TR) 22.837, 2022. [Online]. Available: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=4044>
- [6] 华为技术有限公司, "6G: 无线通信新征程," <https://www-file.huawei.com/-/media/corp2020/pdf/tech-insights/1/6g-white-paper-cn.pdf?la=zh>, 2021.
- [7] IMT-2020 (5G) 任务组, "5G-Advanced 通感融合仿真评估方法研究报告," Technical Report, 2023.
- [8] 3GPP, "Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz," 3rd Generation Partnership Project (3GPP), Technical Report (TR) 38.901, 2017. [Online]. Available: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=3173>
- [9] 3GPP, "Enhanced LTE support for aerial vehicles," 3rd Generation Partnership Project (3GPP), Technical Report (TR) 36.777, 2018.

[Online]. Available: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=3231>

- [10] 3GPP, "Study on evaluation methodology of new vehicle-to-everything (V2X) use cases for LTE and NR," 3rd Generation Partnership Project (3GPP), Technical Report (TR) 37.885, 2019. [Online]. Available: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=3209>
- [11] R. Kell, "On the derivation of bistatic RCS from monostatic measurements," in *Proceedings of the IEEE*, vol. 53, no. 8, pp. 983-988. 1965.



通信感知一体化 潜在重点空口关键技术浅析

沈霞，江甲沫，徐晓燕*

中国信息通信研究院 移动通信创新中心

摘要

通信感知一体化将基于通信基础设施同时服务于通信和感知应用，为 5G-A 和 6G 通信系统构建新的创新应用空间。本文研究通感一体化潜在的重点空口关键技术，包括频段与带宽配置、组网资源分配方案、波束管理方案与测量流程设计等。提出不同频段下的通感一体化部署模式潜在方案，讨论组网场景下基站感知资源与邻小区通信感知资源协调策略，分析不同感知模式下感知波束与通信波束复用关系，设计不同感知测量场景下的感知测量资源配置以及上报机制。研究成果可为后续通感一体化实际部署提供参考。

关键词

通感一体化，5G-A，6G

*通讯作者

1 引言

通信感知一体化目前在移动通信领域被视为 5G-A 以及 6G 阶段重点潜在技术发展方向 [1, 2], 即基于通信基础设施实现一网两用, 服务于通信业务的同时可以提供对环境目标的感知业务。

通信感知一体化的意义一方面在于可以实现频谱资源的高效利用。目前传统通信频段与用于感知的雷达频段分配处于相互非重叠状态用于隔离干扰, 但是使用频段都非常相近。例如 L 频段 (1~2GHz) 主要用于蜂窝通信、远程监测与空中交通管制监测; S 频段 (2~4GHz) 主要用于蜂窝通信和 WiFi (802.11b/g/n/ax)、空中交通和空降预警监测; C 频段 (4~8GHz) 主要用于 5G 和 WiFi (802.11a/n/ac/ax) 通信、气象和地面监测。毫米波频段常见用于基于毫米波雷达的环境感知和高分辨率成像雷达检测 [3], 也是 WiFi (802.11ad/ay) 使用频段和蜂窝通信重要考虑部署频段。由此, 通信与感知通过在同一频段上进行频谱共享、设备共享和波形共享等一体化设计, 利用相同的频谱资源同时实现通信和感知功能, 大幅度提升频谱资源利用效率。另一方面, 可以催生创新物理感知应用, 为构建 6G 数字智能世界提供基础能力。5G 提出增强移动宽带、海量机器类通信和高可靠低时延通信三大应用场景, 主要在 4G 通信的基础上提升谱效、时延、设备连接数、通信速率等通信性能指标。通信感知一体化的引入, 除了通信性能指标之外还包括感知性能指标、通感一体化性能指标的研究设计, 将面向通信设备和物理世界感知衍生更多创新应用。同时基于环境感知提供增强的通信服务、基于通信基础设施提供新增的环境感知业务, 为打造智能数字世界提供通信和感知的共惠能力。

通信感知一体化亟需解决的潜在关键技术包括空口侧的一体化新波形设计、帧结构设计、资源分配、测量流程、波束管理, 以及网络侧的融合架构设计、数据管理与传输、安全机制等 [3, 4]。在 5G-A 阶段, 将基于 5G 基础架构和空口增强设计, 利用无线信道特性, 获得更丰富环境信息, 实现基础感知应用。目前针对基站侧自发自收 (A 发 A 收) 或者自发他收 (A 发 B 收) 感知模式, 主要以 OFDM 波形为基础设计专用感知参考信号实现, 网络架构将考虑引入感知网元管理感知应用与感知测量流程。面向 6G 及未来, 可以探索新的感知波形 (例如 OFDM、FMCW、OTFS 等 [5])、新的感知频段 (例如太赫兹频段 [6, 7]) 等, 以及结合人工智能等新型技术支持新的感知业务。在这个阶段, 还将进一步探索感知与通信之间的共存、互助和共惠, 实现感知与通信更高维度的融合。

本文将着力探讨通感一体化空口侧潜在的关键技术, 包括频段与带宽配置、组网资源分配方案、波束管理方案与测量流程设计等。其中不同感知频段与带宽对应支持不同感知业务需求, 与通信之间的资源复用关系有所不同, 是通感

设备部署研究的基础。通感组网资源分配是实现大规模部署感知基站, 协调基站之间的感知与通信干扰面临的实际问题。通感波束管理和测量流程则是空口侧实现感知功能的必要机制。通感波束管理需要考虑感知波束管理, 和感知波束与通信波束之间的复用关系。通感测量流程则需要设计不同感知模式下的感知测量信号的资源配置, 以及终端与基站感知测量上报机制等。

2 通信感知一体化关键技术研究

2.1 频段与带宽配置

通信感知一体化技术的落地与通感采用的频段、波形以及应用场景密切相关。其中使用的频段对感知波形和应用场景具有重要影响。由此通感一体化部署需要立足频段特性设计。

面向中低频段 (<10GHz), 感知带宽可达 200 或 400MHz, 可以支持定位、入侵及健康检测感知应用, 其中感知距离精度可以实现米级甚至分米级。中低频段是通信主要使用频段, 需要支持通信广覆盖、高速率、高连接数和高可靠性需求。因此, 通感应用部署之前需确定如何满足通感业务的基本原则, 例如尽力而为的方式满足感知应用的资源需求, 或者满足部分高需求的感知业务。对于尽力而为方式, 面向中低频段的通感一体化部署为不影响通信性能基础上融合感知, 感知信号尽可能复用通信信号, 并且感知与通信覆盖一体, 即不额外针对感知需求单独部署通信基础设施。

面向毫米波频段 (10GHz ~ 100GHz), 感知带宽可达 800MHz ~ 数 GHz, 可以基于毫米波感知技术支持定位跟踪、成像、姿态识别等感知应用。此时, 感知距离精度可以实现分米级甚至厘米级。毫米波频段, 由于传输距离受限, 其潜在的主要通信场景应用于室内家居和工厂场景, 满足其高速率和低时延通信需求。毫米波频段资源相比中低频段更加丰富, 也是环境目标定位感知的主要应用频段。由此, 面向毫米波频段的通感部署原则可以考虑为通感一体化部署的联合收益高于部署成本条件下, 通信基础设施融合感知以更好的发挥基础设施使用效果。在此基础上, 探索感知与通信时分、频分和空分的资源复用方式以降低感知与通信间干扰。

面向太赫兹频段 (如 sub-THz 100GHz ~ 300GHz), 感知带宽可达数 GHz 甚至数十 GHz, 可以支持高分辨率成像、安检等感知应用, 其中感知分辨率可达毫米级甚至更低。太赫兹频段通信根据发送功率和应用场景, 一方面应用于室内家居、工厂等局域短距离高速率和低时延通信服务, 另一方面应用于地面站支持低空、高空通信场景。由此, 面向太

赫兹频段的通感部署需优先明确太赫兹通信部署场景。在短距离场景下，基于太赫兹感知应用的多样性，可以考虑满足通信需求下探索太赫兹感知频段独立部署，即一定区域中包括了太赫兹通信、太赫兹通感、太赫兹感知，通过频分的方式避免相互间的干扰。

2.2 组网资源分配

通感资源分配的目的是为通信和感知分配资源以分别满足通信业务和感知业务的性能指标需求。目前正交通感资源分配模式主要包括时分正交、频分正交和空分正交，即感知资源和通信在不同资源维度相互正交，以避免相互之间的干扰，是业界主要研究资源分配模式。对于非正交通感资源模式，即基于同一时频资源上的信号实现感知和通信，可以应用于感知业务和通信业务具有空间一致性的场景。例如基站向终端发送下行信号，可以基于该下行信号的回波信号感知基站与终端之间周围环境目标。通感资源分配需要兼顾感知性能和通信性能，一般主要分配模式为保障感知/通信性能基础上最优化通信/感知性能[8]，或最优化通感一体化性能指标如通感效用或通感效率[9]。

对于单站 A 发 A 收或者双站 A 发 B 收感知，感知接收不仅面临环境目标之间的干扰，还包括感知接收设备本小区和邻小区通信的干扰。例如基站单站 A 发 A 收和两个基站间双站 A 发 B 收感知下通信对感知干扰，如下图所示，感知信号接收基站将面临本小区通信上行和邻小区通信下行和通信上行干扰。因此面向组网场景，感知资源分配不仅需要避免本小区通信干扰，还需要避免邻小区通信干扰，以保障感知环境目标检测性能。

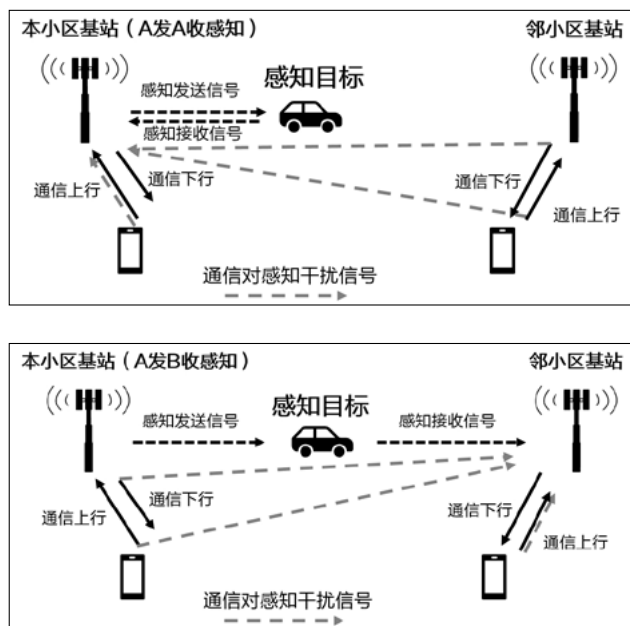


图 1 基站单站 A 发 A 收和双站 A 发 B 收感知干扰示意图

由此，面向通感融合组网资源分配，针对基站单站 A 发 A 收和双站 A 发 B 收感知模式，需要基站间协调感知资源，一方面 A 发 A 收感知基站需与邻基站协调感知资源，避免邻基站在感知资源上调度其下行通信和上行通信对本基站感知信号接收造成干扰；另一方面双站 A 发 B 收感知模式下，感知发送基站需要与其邻基站协调感知资源，避免邻基站在感知资源上向本基站发送信号而造成本基站收发冲突，同时感知接收基站也需要与其邻基站协调感知资源，避免其邻基站在对应感知资源上调度通信传输。当 A 发 A 收感知模式与 A 发 B 收感知模式混合组网时，基站间感知资源协调流程则更为复杂。因此针对以基站感知为主的组网场景，可以通过以下方式提高基站间感知资源协调效率：

方式 1：以基站分组方式协调基站感知资源

在该方式下，将基站按照地域划分为不同的组，其中相邻基站可以划分为一个基站组，基站组与相邻基站组之间将基于在时频资源上相互正交的感知资源池进行感知资源的分配，由此避免基站组之间的感知信号之间的干扰。基站组与相邻基站组的通信资源分配，可以利用与感知资源池正交的通信资源池，以避免感知信号与通信信号之间的干扰。在一个基站组内，每个感知信号发送基站可以将其分配的感知资源发送给相邻基站，获得邻基站确认后即可发送对应感知信号。

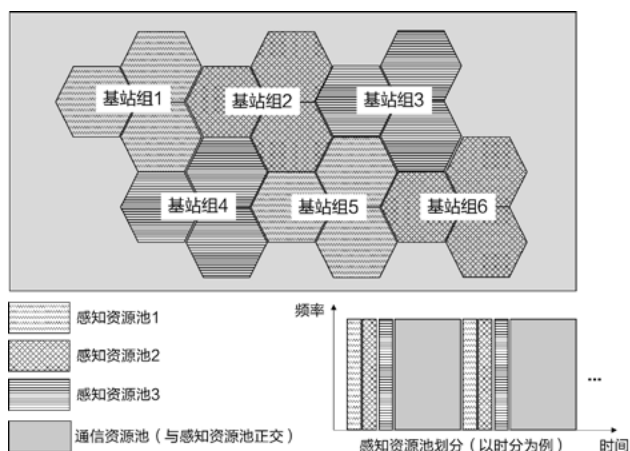


图 2 基站分组正交感知资源池划分

方式 2：通过核心网统一协调基站感知资源

在该方式下，基站将感知业务请求和本基站通信资源分配上报给核心网通感资源管理网元，由该网元对基站感知资源进行统一的调度分配，以避免基站间感知收发冲突以及感知与通信之间的干扰等问题。其中感知业务请求包括感知距离精度、感知范围、感知时延等信息，用于支持核心网元确定感知资源对应的发送周期、感知带宽、感知发送功率等级、感知业务优先级等信息。

2.3 波束管理技术

5G NR 系统采用高低频统一空口设计，引用了数模混合波束赋形技术，终端与基站之间需要进行通信波束发送和接收波束对齐才能进行有效通信。由此通信中波束管理中包括了波束测量上报、波束指示、波束失败恢复过程 [10]。针对通感一体化，感知信号的发送与接收也需要对应的感知波束管理机制。并且针对不同的感知模式，其通信波束和感知波束之间的融合方式有一定区别，具体分析如下。

1. 基站 A 发 A 收感知模式

在该方式下假定基站有独立的感知接收天线以降低基站感知自发自收之间的干扰。基站可以采用类似于 SSB 的发送方式，周期性的向不同方向发送感知波束，以感知基站周围的环境目标。感知波束和基站下行通信波束融合可以通过时分或者空分的方式实现。

2. 基站与终端间 A 发 B 收感知模式

此时感知可以当作与通信相互独立的业务，以感知为目标单独进行感知资源的分配和感知波束的指示。感知波束的测量上报不同于通信波束的测量上报，将围绕感知目标所在区域，对可以覆盖该区域的感知波束进行测量上报，而不是选择信道质量最优的波束上报。当感知业务和通信业务在空间上具有一致性时，可以复用周期性或者非周期性的通信信号进行终端侧或基站侧感知测量。保障通信的同时为了提升感知范围或者感知精度，可以利用通信重复传输机制，在不同的传输符号或者时隙上指示不同的波束。如下图所示有，以下行调度为例，对于下行重复传输不同传输机会上指示采用不同的发送波束，以支持不同波束下的感知。由此可以实现感知与通信更紧密的融合。

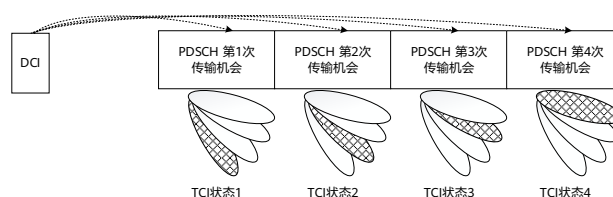


图 3 下行重复传输不同传输机会波束指示

3. 基站间 A 发 B 收感知模式

在该感知模式下感知发送基站需要给感知接收基站指示感知发送波束，以支持感知接收测量。由于基站部署在不同地理位置，基于具有指向性的感知发送波束，一个基站与不同基站之间的 A 发 B 收感知覆盖的感知区域不同。由此一个感知发送基站与不同的感知接收基站对应的感知发送波束不同。感知发送基站与感知接收基站之间在进行 A 发 B 收感知之前可以基于一个感知波束测量过程确定其对应的感知发送波束。

此外，感知波束管理相比通信波束管理还受限于感知区域限制。通信尽可能满足全域覆盖需求，而感知则由于区域安全管理，仅可以对获取感知许可范围进行感知，感知波束的覆盖范围对应需要一定的限制。感知发送基站可以通过调整感知发送波束的功率、天线相控阵列的相位等方式控制感知波束覆盖范围。

2.4 测量流程设计

通信测量流程主要指终端基于参考信号进行信道测量，将测量结果反馈给基站或者发送终端（侧行通信场景）。感

表 1 不同感知测量场景下的感知测量配置与上报

感知测量场景	感知测量配置	感知测量上报
上行感知测量	SRS、PUSCH(DM-RS)、专用上行感知信号配置	基站向核心网感知结果处理网元上报
下行感知测量	SSB、CSI-RS、PDSCH (DM-RS)、专用下行感知信号配置	终端向基站上报，复用 CSI 测量上报流程
基站 A 发 A 收感知测量	复用下行数据或参考信号配置、专用基站 A 发 A 收感知信号配置	基站向核心网感知结果处理网元上报
基站间 A 发 B 收感知测量	IAB 模式下数据或参考信号配置、专用基站 A 发 B 收感知信号配置	感知接收基站向核心网感知结果处理网元或者感知发送基站上报
终端 A 发 A 收感知测量	复用侧行数据或参考信号配置、专用终端 A 发 A 收感知信号配置	终端向基站上报，由基站向终端发起测量上报请求
终端间 A 发 B 收感知测量	SL-CSI-RS、PSSCH(DM-RS)、专用侧行感知信号配置	终端向基站上报，由基站向终端发起测量上报请求；或者感知接收终端向感知发送终端上报

知测量流程则主要指感知信号接收设备进行感知测量，并将测量结果上报给基站（终端测量场景）或者核心网感知结果处理网元等相关设备。

不同感知场景对应的感知测量配置和感知测量上报分析如下表所示。根据感知测量场景，可以分为上行感知测量、下行感知测量、基站 A 发 A 收感知测量、基站间 A 发 B 收感知测量、终端 A 发 A 收感知测量、终端间 A 发 B 收感知测量，分别对应了不同的感知模式。相应的感知测量资源配置，即配置发送感知信号的资源，根据感知业务和通信业务的相关性，可以配置独立感知参考信号资源或者基于现有通信参考信号及数据信号作为感知信号资源。同时需要考虑感知信号发送优先级，以帮助设备判断在感知信号间、或者感知信号与通信信号间发生发送或者接收资源冲突时的处理优先级。由于目前 6G 系统的参考信号和信令流程尚未进入标准讨论阶段，现以 5G-A 的参考信号和信令流程为参考进行讨论。

针对感知测量上报，则主要指终端将下行感知测量、终端 A 发 A 收感知测量或者终端间 A 发 B 收感知测量结果上报给基站，或者基站将基站 A 发 A 收感知测量、基站间 A 发 B 收感知测量结果上报给核心网感知结果处理网元或者感知发送基站。获取感知测量结果的设备还可以根据需求基于高层流程将感知结果发送给感知结果需求设备，该设备可以是终端、基站或者核心网元。感知测量结果包括信道测量信息和新的感知测量量，例如感知距离、方位角、俯仰角和多普勒频谱估计等信息。

终端向基站的下行感知测量上报，可以复用通信信道信息测量上报流程，包括周期性、半持续和非周期测量上报，上报资源根据具体类型由高层配置，以及结合 MAC 信令激活和物理层 DCI 信令触发进行上报，相应测量结果需要与对应的感知信号或者感知会话进行关联。终端向基站的侧行感知测量上报，则需要设计基站触发终端进行侧行感知测量上报的信令和相关流程。基站侧可以根据高层感知测量需求，触发终端进行侧行感知测量上报，触发信令中可以包含需要感知的侧行区域或者侧行目的终端标识，接收到该触发信令的终端则进行对应的侧行感知测量结果获取，可以通过主动侧行感知测量（向其他终端发送感知信号）或者被动侧行感知测量（接收其他终端发送感知信号）获取，然后将获取的侧行感知测量结果上报给基站。

此外，为了减少终端感知测量上报开销，针对区域感知场景，可以考虑配置基于区域的公共感知测量上报资源池，终端将选择区域对应的资源池中的资源，将该区域感知测量结果上报给基站。由此可以避免高速移动场景一个区域内终端频繁发生变化时，针对该区域感知测量上报资源频繁的分配与释放问题。

3 结语

本文面向通感一体化空口侧的关键技术，包括通感一体化频段与带宽配置、组网资源分配、波束管理与测量流程关键技术进行了研究探讨。基于频段特性浅析了低频、毫米波以及太赫兹频段的通感部署潜在方案。针对通感组网资源分配，为降低基站感知接收与相邻小区间的感知和通信发送间的干扰，提出了基于基站分组和核心网统一协调基站感知资源的策略。对于通感波束管理，分析不同感知模式下感知波束与通信波束之间的复用关系，并针对基站与终端间 A 发 B 收感知模式下提出重复传输下的感知与通信复用波束机制。面向通感测量流程设计，研究不同感知测量场景下的感知测量资源配置以及上报机制。

目前基于基站单站范围内的独立感知有基础的实现方案，即基于 OFDM 波形设计与通信独立的专用感知信号进行 A 发 A 收或者 A 发 B 收感知测量。但是面向组网以及实际应用，除本文讨论关键技术之外还需要着力对通感一体化帧结构、载波聚合等技术进行研究。支持多种感知模式是否采用统一帧结构，以及帧结构中保护间隔、CP 等根据频段、感知应用场景的设计需分析研究。目前一个频段上连续带宽相对受限，为支持更好的通信和感知应用，需要引入载波聚合、高低频联合部署等技术。由此需考虑载波聚合中载波频率偏差对感知性能和感知硬件设计影响。此外，后续是否引入感知新波形，则主要取决于现有基于 OFDM 的通感一体化是否可以满足未来感知应用需求，需进一步探索验证。

参考文献

- [1] IMT-2030(6G) 推进组. 6G 总体愿景与潜在关键技术, 2021 年 6 月.
- [2] IMT-2030(6G) 推进组. 6G 典型场景和关键能力白皮书, 2022 年 7 月.
- [3] IMT-2030(6G) 推进组. 通信感知一体化技术研究报告 (第二版), 2022 年 11 月.
- [4] IMT-2020(5G) 推进组. 5G-Advanced 通感融合网络架构研究报告, 2022 年 11 月.
- [5] L. Gaudio *et al.*, "On the effectiveness of OTFS for joint radar parameter estimation and communication," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 19, no. 9, pp. 5951–5965, 2020.
- [6] 何佳, 周知, 李先进等. 面向 6G 的通信感知一体化: 基于无线电波的感知与感知辅助通信 [J]. *信息通信技术与政策*, 2022,48(9):9–17.
- [7] 胡田钰, 李玲香, 陈智. 多频段协同通信的新机遇——太赫兹通信感知一体化 [J]. *中兴通讯技术*, 2022, 28(4):14–18.
- [8] Z. Wang *et al.*, "Achieving the Performance Bounds for Sensing and Communications in Perceptive Networks: Optimal Bandwidth Allocation," in *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 11, no. 9, pp. 1835–1839, Sept. 2022.
- [9] 江甲沫, 韩凯峰, 徐晓燕. 6G 通信感知一体化系统的性能指标 [J]. *中兴通讯技术*, 2022,28(05):39–45.
- [10] 刘晓峰, 孙韶辉, 杜忠达等. 5G 无线系统设计与国际标准. 人民邮电出版社, 2019 年 9 月.



通信感知一体化：开启无线网络的又一扇门

姜大洁，姚健，李健之，丁圣利，袁雁南，陈保龙，秦飞
维沃移动通信有限公司

摘要

如果说通信开启了无线网络的第一扇门，那么感知则是开启了无线网络的又一扇门，将催生出丰富多彩的感知业务用例。随着 6G 系统的频段向毫米波甚至太赫兹扩展，其频段具有更大带宽和更高穿透能力的特点，同时将来更大规模天线和更密集网络的部署，将共同推动 6G 提供更高感知精度与更高感知分辨率的感知服务。本文介绍了通感一体化的用例，性能指标与效率指标，通感一体化的融合程度、感知模式与关键技术，并介绍了通感一体化的样机开发与测试情况。此外，本文还给出了通感一体化的四个挑战。

关键词

6G，通感一体化关键技术，性能指标，感知模式，样机验证

1 引言

包括沉浸式扩展现实 (Extended Reality, XR)、全息远程呈现、交互型 3D 虚拟数字人、协作机器人、无人驾驶、多感官互联、甚至元宇宙在内的未来新业务 [1-3] 对通信、感知和计算 (包括 AI) 都提出了很高的要求。6G 将原生地支持通信、感知和计算服务, 成为支撑未来社会高效可持续发展的网络信息底座, 赋能缤纷多彩的未来新业务。通信、感知与计算是构建未来自由连接的物理与数字世界的三项最重要的基础能力。6G 不仅需具备通信能力以实现物理与数字融合世界的自由连接, 还需具备对物理世界的感知能力以构建对应的数字世界, 并且具备计算能力 (包括算力、存储、智能等) 以提供物理与数字融合世界所需的数据处理, 最终实现物理世界和数字世界的高效互动与高度融合, 实现“自由连接的物理数字融合世界”的愿景 [4]。

无线通信和无线感知均基于电磁波理论。在发送端对电磁波信号进行调制, 使得电磁波承载信源信息, 而电磁波信号在传播过程中会受到无线环境的影响, 即电磁波信号受到环境调制, 从而电磁波信号也承载了环境信息。在接收端通过对电磁波信号的分析, 不仅能够得到电磁波信号承载的信源信息, 还能够提取出反映传播环境特征的感知信息。也就是说, 电磁波信号具有与生俱来的通信与感知双重功能, 这就使得通信感知一体化 (Integrated Sensing and Communication, ISAC, 简称“通感一体化”) 成为可能。如果说通信开启了无线网络的第一扇门, 那么感知则是开启了无线网络的又一扇门, 将催生出丰富多彩的感知业务用例。相比感知与通信分离的系统, 通感一体化系统能够带来许多优势, 例如节约成本、减小设备尺寸、降低功耗、提升频谱效率、减小通信和感知之间的互干扰等。

随着 6G 系统的频段向毫米波甚至太赫兹扩展, 其频段具有更大带宽和更高穿透能力的特点, 同时将来更大规模天线和更密集网络的部署, 将共同推动 6G 提供更高感知精度与更高感知分辨率的感知服务。本文的第 2 节介绍了通感一体化的用例与性能指标, 第 3 节介绍了通感一体化的融合程度、感知模式与关键技术。第 4 节介绍了通感一体化的样机开发与测试情况。第 5 节给出了通感一体化的四个挑战。最后给出了结论。

2 通感一体化用例与指标

为更好地支持沉浸式 XR、全息远程呈现、交互型 3D 虚拟数字人、协作机器人、无人驾驶、多感官互联、甚至元宇宙等未来新业务, 面向 6G, 移动通信系统扮演的角色将发生变化。除了信息传递者之外, 6G 还将扮演信息生产者与信息加工者的角色。信息生产者主要通过提供感知服务来实现的, 例如 6G 系统通过无线电波的收发从而对物理世界

各种物体的速度、方向、材质、成像等信息的感知。而信息加工者是通过提供计算服务和 AI 相关服务来实现的, 例如在感知成像的计算和 AI 模型训练等服务中, 对相关数据的预处理、存储和分析等操作。6G 将原生地支持通信、感知和计算服务, 提供包括信息传递、信息生产和信息加工等在内的信息综合服务, 赋能缤纷多彩的未来新业务。

感知不是新事物, 4G 和 5G 均支持的 UE 定位本质上也是一种感知, 即对联网设备 UE 的位置的感知。5.5G 和 6G 支持的感知的范畴将进一步扩大, 感知目标不仅包括连接的目标如 UE, 也包括未连接的目标如人体, 天气等; 不仅包括对位置的感知, 还包括对呼吸心跳频率、物体材质、移动速率、手势、姿势、降雨量等的感知。国际电信联盟 ITU 定义的 6G 通感融合场景 (如图 1 所示) 将使能 6G 系统具备对未连接的目标以及连接的目标的空间信息、运动情况和周围环境信息的感知 [5]。具体用例包括导航、活动检测和运动跟踪 (如姿势/姿态识别、跌倒检测、车辆/行人检测)、环境监测 (如雨/污染检测), 以及为人工智能、扩展现实 XR 和数字孪生应用提供周围环境的感知数据/信息。对应的能力除了通信指标外, 还包括高精度的定位和感知相关能力, 包括范围/速度/角度的估计、物体/是否存在的检测、定位、成像和制图等感知能力。

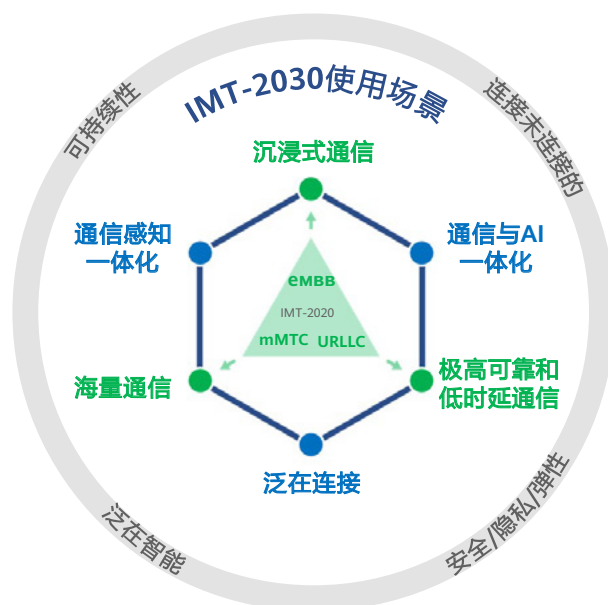


图 1 ITU 定义的 6G (IMT-2030) 的六个应用场景 [5]

2.1 通感一体化用例

狭义的感知主要包括无线电波感知。无线电波信号在传播过程中受到周围环境的影响, 信号的幅度、相位等特征发生了变化, 接收端通过对无线信号特征变化的分析, 不仅能够得到无线信号承载的发送端信息, 还能够提取出反映传播环境特征的信息, 从而得到电波传播环境及其中的目标

物体的位置、速度、方向、材质、成像、天气状况等信息。从感知目标属性的角度，根据感知目标是否联网，无线电波感知包括对未连接目标的感知，以及对连接目标（如 UE，backscatter 反向散射标签等）的感知。

广义的感知则更加丰富。文献 [6] 指出，根据感知设备（指具有感知能力的设备，例如传感器等）与感知目标或感知对象是否分离，感知可以分为非接触式感知和接触式感知。接触式感知需要在感知目标上安装温度计/湿度计/气压计/陀螺仪/加速度计/重力传感器等传感器来采集特定感知信息；非接触式感知需要光、声或无线电波等作为感知传导的媒介，因此可以分为光感知（例如通过可见光、红外线等作为媒介进行感知的普通摄像头、红外摄像头、激光雷达等）、声感知（例如通过机械波、超声波进行感知的声呐）和无线电波感知（例如毫米波雷达等）。文献 [6] 中的另外一种分类方式是将感知分为非射频感知和射频感知，其中非射频感知包括接触式感知、光感知和声感知。射频感知即无线电波感知。射频感知支持感知设备与感知目标的分离，相比非射频感知，其受天气和光线条件影响较小，感知范围相对更大，灵活性更高，在隐私与安全方面相比摄像头更具优势。射频感知与非射频感知互为补充。

进一步地，文献 [7] 将感知服务进一步扩展到基础信息服务。基础信息服务包括无线感知、增强的网络信息开放以及行业公共信息等。相比 5G 仅提供 UE 定位和网络信息开放等有限的信息服务，6G 将提供无线感知与定位，增强网络信息开放。此外，6G 还可以收集各类传感器信息和 GIS（Geographic Information System，地理信息系统）等行业公共信息，赋能千行百业，以避免各行业应用对该类信息的重复收集。此外，文献 [8] 将感知的范畴进一步扩展到对业务需求（传输速率、通信时延、算力要求等）、网络物理与数字空间状态（网元设备运行状态及资源使用情况、AI 训练模型库、数字孪生网络运行状态）的感知。本质上，文献 [7] 和文献 [8] 将对有价值的信息的采集/获取都纳入到广义的感知的范畴。我们将上面描述的感知的分类与范畴总结在图 2 中。

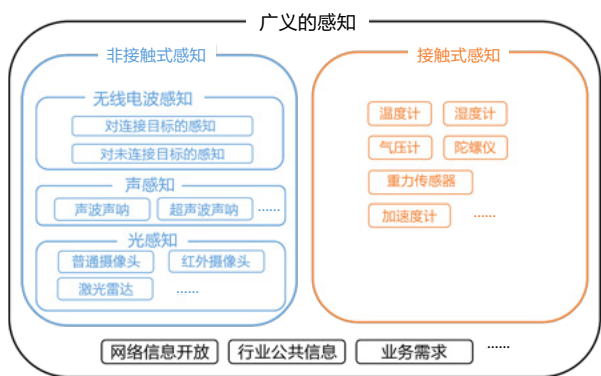


图 2 感知的分类

通感一体化中的“感”主要面向无线电波感知。3GPP SA1 的报告 [9] 给出 32 个不同的感知用例。具体包括家庭入侵检测，高速公路行人/动物的闯入检测，降雨量监测，感知辅助的汽车操控与导航，工厂自动导引车检测和跟踪，无人机飞行轨迹跟踪，在有/无障碍的十字路口感知，非接触式睡眠监测服务等。

2.2 感知的性能指标

感知的指标包括性能指标和效率指标。其中，感知的性能指标是指感知服务的可达性能，直接影响用户的服务体验。感知性能指标既包括感知业务时延和刷新频率等大部分感知用例涉及的公共指标，也包括精度、分辨率、检测准确率、漏检概率等涉及到不同感知用例的指标，具体的指标定义如表 1。

表 1 感知的性能指标 [9]

指标	定义
检测准确率 (或检测概率)	检测准确率为正确检测目标状态的概率
漏检概率	感知系统在获取表示目标物体或环境特征的感知结果时，漏检该感知结果的概率。
虚警概率	感知系统在获取感知结果时，检测到表示非目标物体或环境特征的虚假感知结果的概率。
定位精度	描述了目标物体的位置测量结果与其真实位置的接近程度，可以进一步分为水平定位精度（二维参考平面或水平面上的感知结果误差），以及垂直定位精度（垂直轴或高度上的感知结果误差）。
距离精度	描述了目标物体的距离测量结果与其真实距离的接近程度。
速度精度	描述了目标物体的速度测量结果与其真实速度的接近程度。
距离分辨率	表示能够测量的目标对象之间的距离的最小差异。
速度分辨率	表示能够测量的目标对象之间的速度的最小差异。
识别准确率	表示能够正确识别出感知目标类别 / 含义的概率。
刷新频率	感知系统产生感知结果的频率，它是两次连续感知结果报告给应用服务器的时间间隔的倒数。
感知业务时延	从触发获取感知结果到感知系统接口处获得可用的感知结果的时间间隔。
置信度	在所有可能的测量的感知结果中，考虑到精度，预计包含真实感知结果的百分比。

面向 5G 的 3GPP 通感一体化可行性研究报告 [9] 还给出了不同感知用例的不同指标需求。其中，家庭入侵检测用例的感知性能指标包括：95% 的置信度，水平的定位精度 ≤ 10 米，垂直的定位精度 ≤ 10 米，最大的感知业务

时延 <1000 毫秒，刷新频率 <1 秒，漏检概率 <5%，虚警概率 <2%。国际电信联盟 ITU 定义的 6G 关键能力 [5] 中包括 1-10 厘米的定位精度。

2.3 感知的效率指标

感知的效率指标体现了网络提供感知服务的代价和效率，定义合理的效率指标是保证网络可持续发展的前提。感知的效率指标包括频谱效率，能源效率和成本效率 [7]。感知的频谱效率是指完成一次感知任务所需的时频资源。感知的能源效率是指完成一次感知任务所需的能耗。感知的成本效率是指完成一次感知任务需要的成本。感知的技术研发和系统设计需兼顾感知的性能指标和效率指标。

3 通感一体化融合程度，感知模式与关键技术

本节将探讨通感一体化中感知和通信的不同融合程度，通感一体化的不同感知模式，并简要介绍通感一体化的关键技术。

3.1 通感一体化的融合程度

无线通信和无线感知均基于对无线信号的接收和处理来实现相关功能。通感一体化的融合包括通信和感知二者的频谱共享、硬件共享、基带共享、信号共享等多个维度的共享，也包括通信和感知二者的协作或相互辅助，例如属于感知辅助通信范畴的基于感知的波束跟踪技术等。其中，融合程度最高且要求最高的是信号共享，即一个信号既有通信功能又有感知功能，通过波形与信号设计使得通信和感知的整体性能尽可能最优。追求通信和感知整体性能最优的波形与信号适用于系统负载较高的场景，或感知和通信业务并发且时延要求很高的场景。初步判断上述两类场景的出现概率较小，因此通信信号和感知信号时分复用的设计将满足大部分通感场景的需求。

3.2 通感一体化的不同感知模式

从感知信号收发功能角度，通感一体化包括 6 种感知模式，如图 3 所示，分别是：（1）基站自发自收；（2）基站 A 发基站 B 收；（3）基站发终端收；（4）终端发基站收；（5）终端自发自收；（6）终端 A 发终端 B 收。模式（1）和模式（5）是收发位于同一位置的单基感知，易

于实现收发时钟同步，但需基站/终端具备全双工能力。其它四种感知模式则是收发分置的双基感知，由于发射机和接收机在空间上的分离，该模式不需要收发机具有全双工能力，对于距离/时延测量类感知需解决发射机和接收机之间的时钟同步。模式（2）由一个基站发送感知信号，另一个基站接收感知信号进行感知测量的情况，因此模式（2）所使用的接口是在现有协议定义接口之外新增的接口，而非已有接口增强。模式（3）和模式（4）分别是基于下行和上行链路进行感知，潜在的可以复用下行或上行参考信号，或使用新增感知参考信号，也可以复用携带数据的通信信号进行感知，但是需对通信数据译码后再做感知处理。如果通信数据发生译码错误，那么感知性能将会降低。模式（6）是基于旁链路（sidelink）进行感知，潜在的感知信号也可以基于 sidelink 的参考信号，新增感知参考信号或复用 sidelink 通信的数据信号。考虑广泛分布的终端，模式（3）通过选择合适的终端可缩短感知信道传播路径长度，从而提升感知 SNR。六种感知模式的优缺点总结如表 2。

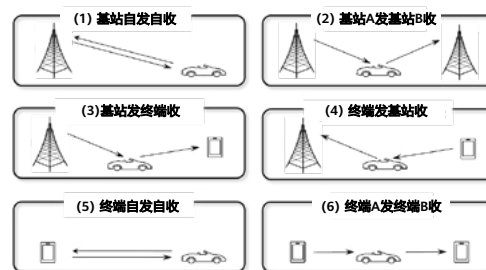


图 3 六种不同的感知方式

表 2 不同感知模式的优缺点

感知模式	优点	缺点
(1) 基站自发自收	无收发同步问题	基站需具备全双工能力
(2) 基站 A 发基站 B 收	不要求全双工能力	收发同步误差会影响感知性能
(3) 基站发终端收	可复用或增强现有信号，不要求全双工能力，通过选择合适的终端可提升感知覆盖性能	终端位置、朝向和速度的估计误差，以及收发同步误差会影响感知性能
(4) 终端发基站收	可复用或增强现有信号，不要求全双工能力，通过选择合适的终端可提升感知覆盖性能	终端位置、朝向和速度的估计误差，以及收发同步误差会影响感知性能
(5) 终端自发自收	无收发同步问题，支持无网络覆盖下的感知	终端需具备全双工能力
(6) 终端 A 发终端 B 收	可复用或增强现有参考信号，不要求全双工能力，支持无网络覆盖下的感知	终端位置、朝向和速度的估计误差，以及收发同步误差会影响感知性能

3.3 通感一体化关键技术

为支持各类感知服务，并满足感知的性能指标和效率指标，图 4 梳理了 9 个通感一体化的关键技术。其中，通感一体化波形与信号设计是满足感知指标和通信指标的基础技术，通感一体化波形包括基于通信波形的一体化波形、基于感知波形的一体化波形以及基于全新的通感融合的一体化波形三种技术路线。多天线感知技术包括基于虚拟阵列的感知技术和基于波束赋形的感知技术，可以提升感知精度和感知分辨率。与传统的单节点通感一体化系统相比，协作多点通感一体化通过在分布式收发节点间引入感知协作，有效避免单节点通感的自干扰删除问题，扩大感知范围，实现连续覆盖，并可利用联合处理提升感知精度。在通感一体化应用中，器件和硬件电路的非理想因素（包括定时偏移、载波频率偏移、通道不一致性、相位噪声等）会显著影响测量精度，因此需要研究感知非理想因素的消除技术来加以克服。

针对通感一体化的移动性管理，一方面感知获得的信息可以辅助通信的移动性管理从而获得更好的用户体验和更少的系统资源开销；另一方面，也需要考虑感知的移动性管理机制来保障感知业务的连续性。类似于通信系统中的功率控制和带宽自适应等技术，在感知业务中需要根据感知测量结果等以自适应调节感知信号资源的配置，提高通信感知一体化系统的效率指标。智能超表面 [10]（Reconfigurable Intelligent Surface, RIS）与感知的结合可产生不同的技术方向，包括 RIS 辅助的定位和感知，以及感知辅助的 RIS 通信系统等。最后，基于射频识别（Radio Frequency Identification, RFID）或反向散射（Backscatter）通信技术的无线感知，相比于设备解耦（Device-free）的无线感知，在实现基本的感知功能同时，还能够获取额外的感知目标信息如设备标识信息。文献 [11] 详细探讨了上述 9 种通感一体化关键技术方案，文献 [6, 12-14] 也对部分通感一体化关键技术给出了阐述。



图 4 通感一体化关键技术示意图

4 通感一体化样机验证

本节给出了三个通感一体化样机以及验证效果的介绍。

4.1 基于双基地感知的呼吸监测

呼吸作为重要的生命体征，与人体健康状况紧密关联，对睡眠呼吸进行监测具有重要意义。传统的基于佩戴式设备的监测手段存在影响人体舒适度、不便于自由活动、场景受限等问题。通过对接收到的无线信号分析获取信道状态信息，进而能够得到人体呼吸等特征信息，无线感知的方式具有无接触、低成本的优点。

人体呼吸对信道的影响如图 5 所示。假设收发设备之间存在视距（Line of Sight, LOS）传播路径以及其他静态反射路径，并将它们表示为 H_s 。呼吸带来的胸腔往复运动对应信道中的动态反射路径 H_d 。由于运动路径较短，其幅度变化可以忽略不计，主要体现为相位变化。设备接收到的信号为各个路径信号的叠加，基于接收信号进行信道估计得到的信道状态信息（Channel State Information, CSI）受到动态反射路径 H_d 相位变化的影响，其幅度和相位均随着呼吸运动周期性变化。

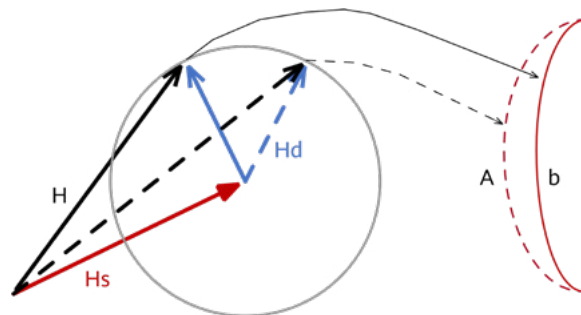


图 5 呼吸监测原理示意图

实际环境中由于收发时钟的差异，通常存在频偏和相位噪声等非理想因素，会对基于 CSI 幅度或相位的呼吸监测性能产生影响。由于频偏、相位噪声等对不同接收天线影响基本一致，可以采用不同接收天线 CSI 商或共轭乘的方法消除上述非理想因素。呼吸带来的信号运动路径长度变化导致动态反射径的相位在一定范围内往复变化，而人体相对于收发设备位置、收发天线的选择以及子载波的选择均会对动态反射径相位变化范围产生影响。不同的相位变化范围对 CSI 商或共轭乘的复数结果的幅度或相位影响不同，从而影响了呼吸监测的效果。为了提升呼吸监测的稳定性，可以根据呼吸检测的信噪比（Signal-to-Noise Ratio, SNR）估计结果，即与人体呼吸关联的信号反射径的功率与噪声功率之比，对不同天线、不同子载波的 CSI 商或共轭乘的处理结果进行筛选与合并。考虑到呼吸运动对于 CSI 商或共轭乘的复数结果的幅度和相位影响存在差异，也即对复数结果的 I、Q 路数据的影响存在差异，且一般 I 路数据和 Q 路数据具有互补特性，例如当 I 路数据检测性能好时，Q 路数据检测性能可能差，反之亦然。因此可以利用投影的方式进行 I、Q 路数据合并得到最终的时域检测数据 [15]。以 CSI 商结

果为例，将其表示为 $Ae^{-i\theta}=a+bi$ ，其中 a 和 b 分别表示实部（I 路）和虚部（Q 路），将其投影到向量 $[\cos\theta \ \sin\theta]$ ，得到 $a\cos\theta+b\sin\theta$ ，其中 θ 的取值可以根据对应的 SNR 估计结果选择。最后将时域检测数据变换到频率域计算得到呼吸频率，或者直接基于峰值识别等时域检测算法得到呼吸频率。

基于 5G NR 系统实现的呼吸监测原型样机如图 6 所示。其中心频点为 3.6 GHz，带宽为 100 MHz。采用基站发送、终端接收的感知方式（即图 3 中的感知方式三）。天线配置为 1 根发射天线和 4 根接收天线。利用 CSI-RS（Channel State Information-Reference Signal）信号作为感知信号，其中 CSI-RS 发送周期为 20 ms，频域密度为 1，即感知数据时域采样率为 50 Hz。由于是复用 5G NR 系统下行参考信号进行感知，不增加额外的感知信号资源开销，因此对通信速率无影响，可以正常进行上下行的通信业务。

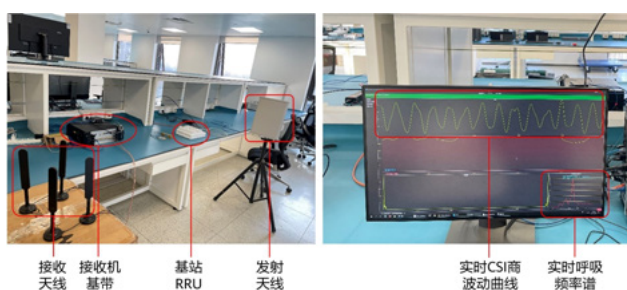


图 6 基于 5G NR 系统实现的呼吸监测原型样机

整体的数据处理流程如下：

- 获取信道信息。基于接收到的 CSI-RS 进行最小二乘（Least Squares, LS）信道估计得到原始信道信息，进行抑噪处理并计算 CSI 商；
- 剔除异常值。实际硬件系统中 CSI 商结果通常含有幅度异常的值，需要通过滤波等方法剔除，常采用 Hampel 滤波 [16]，即采用滑动窗口的方式，基于中值和中位数绝对偏差尺度估计（MAD Scale Estimate）进行异常值检测与替换。滤波器响应可以表示为：

$$y_k = \begin{cases} x_k & |x_k - m_k| \leq tS_k \\ m_k & |x_k - m_k| \geq tS_k \end{cases}, \text{ 其中, } m_k \text{ 为滑动窗口}$$

$m_k = \{x_{k-K}, \dots, x_k, \dots, x_{k+K}\}$ 对应的中值, S_k 为中位数绝对偏差尺度估计；

- 带通滤波与平滑滤波。根据人体呼吸频率的范围对数据进行带通滤波，以及进行平滑滤波。平滑滤波采用 Savitzky-Golay 滤波 [17]，其广泛运用于数据流平滑除噪，是一种在时域内基于局域多项式最小二乘法拟合的滤波方法，在滤除噪声的同时可以确保信号的相对极大值、极小值和宽度等分布特性不变；
- 计算呼吸频率。基于不同天线、不同子载波的预处理后 CSI 商数据计算投影后的 I、Q 路合并数据，并计算对应的 SNR，选择出最优天线、子载波以及投影数据作为时域检测数据，进而计算得到呼吸频率。

4.2 双基地多节点协作轨迹追踪

对移动目标的定位和轨迹追踪也是一种典型的通感一体化应用。网络可以通过基站自发自收感知方式，或者基站发 UE 收（或 UE 发基站收）的感知方式，实现行人、车辆、无人机等目标的轨迹追踪。为了验证 A 发 B 收方式下通感一体化的可行性，vivo 基于自研 6G 验证平台，搭建了轨迹追踪通感一体化样机。

轨迹追踪的实现可以有如下几种路线：（1）通过感知节点连续自发自收的方式，获得感知目标的角度和距离，从而实现对目标的连续定位和轨迹追踪；（2）通过感知节点间 A 发 B 收的方式，获得感知目标的角度，以及感知目标反射信号传播距离，再根据感知节点位置，确定目标位置和轨迹；（3）通过感知节点间 A 发 B 收的方式，多个感知接收节点获得感知目标反射信号时延和/或多普勒频率，进而计算出感知目标速度大小和方向，确定位置和运动轨迹；（4）上述几种路线的结合。

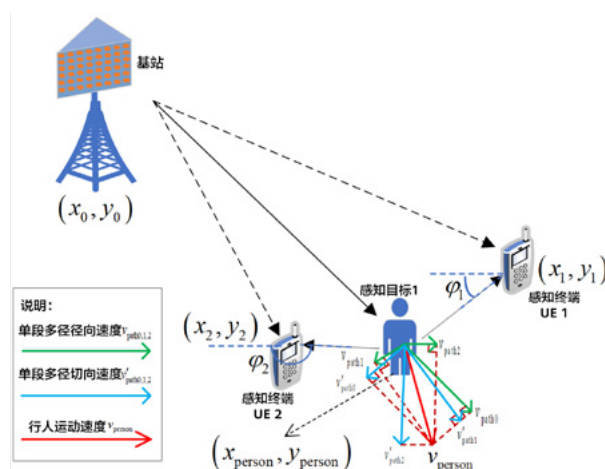


图 7 双基地多节点协作轨迹追踪通感一体化样机原理示意图

目前 vivo 针对路线（2）和路线（3）都进行了一些研究。图 7 展示了双基地多节点协作轨迹追踪通感一体化样机原理。以下以行人为感知目标进行说明。基站发射感知信号，经过人体反射后，被两个用户终端（UE 1 和 UE 2）接收。终端获取的多普勒频率，与信号波长相乘的结果，反映的是基站-行人-终端反射路径长度的变化的速度。对于行人到基站这段反射径， v_{person} 可以分解成径向速度 v_{path0} 和切向速度 v'_{path0} ；对于行人到 UE 1 这段反射径， v_{person} 可以分解成径向速度 v_{path1} 和切向 v'_{path1} ；对于行人到 UE 2 这段反射径， v_{person} 可以分解成径向速度 v_{path2} 和切向速度 v'_{path2} 。假设已知基站位置 (x_0, y_0) 、UE 1 位置 (x_1, y_1) ，UE 2 位置 (x_2, y_2) ，以及当前时刻行人位置 (x_{person}, y_{person}) ，我们可以很容易地得到径向速度矢量 v_{path0} 、 v_{path1} 、 v_{path2} 的方向。假设行人的位置向量为 $p_{person} = \langle x_{person}, y_{person} \rangle$ ，基站和参与感知的 UE 1 和 UE 2 的位置向量分别为 $p_0 = \langle x_0, y_0 \rangle$ ， $p_u = \langle x_u, y_u \rangle, u=1, 2$ 。

基于上述分析，对于行人到 UE 1 这段反射径有

$$\frac{\mathbf{v}_{\text{person}} \cdot (\mathbf{p}_{\text{person}} - \mathbf{p}_1)}{\|\mathbf{p}_{\text{person}} - \mathbf{p}_1\|} = v_{\text{path1}}, \quad (1)$$

对于行人到 UE 2 这段反射径有

$$\frac{\mathbf{v}_{\text{person}} \cdot (\mathbf{p}_{\text{person}} - \mathbf{p}_2)}{\|\mathbf{p}_{\text{person}} - \mathbf{p}_2\|} = v_{\text{path2}}, \quad (2)$$

对于行人到基站这段反射径有

$$\frac{\mathbf{v}_{\text{person}} \cdot (\mathbf{p}_{\text{person}} - \mathbf{p}_0)}{\|\mathbf{p}_{\text{person}} - \mathbf{p}_0\|} = v_{\text{path0}}, \quad (3)$$

上述等式 (1)-(3) 中，基站、UE1 和 UE2 的位置已知，即向量 $\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2$ 均已知，进一步地，假设当前时刻行人位置向量 $\mathbf{p}_{\text{person}}$ 也已知。反射径总长度的变化速度大小 $v_{\text{path}}^1, v_{\text{path}}^2$ 可以由各个 UE 下行接收感知信号，或者基站上行接收感知信号，基于多重信号分类器 (Multiple Signal Classification, MUSIC) 或者其他高精度参数估计算法进行多普勒频率估计得到。UE1 和 UE2 估计得到的多普勒频率 f_d^1, f_d^2 与反射径总长度的变化速度大小 $v_{\text{path}}^1, v_{\text{path}}^2$ 的关系为

$$\begin{cases} v_{\text{path}}^1 = v_{\text{path0}} + v_{\text{path1}} = \lambda f_d^1 \\ v_{\text{path}}^2 = v_{\text{path0}} + v_{\text{path2}} = \lambda f_d^2 \end{cases} \quad (4)$$

其中 λ 为信号波长。在等式 (4) 中，我们只关心对反射径长度有影响的径向速度分量 $v_{\text{path0}}, v_{\text{path1}}, v_{\text{path2}}$ ，而切向速度分量 $v_{\text{path0}}', v_{\text{path1}}', v_{\text{path2}}'$ 不会对反射径长度带来影响。上述方程 (等式 (1)-(4)) 总共有 5 个标量未知数，分别为 3 段反射径径向速度 (变化速度) 大小 $v_{\text{path0}}, v_{\text{path1}}, v_{\text{path2}}$ 以及 v_{person} 对应的 2 个标量未知数 (即速度分别在 x 轴和 y 轴的投影分量)。将等式 (1)-(3) 代入等式 (4)，即可求得 v_{person} 。

假设相邻两次测量相对行人运动来说的时间足够短 (例如 5~10 ms)，这期间行人可以近似看做匀速直线运动，因此下一个时刻的行人位置能够预测出来。这样，通过在时间维度上的连续 N 次多普勒频率测量，在给定某个初始位置下，我们就得到了行人的运动轨迹。

vivo 开发的双基地多节点协作轨迹追踪通感一体化样机，采用 1 个 4 通道通用软件无线电外设 (Universal Software Radio Peripheral, USRP) 设备，模拟基站发送感知信号 (CSI-RS 信号)，发送天线端口数为 1，信号载频为 3.5 GHz，带宽为 100 MHz。同时，采用另 1 个 4 端口 USRP 设备，模拟 2 个 UE (每个用户设备接收天线数为 2)。在实际测试中，两个用户设备连续获取下行 CSI，并发送到一台计算机上。计算机用于执行后续信号处理，获得感知结

果。计算机基于两个用户设备发送的、在时域上连续的多个 CSI 样本，估计出由于行人运动导致的动态反射径的多普勒频率，并进一步估计出行人运动轨迹。图 8a 展示了整体系统框图，图 8b 为样机的实物图片。

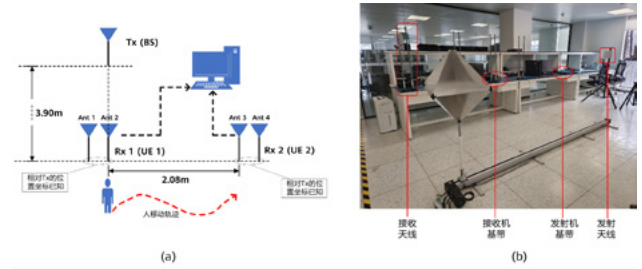


图 8 双基地多节点协作轨迹追踪通感一体化样机：(a) 系统框图 (b) 实物照片

样机使用了 MUSIC 等高精度参数估计算法得到动态反射径的多普勒频率。每次多普勒估计，使用了连续 50 个 CSI 样本，CSI-RS 周期为 $T_{\text{CSI-RS}} = 5 \text{ ms}$ 。假设某个估计时刻，UE 得到的一组信道估计向量构成的信道矩阵为维度为 $N_f \times N_t$ 。其中 N_f 信道估计频域子载波数， N_t 为用于

$$\hat{\mathbf{H}}_{LS} = [\hat{\mathbf{h}}_0^{0:N_f-1}, \dots, \hat{\mathbf{h}}_{N_t-1}^{0:N_f-1}] = [\hat{\mathbf{g}}_{0:N_t-1}^0, \dots, \hat{\mathbf{g}}_{0:N_t-1}^{N_f-1}], \quad (5)$$

估计多普勒频率的信道估计样本数， $\hat{\mathbf{h}}_l^{a:b}$ 为第 l 时刻在导频频域位置 a 到 b 之间信道估计向量。同理， $\hat{\mathbf{g}}_{c:d}^m$ 表示第 m 个子载波在导频时域位置 c 到 d 之间信道估计向量。为了充分利用频域信道估计数据，以及提升参数估计的准确性，这里在时域使用了滑动平均共轭重排 [18]，同时频域平均的方法计算信道时域相关矩阵。假设信道时域相关矩阵为 $\hat{\mathbf{R}}_{L \times L}^t$ ，则上述预处理过程为

$$\hat{\mathbf{R}}_{L \times L}^t = \frac{1}{N_f} \sum_{k=0}^{N_f} \frac{1}{2} [\hat{\Psi}(k) + \mathbf{J} \hat{\Psi}(k)^H \mathbf{J}], \quad (6)$$

$$\hat{\Psi}(k) = \frac{1}{N_t - L + 1} \sum_{l=0}^{N_t-L+1} (\hat{\mathbf{g}}_{l:l+L-1}^k) (\hat{\mathbf{g}}_{l:l+L-1}^k)^H, \quad (7)$$

其中 L 为对信道估计矩阵在时域做滑动平均的窗口大小，一般我们取 $L = \lfloor 0.5(N_t + 1) \rfloor$ ，其中 $\lfloor * \rfloor$ 表示向下取整。矩阵 \mathbf{J} 为反对角线矩阵，其在反对角线位置元素取值为 1，其余位置元素为 0，维度为 $L \times L$ 。 $\hat{\Psi}(k)$ 为第 k 个子载波的滑动平均窗口内的信道估计向量计算得到的平均时域相关矩阵。

需要说明的是，由于收发两端是时钟是独立的，因此存在收发端本振频率偏差，会引起载波频率偏移。这会导致估计得到的多普勒频率包含了载波频率偏移这一随机量，造成轨迹追踪出现错误。在实际操作中，可以使用 CSI 商 [19] 的方法消除载波频率偏移对多普勒频率估计的影响。

在该方法中，等式 (5) 中的信道矩阵 $\hat{\mathbf{H}}_{LS}$ 被替换成信道估计矩阵的商矩阵 $\hat{\mathbf{H}}_{Ratio}$ （即 CSI 商）。 $\hat{\mathbf{H}}_{Ratio}$ 是通过将 UE 两个接收天线的信道估计矩阵 $\hat{\mathbf{H}}_{LS,1}$ 、 $\hat{\mathbf{H}}_{LS,2}$ 相除得到。对于 UE 只有 1 根接收天线的情况，我们还可以利用参考径（例如直射径）进行载波频率偏移消除 [20]。得到 $\hat{\mathbf{R}}_{L \times L}^t$ 后，可以使用 MUSIC 算法估计多普勒频率。我们假设环境中存在人体运动导致的动态反射径，以及环境中其他静态物体导致的反射径和直射径两类多径，因此这里设置信源数（即估计目标数）为 2。对 $\hat{\mathbf{R}}_{L \times L}^t$ 进行特征值分解（Eigen Value Decomposition, EVD），即

$$\hat{\mathbf{R}}_{L \times L}^t = \mathbf{U}_s \mathbf{\Sigma}_s \mathbf{U}_s^H + \mathbf{U}_n \mathbf{\Sigma}_n \mathbf{U}_n^H, \quad (8)$$

其中 \mathbf{U}_s 为相关矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_{L \times L}^t$ 的信号子空间，维度为 $L \times 2$ ，每一列对应 $\hat{\mathbf{R}}_{L \times L}^t$ 的 1 个特征向量， $\mathbf{\Sigma}_s$ 为对角阵，其对角元素为特征向量对应特征值，降序排列； \mathbf{U}_n 为相关矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_{L \times L}^t$ 的噪声子空间，维度为 $L \times (L-2)$ 。则多普勒频率的 MUSIC 伪谱为

$$P_{MUSIC}(f) = \frac{1}{\mathbf{s}^H(f) \mathbf{U}_s \mathbf{U}_s^H \mathbf{s}(f)}, \quad (9)$$

其中 $\mathbf{s}(f) = [1, e^{j2\pi f \times T_{CSI-RS}}, e^{j2\pi f \times 2T_{CSI-RS}}, \dots, e^{j2\pi f \times (N_t - L + 1)T_{CSI-RS}}]$ 为多普勒频率导向矢量。得到的 MUSIC 伪谱存在 2 个显著谱峰，其中 1 个谱峰位置在 0 Hz，另 1 个谱峰位置在非 0 Hz 处，其对应的频率即为估计得到的人体反射径多普勒频率。对于每一次多普勒测量，通过等式 (5)–(9)，我们分别得到了基站-人体-UE1、基站-人体-UE2 的动态反射径的多普勒 f_d^1 、 f_d^2 。

图 9 展示了基于一组实测 CSI 商数据得到的 MUSIC 伪谱，其中横轴为时间，总共长度约为 6 秒，纵轴为多普勒频率。

从图 9 中我们可以清晰地看到在大多数时刻存在 2 个谱峰，其中 1 个谱峰稳定在 0 Hz，对应环境中的静态反射径和直射径；而另外一个谱峰位置则随着时间变化而变化，这是由于人体速度变化以及人体运动方向与信号入射方向夹角变化共同导致的。图 10 展示了行人不同移动轨迹的测试结果，其中红色曲线为行人真实走动轨迹，蓝色曲线为估计轨迹。红色三角形标注了模拟基站的发射机位置，绿色和红色三角形分别标注了 2 个模拟 UE 的接收机位置。在这组测试中，行人尝试行走了三种轨迹，分别对应直线、弧线，以及“S”型曲线。我们可以看到，三种情况下估计轨迹均可以与实际轨迹较好地吻合。关于行人的初始位置的确定，可以通过多种方法实现。例如，可以利用基站多天系统，或者具备多天线的 UE，对目标进行测角和测距，实现初始位置估计 [21]。

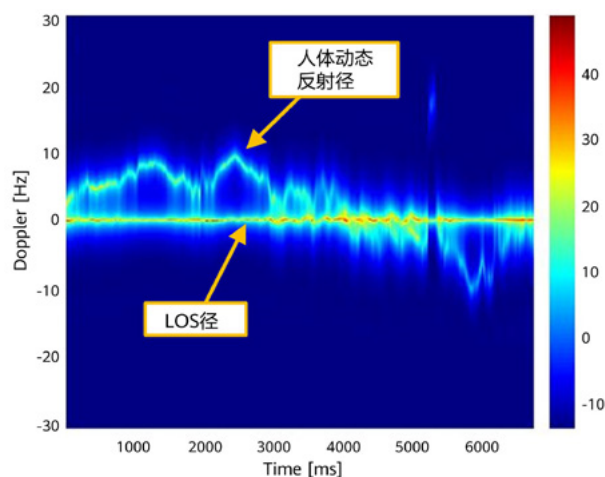


图 9 实测多普勒频率-时间 MUSIC 伪谱示例

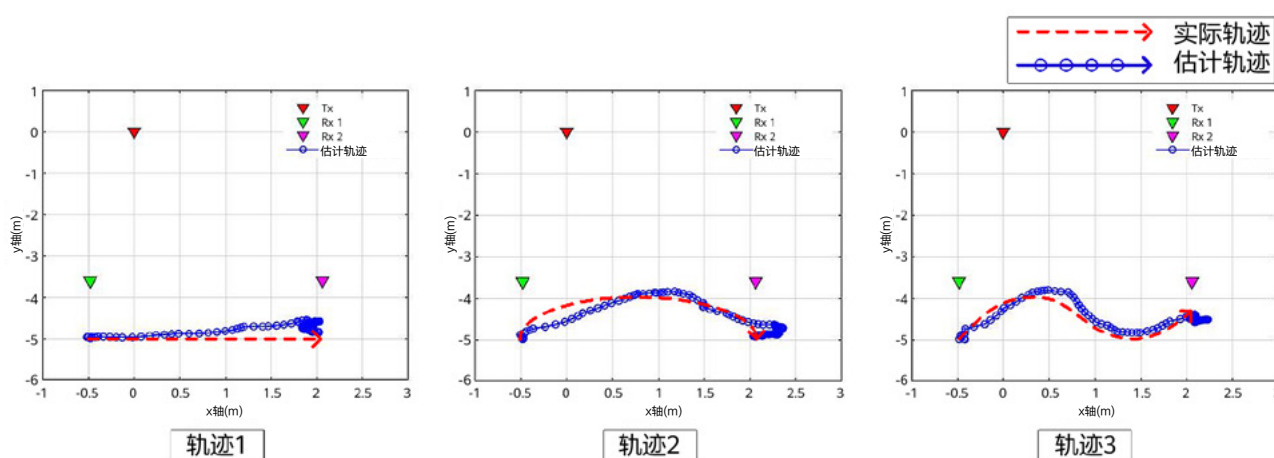


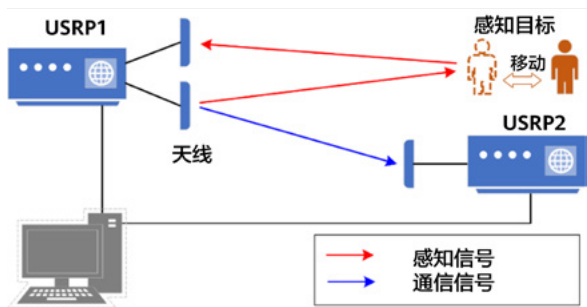
图 10 轨迹追踪结果示例

4.3 面向单基地感知的目标测距测速

vivo 开发了基于单基地感知的通感一体化原型样机，用于验证通信基站在与终端之间执行通信业务时，通过基站接收感知回波信号，实现对无线环境中行人或其他移动物体的感知的可行性。图 11 展示了样机的架构和实物，详细配置参见论文 [22]。

由于感知信号的发送端和接收端共用一个 USRP 作为射频和基带模块，为了防止感知信号从发射天线到接收天线的直接路径的自干扰造成接收机饱和，需要将感知信号的发送天线与接收天线进行适当的空间隔离，以抑制自干扰信号。

在感知信号的接收端，按照相应的参数配置提取出感知信号，并进行信道估计获得信道矩阵。信道估计及信道估计之前的处理，同 NR 系统中参考信号的处理方法。然后，对信道矩阵进行感知信号处理，如下图 12 所示。对于运动目标，可以直接在时延-多普勒域进行信号检测，并进一步获得运动目标的距离和速度；对于静态目标，采用杂波对消方法抑制环境杂波的影响后，进行信号检测，并进一步获得静态目标的距离。



(a) 样机架构示意图



(b) 样机实物照片

图 11 基于单基地感知的通感一体化样机

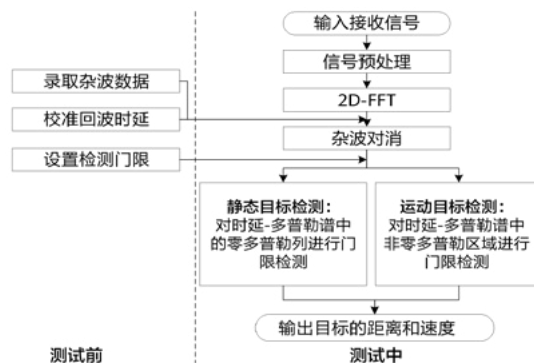


图 12 基于单基地感知的通感一体化样机感知功能信号处理流程

需要指出的是，为了正确地检测出感知目标并获得感知目标的距离和速度，在进行测试之前需要对系统进行校准。首先，为了进行杂波对消，需要在环境中加入感知目标之前，采集环境杂波数据并存储下来。其次，为了消除硬件线路和一系列处理带来的额外时延对于感知目标的距离测量的影响，需要对感知回波时延进行校准；具体方法是，对一个已知距离的感知目标进行测距以获取额外时延的数值。最后，为了尽可能地抑制虚警率和漏检率，需要设置合适的信号检测门限；由于室内的多径环境较为复杂，任何数值的固定门限都无法达到较好的性能，因此需要根据恒虚警率（Constant False Alarm Rate, CFAR）的方法并结合实际数据进行分析，设置自适应门限进行信号检测。

该样机经过了 IMT-2030 (6G) 推进组的认证测试。在距离测量过程中，静态目标被放置在距离感知信号的接收天线 2m ~ 4.6m 的 10 个不同位置。距离测量结果如图 13a 所示，测量距离的均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）约为 0.1935m。在速度测量中，运动目标朝向感知信号的接收天线的速度在 0.2m/s ~ 2m/s 之间变化。速度测量结果如图 13b 所示，测量速度的 RMSE 约为 0.0643m/s。此外，在进行目标感知的时候，通信也同步进行，图 13c 展示了实测 64QAM 星座图，实测通信吞吐量约为 1.213Gbps。上述的距离测量、速度测量和通信吞吐量等结果，均与配置参数的理论预测相符。

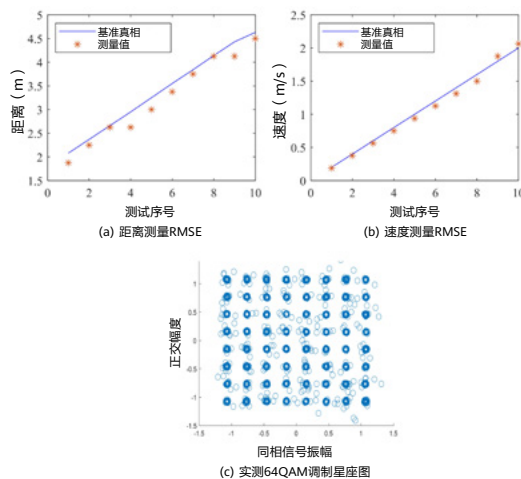


图 13 基于单基地感知的通感一体化样机测试结果

受限于感知信号带宽和感知帧时长，感知信号的距离分辨率和速度分辨率的性能也较为有限。例如，在自发自收的感知模式下，400MHz的感知信号带宽对应的距离分辨率为0.375m，这往往不能满足很多室内场景的感知需求。在文献中有很多高分辨算法，例如，多重信号分类（Multiple Signal Classification, MUSIC）和基于旋转不变性的信号参数估计方法（Estimating Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques, ESPRIT）等。然而，这些高分辨算法通常具有较大的运算量和运算时长，这不利于感知业务的实时运行，特别是对于低运算能力的终端。

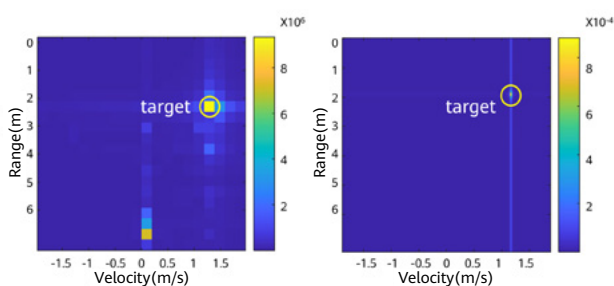
这里介绍两种提高感知信号的分辨率性能的方法：

1. 两步谱分析

两步谱分析方法包括以下两个步骤：

- 第一步：2D-FFT，并对2D-FFT处理结果进行信号检测，得到感知目标所在的距离和速度单元，
- 第二步：一维MUSIC运算，针对感知目标所在的距离单元所在列或速度单元所在行，分别进行一维MUSIC运算，得到高分辨的距离和速度测量值。

可以看出，两步谱分析方法输出的感知目标的距离和速度的分辨率性能与直接采用二维MUSIC运算得到的分辨率性能是相同的，但由于仅进行了少量的一维MUSIC运算，其运算量和运算时长却大大降低了。图14展示了采用两步谱分析的结果（图14b），与仅采用2D-FFT处理的结果的对比，可以看出其分辨率性能获得了较大的提升。



(a) 第一步的结果

(b) 第二步的结果

图14 两步谱分析方法处理结果

2. 幅度相位法

顾名思义，即是利用感知信号的幅度和相位特性提取出距离和速度测量值的小数分辨单元部分。在2D-FFT处理结果中，感知目标的信号能量在距离维或速度维上通常会落入相邻的两个分辨单元上，例如，本节介绍的样机的速度分辨率是0.1875m/s，那么速度真值为1.2m/s的感知目标的信号能量会落入1.125m/s和1.3125m/s的相邻分辨单元上。容易证明，相邻两个分辨单元上的信号幅度和相位有如下关系：

$$\frac{|X[k]|}{|X[k+1]|} \approx \frac{\text{sinc}(\Delta)}{\text{sinc}(\Delta-1)} \quad (10)$$

$$\angle X[k] - \angle X[k+1] \approx \pi \quad (11)$$

其中， $X(k)$ 和 $X(k+)$ 分别表示第 k 个和第 $k+1$ 个分辨单元上的复数信号， $|x|$ 和 $\angle x$ 分别表示取模值和取相位运算， Δ 为小数分辨单元的数值。在对2D-FFT处理结果进行信号检测的基础上，通过上述相位关系能够判断出对应感知目标的相邻两个分辨单元，进而根据上述的幅度关系计算得到小数分辨单元。图15展示了采用幅度相位法能够达到的分辨率性能的仿真结果，可以看出，相比于仅采用2D-FFT，采用幅度相位法之后能够大大提升分辨率性能。

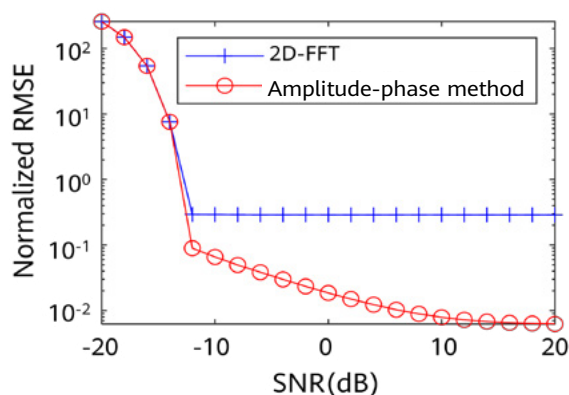


图15 幅度相位法与2D-FFT的分辨率性能对比

5 未来挑战

移动通信作为经历了1G到5G长期商用历史的技术，其成熟度已经经过了各种验证。而通感一体化作为开启无线网络又一扇门的较新的技术，其落地应用仍然存在一些挑战。

5.1 感知结果的不确定 / 模糊问题

通信业务可以通过在接收端进行循环冗余校验（Cyclic Redundancy Check, CRC）来确定传输的信息是否正确，从而提供一种可靠可信的服务。通感一体化的感知目标所处的电磁环境（例如室内环境、密集城区环境等）通常要更为复杂。在这些环境中通常会存在多于一个的感知目标以及诸多的非目标散射体，并且感知目标通常不能被建模为点目标模型。因此，在解决了感知信号收发和处理等底层技术问题之后，如何从纷繁复杂的点云信息中准确识别出感知目标是一个难题，特别是对于未连接的感知目标。

5.2 感知用例多样化的问题

面向 5G 的 3GPP 通感一体化可行性研究报告中定义了 32 种不同的感知用例 [9]。可以预期，未来面向 6G 的感知用例将更加多样化，将包括 2B（to Business，面向企业）和 2C（to Consumer，面向客户）的成百上千种用例，且每种用例的感知算法、感知测量量、感知结果，以及感知先验信息等都有所不同。未来的感知方案设计和标准制定很难为每一种感知用例都单独优化。因此，如何设计一种统一的技术框架来满足成百上千种感知用例的需求，是感知用例多样化产生的第一个挑战。第二个挑战是，多样化的感知用例，会导致每种用例的市场体量可能都不够大，且部署区域可能比较有限，不利于形成通感一体化产业的规模效应，不利于未来的通感一体化网络投资与部署。

5.3 感知的商业模式问题、隐私和计费问题

许多感知用例属于 2B 的业务，例如智慧交通、低空无人机监测等。2B 业务需要不同的部门之间的配合和授权，例如智慧交通场景在十字路口等场所部署通感一体化基站或终端，需要交通部门的授权在红绿灯站上部署设备。类似的，低空无人机监测需要负责城市低空管的管理部门的授权等。

无线感知相比摄像头感知在视距内的隐私性更好，因为无线感知只能获得感知测量量的图谱而无法获得肉眼可辨识的图片；但另一方面，无线感知相比非射频感知的感知范围更广，例如能感知到视距以外例如门后面的人的活动等；因此，安全与隐私是无线感知的挑战之一。安全与隐私不仅需要保护无线感知所获得的感知目标的隐私信息在其所有者的授权范围内使用，还需要保障无线感知服务端到端流程的安全和认证，避免受到攻击或篡改。例如，通过对感知信息进行模糊化处理或者对感知信号进行加密，来保证感知的隐私的安全。

感知计费是通感一体化商业模式的重要组成部分，潜在的内容包括计费对象、计费标准和计费方案，其中计费对象既需要考虑对感知服务需求方的收费，也需要考虑对作为感知信号发送或接收节点（例如终端用户）的付费。包括计费策略在内的灵活合理创新开放的商业模式和生态是通感一体化未来成功商用的重要前提之一。

5.4 感知的对外服务与对内服务的融合设计问题 [23]

所谓“对外服务”，即服务对象是 6G 系统外的其他对象。感知的对外服务是指 6G 系统向 6G 系统外的其他对象（如 2B 和 2C）提供感知服务。如果将感知视为一种工具，感知也可以服务于 6G 系统本身，即所谓的“对内服务”。感知的对内服务包括感知辅助通信，例如基于 UE 位置感知的波束赋型等；对内服务更多属于技术范畴，其目的是提升 6G 系统的性能指标和效率指标，进而使能 6G 系统更好的提供对外服务。而对外服务则主要属于业务范畴。感知的对外服务和对内服务能否融合设计以及如何融合设计，有待后续进一步深入研究。

6 结语

无线通信和无线感知均基于电磁波理论。在发送端对电磁波信号进行调制，使得电磁波承载信源信息，而电磁波信号在传播过程中会受到无线环境的影响，即电磁波信号受到环境调制，从而电磁波信号也承载了环境信息。如果说通信开启了无线网络的第一扇门，那么感知则是开启了无线网络的又一扇门，将催生出丰富多彩的感知业务用例。感知的性能指标既包括感知业务时延和刷新频率等的公共指标，也包括精度、分辨率、检测准确率、漏检概率等涉及到不同感知用例的指标。感知的效率指标包括频谱效率，能源效率和成本效率。感知的技术研发和系统设计需兼顾感知的性能指标和效率指标。通感一体化关键技术包括通感一体化波形与信号设计，多天线感知技术，网络协作通感一体化，感知非理想因素的消除技术，通感一体化的移动性管理，通感一体化链路自适应技术等。

vivo 开发了三个通感一体化样机：基于双基地感知的呼吸监测，双基地多节点协作轨迹追踪，面向单基地感知的目标测距测速。通过三个样机验证了通感一体化的可行性，并验证了部分感知非理想因素的消除技术的效果。通感一体化作为开启无线网络又一扇门的较新的技术，其落地应用仍然存在一些挑战，具体包括：感知结果的不确定/模糊问题，感知用例多样化的问题，感知的商业模式问题、隐私和计费问题，感知的对外服务与对内服务的融合设计问题。

参考文献

- [1] IMT-2030(6G) 推进组 . 6G 典型场景和关键能力白皮书 [R]. 2022.
- [2] Next G Alliance, 6G Applications and Use Cases[R], 2022.
- [3] Hexa-X, 6G Vision, Use Cases and Key Societal Values[R], 2021.
- [4] vivo 通信研究院 . 6G 愿景、需求与挑战 [R]. 2020.
- [5] ITU-R recommendation, "Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2030 and beyond," June 2023.
- [6] 姜大洁, 姚健, 李健之等 . 通信感知一体化关键技术与挑战 [J]. 移动通信, 2022,46(5): 69-77.
- [7] vivo 通信研究院 . 6G 服务, 能力与使能技术 [R]. 2022.
- [8] 中国通信学会 . 通感算一体化网络前沿报告 [R]. 2022.
- [9] 3GPP TR 22.837 V19.0.0, "Feasibility Study on Integrated Sensing and Communication", June 2023.
- [10] 杨坤, 姜大洁, 秦飞 . 面向 6G 的智能表面技术综述 [J]. 移动通信, 2020,44(6): 70-74.
- [11] vivo, 中国电信, 中国移动等 . 通感一体化系统架构与关键技术 [R]. 2023.
- [12] 张大庆, 张扶桑, 吴丹等 . 基于 CSI 的通信感知一体化设计: 问题、挑战和展望 [J]. 移动通信, 2022,46(05):9-16.
- [13] 彭木根, 刘喜庆, 刘子乐等 . 6G 通信感知一体化理论与技术 [J]. 控制与决策, 2023,38(1): 22-38.
- [14] Andrew Zhang J, Wu K, Huang X, *et al.*, Integration of Radar Sensing into Communications with Asynchronous Transceivers[J], 2022,60(11): 106-112.
- [15] Zeng Y, Wu D, Xiong J, *et al.*, FarSense: Pushing the range limit of WiFi-based respiration sensing with CSI ratio of two antennas[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2019, 3(3): 1-26.
- [16] Pearson, R.K., Neuvo, Y., Astola, J. *et al.*, Generalized Hampel Filters. EURASIP J. Adv. Signal Process, 2016, 87 (2016).
- [17] R. W. Schafer, "What Is a Savitzky-Golay Filter? [Lecture Notes]," in IEEE Signal Processing Magazine, vol. 28, no. 4, pp. 111-117, July 2011.
- [18] Wong, Ian C., and Brian L. Evans. "Sinusoidal modeling and adaptive channel prediction in mobile OFDM systems." IEEE Transactions on Signal Processing 56.4 (2008): 1601-1615.
- [19] Zeng Y, Wu D, Xiong J, *et al.*, FarSense: Pushing the range limit of WiFi-based respiration sensing with CSI ratio of two antennas[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2019, 3(3): 1-26.
- [20] Songqian L, Chenhao L, Aimin T, *et al.*, Integrating Passive Bistatic Sensing into mmWave B5G/6G Networks: Design and Experiment Measurement [C]//2023 IEEE International Conference on Communications (ICC), IEEE, 2023: 1-6.
- [21] Li, Xiang, *et al.*, "IndoTrack: Device-free indoor human tracking with commodity Wi-Fi." Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies 1.3 (2017): 1-22.
- [22] S. Ding, *et al.*, "Integrated Sensing and Communication: Prototype and Key Processing Algorithms," Proc. IEEE Int. Conf. Commun. Workshops (ICC Workshops), pp. 73-78, May 2023.
- [23] 姜大洁, 袁雁南, 周通等 . 面向 6G 的通感算融合服务、系统架构与关键技术 [J]. 移动通信, 2023,47(03):2-13.



WLAN 感知标准化: IEEE 802.11bf

杜瑞¹, 娜仁格日勒¹, 唐竹青¹, 狐梦实¹, 张逸炎¹, 辛岩², Junghoon Suh², Osama AboulMagd², Stephen McCann², Michael Montemurro², Rojan Chitrakar³, 黄磊³, 韩霄¹

¹ 无线技术实验室

² 渥太华先进无线技术实验室

³ 新加坡短距无线实验室

摘要

随着通信感知一体化技术的发展, Wi-Fi 或 WLAN 技术已被研究用于实现目标检测、定位和识别等功能。然而, 现有 Wi-Fi 标准的制定主要是为了保证通信质量、提升通信性能, 无法满足新兴应用中的感知要求。为了解决这一问题, IEEE 802.11 工作组成立了新的任务组, 即 IEEE 802.11bf, 旨在制定新的修订案, 以在兼容现有 Wi-Fi 协议基础上, 最大程度提升对于感知应用的支持。本文将详细介绍国际上首个感知标准 IEEE 802.11bf (WLAN 感知)¹ 的相关信息。

关键词

通信感知一体化, WLAN, 感知, IEEE 802.11bf

¹ 注: 为了保证与标准命名的一致性, 在介绍 IEEE 802.11bf (WLAN 感知) 相关内容时, 均使用“WLAN 感知”。非 IEEE 802.11bf 相关内容, 均使用“Wi-Fi 感知”。

1 IEEE 802.11bf: 定义、范围、形成和时间线

自 1997 年首次标准化以来，Wi-Fi 已经发展成为全球广泛应用的一种技术。根据 Wi-Fi 联盟（Wi-Fi Alliance, WFA）的估计，到 2025 年，Wi-Fi 将提供近 5 万亿美元的全世界经济价值。在过去的几年里，作为 Wi-Fi 领域的新兴技术，Wi-Fi 感知越来越受到学术界和产业界的关注。由于缺少标准化支持，目前学术界研究中的 Wi-Fi 感知主要考虑个别（或者少量）设备场景下的方案研究，没有充分利用现有 Wi-Fi 的优秀特性。以带宽为例，很多学术研究中还在使用 20/40 MHz 的信道状态信息（Channel State Information, CSI），但是 Wi-Fi 6 已经支持 160 MHz 带宽。除此之外，现有 Wi-Fi 标准中也没有支持感知的流程，无法高效地针对某个感知应用建立专门的感知流程。为了更好地支持众多 Wi-Fi 感知应用，并减少感知对 Wi-Fi 系统通信性能的影响，IEEE 802.11 工作组于 2020 年成立了名为 IEEE 802.11bf（WLAN 感知）的任务组（Task Group, TG），并将于 2025 年发布感知标准修正案。

1.1 定义和范围

IEEE 802.11bf 是指使用从 802.11 站点接收的无线信号来获得测量结果，这些结果可能有助于确定感兴趣区域（例如，房间、房屋、车辆、企业等）中特定目标（例如，物体、人体、动物、环境等）的特征（例如，距离、速度、角度、检测、成像等）。根据项目授权请求（Project Authorization Request, PAR）和标准开发准则（Criteria for Standards Development, CSD）文档中的规定，IEEE 802.11bf 旨在制定一项修正案来定义对 802.11 介质访问控制（Medium Access Control, MAC）、定向多千兆比特（Directional Multi-Gigabit, DMG）和增强型定向多千兆比特（Enhanced DMG, EDMG）物理层（Physical, PHY）的修改，进而增强对 1~7.125 GHz 以及 45 GHz 以

上非授权频段中的感知应用的支持。该修订案预计将支持日常生活中的各种感知应用，并确保感知应用能与在同一频段运行的现有或历史的 802.11 站点的共存和后向兼容。

1.2 形成和时间线

2019 年 7 月，802.11 无线下一代常设委员会（Wireless Next-Generation Standing Committee, WNG SC）讨论了 WLAN 感知项目，讨论结果认为各种感知应用的使用场景和要求是合理的。接下来，感知主题兴趣小组（Topic Interest Group, TIG）于 2019 年 10 月成立，感知研究组（Study Group, SG）于 2019 年 11 月获得 IEEE 标准协会（Standards Association, SA）新标准委员会（New Standards Committee, NesCom）的批准。在感知 TIG 和 SG 内小组成员的共同努力下，制定了对应的 PAR 和 CSD。在 PAR 和 CSD 得到批准后，一个名为 IEEE 802.11bf 的新工作组于 2020 年 9 月正式成立。

图 1 展示出了 IEEE 802.11bf 标准修订案最新的时间表和进度计划。IEEE 802.11bf 于 2023 年 1 月发布 1.0 草案，不久之后完成初始信函投票（Letter Ballot, LB），完成了 WLAN 感知流程的基础框架制定。在完成另外两轮再循环 LB 的条件下，IEEE SA 将会在 2024 年 3 月投票推荐 IEEE 802.11bf 4.0 草案。最后，经标准审查委员会（Review Committee, RevCom）和 IEEE SA 标准委员会（SA Standards Board, SASB）的批准，该项目预计将于 2025 年 3 月发布正式的 IEEE 802.11bf 标准修正案。

2 应用场景

本节将讨论 Wi-Fi 感知的主要应用场景和关键性能指标（Key Performance Indicator, KPI）。受篇幅限制，本节将主要讨论人体存在检测、活动识别、目标定位与跟踪以及体征检测这 4 种用例，更多信息可以参看 IEEE 802.11bf 用例文档 [1]。

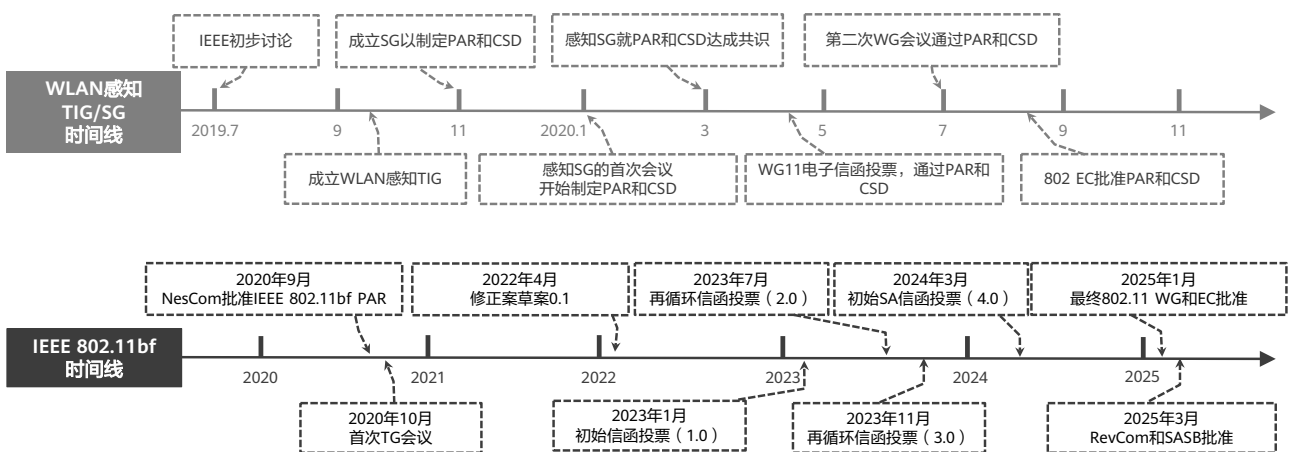


图 1 IEEE 802.11bf 的时间线和进度

2.1 人体存在检测

作为典型室内场景，人体检测是未来智能家居关键技术之一。根据 [1]，存在检测的最大范围覆盖要求为 10~15 m，具体数值需要根据到房间的大小确定。此外，对于多人场景中的人体存在检测环境，其距离分辨率为 0.5~2 m，精度为 0.2 m。

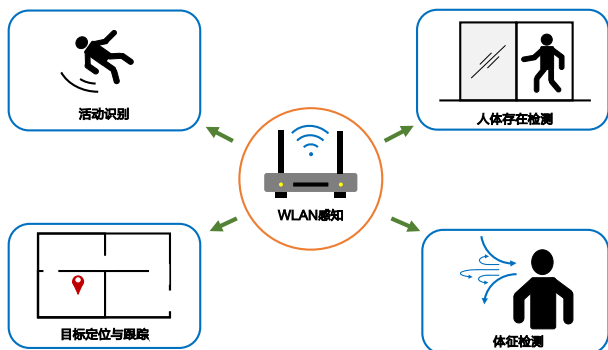


图 2 Wi-Fi 感知主要应用场景

2.2 活动识别

人类活动识别在人机交互中发挥着重要作用。通过检测人类活动带给 CSI 的变化，我们可以提取多普勒频谱、目标速度等模式以便检测或认识到人类的日常活动。IEEE 802.11bf 建议将 Sub-7 GHz 频段用于识别大尺度活动（如身体运动），60 GHz 频段用于识别小尺度运动的（如手指运动）。如果使用微多普勒进行识别，多普勒分辨率与具体方案相关。

2.3 目标定位与跟踪

定位是确定目标位置的过程，而跟踪旨在确认随时间推移的目标位置变化的运动轨迹。基于几何模型的方法在不同环境下具有较好的泛化能力。此类方法可以使用超分辨率联合多参数估计提高多径分辨率，提升实现人体定位和跟踪。然而，受限于天线数量和带宽，参数估计准确度有限。IEEE 802.11bf 建议的人体目标定位和跟踪的距离分辨率为 0.5 m，精度为 0.2 m。

2.4 体征检测

呼吸和心跳估计是分析人体健康、睡眠质量等常见技术。通过观察 CSI 相位/振幅振动，可以估计呼吸和心跳速率。对于心跳检测，IEEE 802.11bf 建议使用 60 GHz 频段。需要注意的是，当进行静止人体存在检测时，呼吸、心跳等体征信号，可以作为输入特征，协助完成静止人体检测。

以上四个用例的指标总结如表 1 所示。

表 1 典型用例性能指标

用例	性能指标或建议频段
人体存在检测	最大覆盖范围：10~15 m 距离分辨率：0.5~2 m 距离精度：< 0.2 m
活动识别	大尺度活动：Sub-7 GHz 小尺度活动：60 GHz
目标定位与跟踪	距离分辨率：0.5 m 距离精度：< 0.2 m
体征检测	心跳检测：60 GHz

3 IEEE 802.11bf: 感知框架和流程

本节将介绍 IEEE 802.11bf 的主要框架和流程，并展示针对 7 GHz 频点以下的 Sub-7 GHz 感知和针对 60 GHz 的 DMG 感知中收发站点角色的基本定义和典型流程。

3.1 收发站点角色和具体定义

- 感知发起端：通过发送感知测量请求帧来发起感知过程的站点（AP 站点或非 AP 站点）。
- 感知响应端：通过发送感知测量响应帧来参与感知发起端发起的感知过程的站点。
- 感知发送端：在感知过程中发送感知 PLCP 子层协议数据单元（PLCP Protocol Data Unit, PPDU）的站点。
- 感知接收端：通过接收感知发送端发送的感知 PPDU 来获得感知测量结果的站点。

3.2 Sub-7 GHz 感知

Sub-7 GHz 感知是基于 802.11ax 和 802.11be 标准修订案实现的，它可以支持最高 320 MHz 带宽和最多 8 个天线在 2.4 GHz、5 GHz 和 6 GHz 频段中进行感知测量，这可以支持对分辨率和覆盖要求高的感知类应用。

- 基础感知流程

Sub-7 GHz 的感知流程如图 3 所示，包括感知能力交互、感知测量会话、感知测量交互和感知测量会话终止。在感知测量会话建立之前，支持感知的站点会交互各自的感知能力。感知测量会话的建立旨在为某些感知应用设置感知站点的属性和参数，如站点的角色和测量报告的类型，其中，不同的感知设置通过测量会话 ID 来标记。在感知测量交互阶段，感知站点会执行感知动作，并上报在前一阶段配置了参数的感知测量结果，感知测量交互是由测量交互 ID 标识

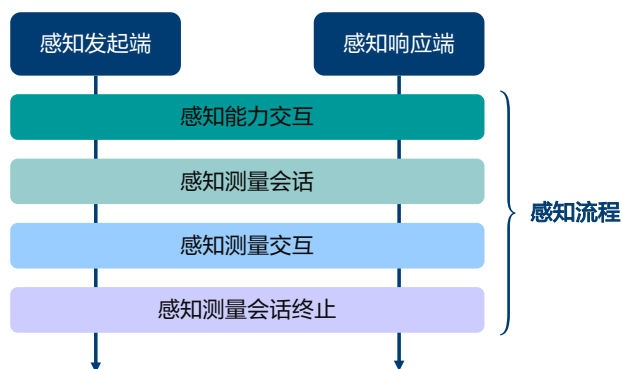


图 3 WLAN 感知流程

的。在不再需要执行感知任务时，感知站点可以关闭现有的感知测量会话。

Sub-7 GHz 感知支持两种类型的感知测量交互，即基于触发（Trigger Based, TB）和非基于触发（Non-TB）的感知测量交互。TB 的感知测量交互是由 AP 发起的，而 Non-TB 的感知测量交互是由非 AP 站点发起的。

TB 感知测量交互其实是感知测量交互的一种基于触发流程的变体，AP 作为感知发起端，一个或多个非 AP 站点作为感知响应端，可以实现 AP 与多个非 AP 站点的联合感知。TB 感知测量交互包括轮询阶段、空数据包公告（Null Data Packet Announcement, NDPA）探测阶段、触发帧（Trigger Frame, TF）探测阶段和上报阶段中的一个或多个阶段。轮询阶段用于确认将参与本轮感知测量交互的感知响应端的可用性，NDPA 探测阶段用于执行感知发起端到感知响应端的探测，TF 探测阶段用于实现感知响应端到感知发起端的探测，上报阶段用于上报 NDPA 探测阶段的感知测量结果，支持立即和时延两种上报模式。

图 4 展示了一个 TB 感知测量交互的示例，其中，一个 AP 站点作为感知发起端，5 个非 AP 站点作为感知响应端。感知发起端 AP 尝试在轮询阶段与 5 个非 AP 站点进行可用性确认，其中 4 个（STA1, STA2, STA3 和 STA4）通过发送 Clear-to-Send-to-Self（CTS-to-Self）帧来确认可以参与本轮感知测量交互。基于测量建立阶段的角色，STA3 与 STA4 参与 TF 探测阶段，STA1 与 STA2 参与 NDPA 探测阶段。需要注意的是，图 4 中的示例并没有包含反馈阶段。

Non-TB 感知测量交互是感知测量交互的一种非触发流程变体，其中，非 AP 站点作为感知发起端，AP 作为感知响应端，可实现非 AP 站点与 AP 站点之间一对一的感知。如图 5 所示，在 Non-TB 感知测量交互中，非 AP 站点首先向 AP 发送 NDPA 帧，然后在短帧间间隔（Short Interframe Space, SIFS）之后，向 AP 发送感知发起端到感知响应端（Sensing Initiator to Sensing Responder, SI2SR）NDP 帧。AP 在接收到 SI2SR NDP 帧后，会在 SIFS 之后发送感知响应端到感知发起端（Sensing Responder to Sensing Initiator, SR2SI）NDP 帧。通过此过程，可以在 Non-TB 感知测量交互中实现双向探测（即 SI2SR 和 SR2SI）。

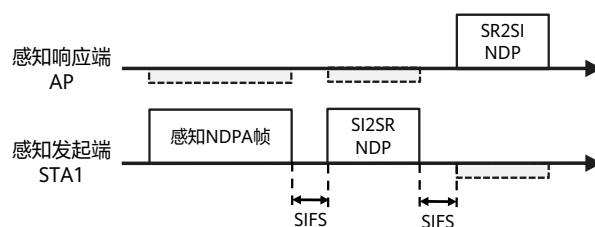


图 5 Non-TB 感知测量交互

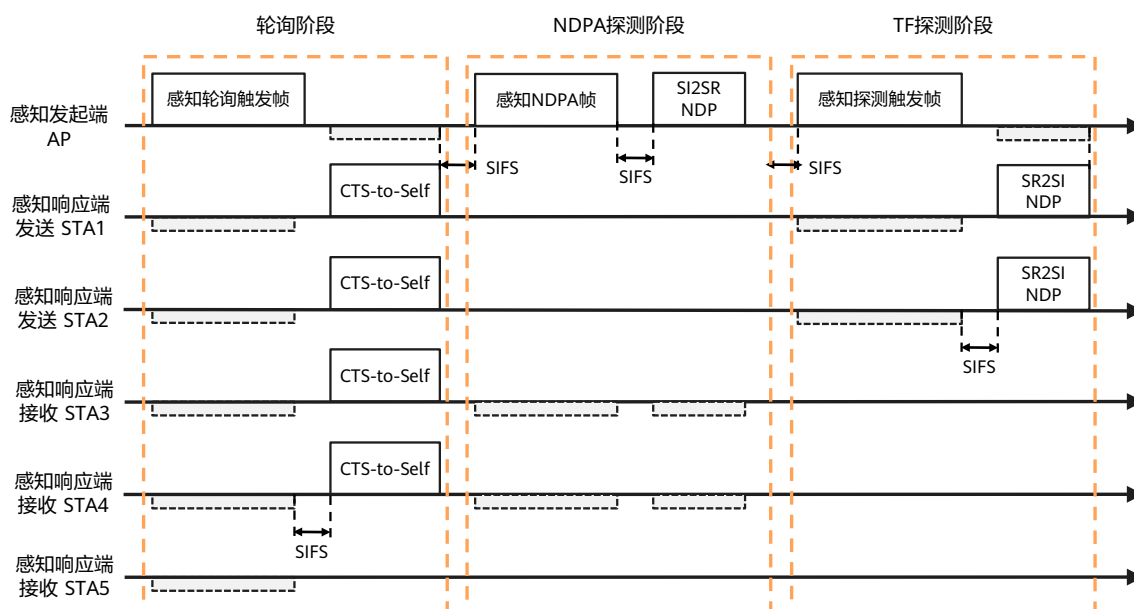


图 4 TB 感知测量交互

代理感知

相较于同样由非 AP 站点发起，AP 响应的 Non-TB 感知（仅能完成非 AP 站点与 AP 站点之间一对一的感知）。代理感知 (Sensing by Proxy, SBP) 流程允许 SBP 发起端 (非 AP 站点) 请求 SBP 响应端 (AP 站点) 代表其执行 WLAN 感知，获取一对多的感知信息。通过合理利用 SBP 流程，非 AP 站点能够从环境中的多个站点获得感知测量结果，以更好地支持其感知应用。SBP 流程使 SBP 发起端能够在 AP 和一个或多个响应站点之间获得超出其硬件限制的感知测量结果。SBP 流程的示例场景如图 6 所示。

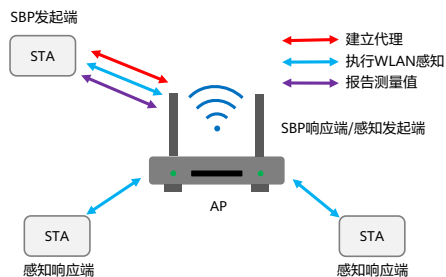


图 6 代理感知流程

为了发起 SBP 流程，SBP 发起端应向支持 SBP 响应端功能的 AP 发送 SBP 请求帧。SBP 发起端可以在 SBP 请求帧中携带其对 SBP 响应端 AP 建立的感知测量设置的要求。SBP 发起端可以在 SBP 请求帧中向 SBP 响应端 AP 提供感知响应端的数量及其优选响应端列表，并且 SBP 发起端可以选择是否参与感知过程。SBP 响应端 AP 在接收到 SBP 请求帧后，使用建议的参数发起感知，获得感知测量结果。测量完成后，SBP 响应端 AP 从感知响应端收集感知测量结果，并将其反馈给 SBP 发起端。

SR2SR 感知

AP 站点和非 AP 站点之间的感知测量可以通过基础感知流程或 SBP 流程实现。为了获得非 AP 站点之间的感知测量，IEEE 802.11bf 还提供了感知响应端到感知响应端 (Sensing Responder to Sensing Responder, SR2SR) 的感知过程，用来进一步增强感知测量的发送和接收多样性。SR2SR 感知的示例场景如图 7 所示。

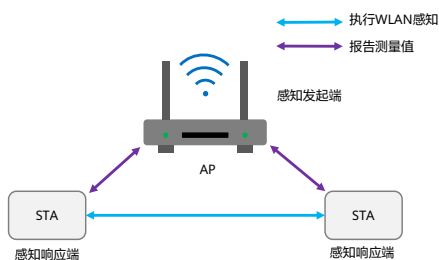


图 7 SR2SR 感知流程

要开始 SR2SR 探测阶段，在感知测量设置期间，感知响应端将被分配一个 SR2SR 发送端角色和/或接收端角色。在每个感知测量交互中，AP 都将调度其中一个感知响应端进行发射、部分感知响应端进行接收，进而完成 SR2SR 感知流程。当测量完成，感知接收端可以向感知发起端上报 SR2SR 感知测量结果。

3.3 DMG 感知

DMG 感知是基于 802.11ad 和 802.11ay 标准修正案实现的。与 Sub-7 GHz 感知相比，DMG 感知能提供更大的带宽（单个信道带宽 2.16 GHz）和更高的载频频率（60 GHz），这有利于一些需要高距离分辨率和多普勒灵敏度的短程感知应用。

DMG 感知流程

DMG 感知流程与 Sub-7 GHz 感知流程相似，但有三个主要区别。第一个区别是波束方向信息的交换。由于 802.11ad 和 802.11ay 采用定向发射和接收来抵消 60 GHz 的严重路径损耗，所以 DMG 感知发起端需要在 DMG 感知测量建立过程中与 DMG 感知响应端交换发射和接收波束方向。通过协商这些波束方向，DMG 感知发起端可以建立测量，在某些应用中检测特定方向上的物体。DMG 和 Sub-7 GHz 感知之间的另一个区别点是组发 (Burst) 模式。为更好地支持感知中的多普勒测量，DMG 感知引入了组发的概念，它被定义为一组时间上等间隔的 DMG 感知测量交互。如图 8 所示，DMG 感知发起端可以在不同的 DMG 感

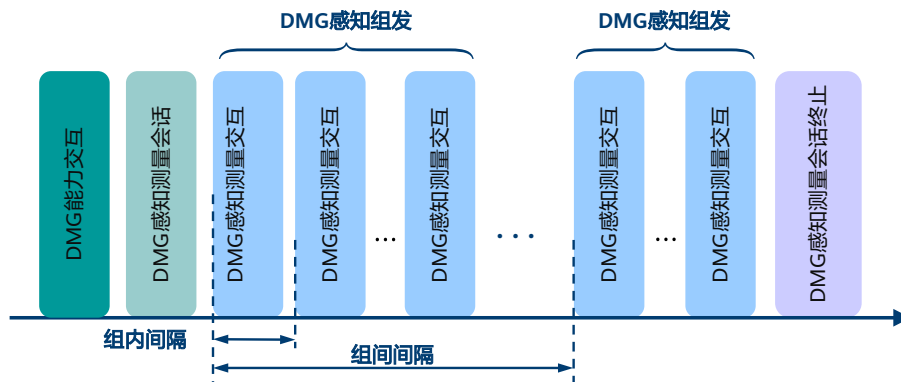


图 8 DMG 感知流程

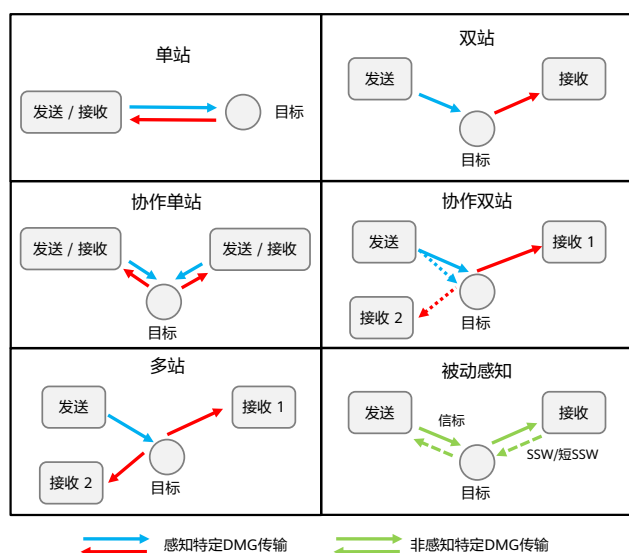


图 9 DMG 感知类型

知测量设置中配置不同的组间 (Inter Burst) 间隔值和组内 (Intra Burst) 间隔值, 以支撑不同的应用。最后一个 DMG 和 Sub-7 GHz 感知之间的区别是, 对比 Sub-7 GHz 感知的 TB 和 Non-TB 模式, DMG 感知测量交互具有统一的模式, 与感知测量是由 AP 还是非 AP 站点发起无关。

根据参与感知的站点的数量和角色, DMG 感知提供几种不同的感知类型, 包括单站 (Monostatic) 感知 (感知数据包/信号由同一站点发送和接收)、双站 (Bistatic) 感知 (感知数据包/信号由一个站点发送并由另一个站点接收)、协作单站 (Monostatic with Coordination) 感知 (PCP/AP 协作一个或多个站点执行单站感知)、协作双站 (Bistatic with Coordination) 感知 (PCP/AP 协作一个或多个站点执

行双站感知)、多站 (Multistatic) 感知 (感知数据包/信号由一个站点发送并由多个站点接收) 和被动感知 (Passive Sensing) (通过被动接收用于通信的数据包/信号来执行感知, 例如承载信标帧的 PPDU), 具体如图 9 所示。不同的感知应用可根据其需要设置不同的 DMG 感知类型。

• DMG 代理感知

DMG 感知也支持 SBP。在 DMG SBP 流程中, SBP 发起端通过 DMG SBP 响应端 AP 设置不同的 DMG 感知类型来获取所需的感知测量结果。

• DMG SR2SR 感知

DMG SR2SR 感知的细节仍在 IEEE 802.11bf 中讨论, DMG SR2SR 感知流程可能会体现在最终 IEEE 802.11bf 修正案草案中。

图 10 系统地总结了用于 Sub-7 GHz 感知和 DMG 感知的 IEEE 802.11bf 流程。通过上述所有感知流程, IEEE 802.11bf 能在每对感知站点之间实现感知测量, 充分利用发射/接收收集来支撑不同的感知应用。有关 IEEE 802.11bf 的更全面介绍, 请参见 [2]。

4 IEEE 802.11bf: 候选技术

在 IEEE 802.11bf 工作组内部讨论中, 组内专家提出了许多候选技术。本节将介绍在讨论中的一些关键候选技术。需要说明的是, 本节所列出的两项候选技术中, CSI 矩阵量化反馈已经在标准中确定, 其他一项还在讨论之中。由于 CSI 矩阵的量化反馈需要底层的支持, 所以也在此进行介绍, 进行强调。

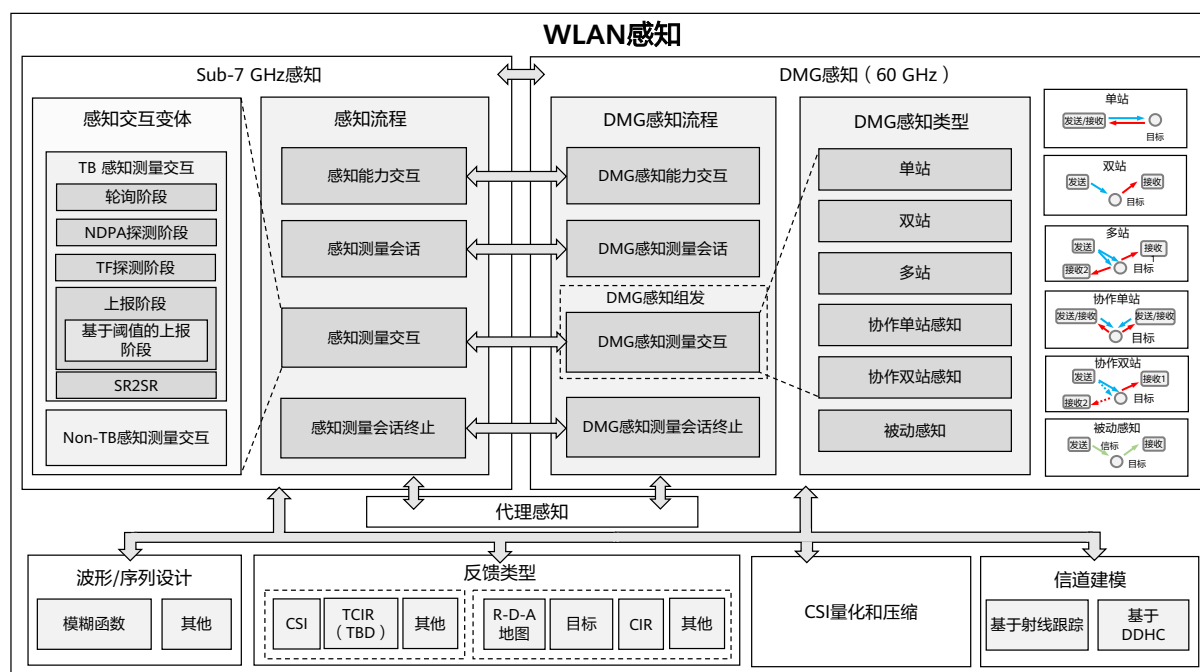


图 10 WLAN 感知流程概述

4.1 CSI 反馈类型和量化

需要注意，自 802.11ac 发布以来，压缩 CSI 是主流 Sub-7 GHz 802.11 标准修订案（例如 802.11ax、802.11be）采用的唯一显式反馈类型。然而，压缩 CSI 是为 MIMO 预编码设计的，相较于 CSI 矩阵，它缺少部分信道信息，无法很好地支持感知。因此，感知测量反馈是 IEEE 802.11bf 中讨论的最重要的话题之一。经过彻底和详细的讨论，IEEE 802.11bf 决定采用 CSI 矩阵作为 Sub-7 GHz 中唯一的显式感知测量反馈类型。在反馈中，将沿子载波缩放修改为沿链路缩放，以减少量化和反馈阶段中天线不平衡带来的影响。在 DMG 感知中，IEEE 802.11bf 提供三种反馈类型，即信道测量、距离多普勒角度图和目标相关图（即基于距离多普勒角度图的目标检测结果）。

4.2 多链路感知

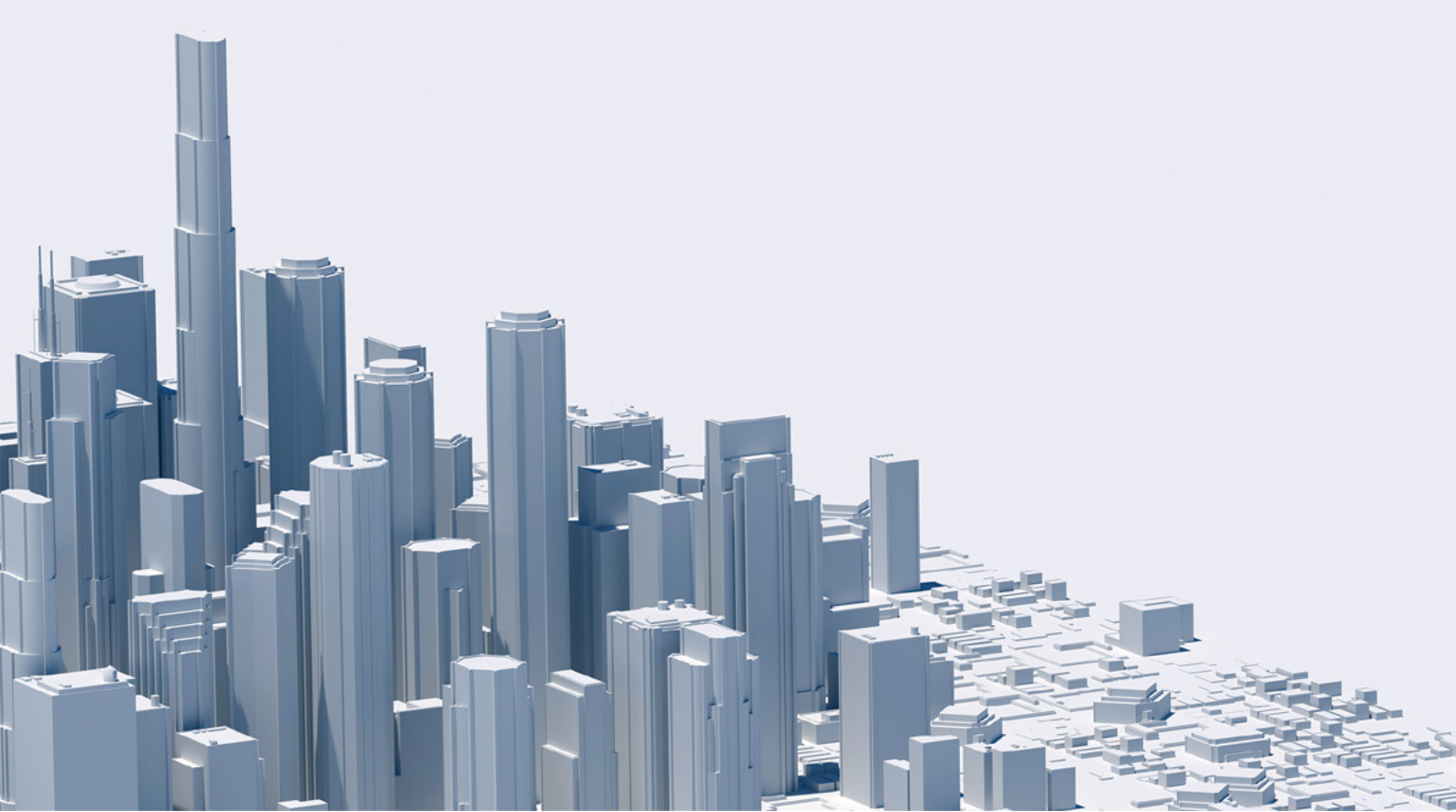
IEEE 802.11bf 中的感知主要涉及站点之间的单个收发链路。随着 Wi-Fi 7 在未来 2 年或 3 年内的商用，市场上将有更多的多链路（Multi-Link, ML）站点（即同时支持多条链路收发的站点）。为了进一步增强感知性能，多链路是 IEEE 802.11bf 或下一代感知标准中需要讨论的关键技术之一。具有 ML 感知能力的站点能够在多个工作频率（例如，2.4 GHz、5 GHz、6 GHz）同时执行感知测量，并能够在不同频率下提供观测分集增益。在某些场景下，不同链路的协调可以为感知和通信提供更好的支持。例如，为了在某些场景中实现更高的感知频率，可以在与“感知链路”不同的一条链路上进行感知测量的反馈，这将减少对感知链路的空口占用，有效提升感知频率。

5 总结与展望

随着 IEEE 802.11bf 的进展，WFA 也在启动 Wi-Fi Sensing 的认证立项讨论。相信在未来几年内，市场上将会逐步出现 Wi-Fi 感知的产品，相关产品将会实现跨厂商之间对于不同感知应用的高效支持。这将会进一步促进现有 Wi-Fi 感知技术商业使用和技术研究的繁荣。

参考文献

- [1] A. Kasher, A. Eitan, S. Trainin, Y. Sun, and R. Du, "WiFi sensing use cases," IEEE 802.11-21/1712r2, Jan. 2021. [Online]. Available: <https://mentor.ieee.org/802.11/dcn/20/11-20-1712-02-00bf-wifi-sensing-use-cases.xlsx>
- [2] R. Du, H. Xie, M. Hu, Narengerile, Y. Xin, S. McCann, M. Montemurro, T. X. Han, and J. Xu, "An overview on IEEE 802.11bf: WLAN sensing," 2022. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2207.04859>



6G 通信感知一体化——感知辅助的环境重构与信道重构

周知¹, 何佳¹, 毕晓艳², 余子明¹, 陈焱¹, 陈雁², 王光健¹, 马江镭², 朱佩英²

¹ 无线技术实验室

² 渥太华先进无线技术实验室

摘要

无线感知因其穿透性强和非电离的特点,可作为物流检测、目标识别、环境重构的一项重要技术。为了将智能技术融入即将到来的 6G 网络,需要通过感知收集环境信息。通信感知一体化(简称“通感一体化”)有助于优化频谱利用率、硬件资源和算力,是实现 6G 万物智联的关键要素 [1]。基于感知提供的环境知识,可以重构信道,提高通信吞吐量。本文重点研究多传输接收点(Transmission Reception Point, TRP)的通信网络中如何进行环境重构,基于散射体簇假设,提出一种多基感知架构,提升感知精度。此外,还引入射线追踪方案,利用重构的环境来重建通信信道。通过 10GHz 室外场景实测,证明了我们的方法可以实现分米级感知和度级信道重构。

关键词

通感一体化, 6G, 环境重构, 感知, 信道重构

1 引言

无线感知（包括定位、运动检测和成像等）长期以来一直独立于移动通信系统之外。然而，到了 6G 时代，感知服务的外延将不断扩大，会涵盖有源物体检测和无源物体检测。通过利用感知技术收集物理环境的信息，可以创建一个虚拟的网络世界，以此不断探索通信能力，增强用户体验。6G 会将感知和通信融合成一套互惠系统 [2]，借助网络感知实现万物智联。为了充分利用通信网络来提升感知性能，本文引入了“多 TRP 感知”的概念。

在通感一体化系统中，存在两类基本形态：单基感知和双基感知。单基感知即感知发射机与接收机处于同一位置，感知信号可以采用数据静荷，因此该感知功能不消耗通信资源。同时，由于收发同源，不存在同步等非理想因素问题，其感知算法复杂度低，估计精度较好。此外，由于采用自发自收，其能够探测的信号角度范围与环境入射角强相关。感知视角范围受到目标物体材质及放置角度的影响较大。其回波信号大部分分量为一次反射径，在求解时，病态方程的问题较小，感知结果的求解精度较高。

双基感知即接收机与发射机处于不同位置，感知信号需采用专用导频或已知信号，因此该感知功能需要消耗通信资源。同时，由于收发不同源，存在同步、相噪等非理想因素问题，其感知算法复杂度高，估计精度较差，需要较复杂的校准算法进行处理。采用自发他收，其能够探测的环境角度较大，并且随着终端的移动，感知视角有较大覆盖。另外，其回波信号的分量丰富，具有大量多次反射径且功率较高。在富散射的城市空间中，大量多次反射径会引入病态方程，导致虚拟环境求解时出现影子空间及错误解。

移动通信网络也为合作感知提供了巨大的机会和好处。节点间通过移动网络共享感知结果，多个网络节点（基站、UE 等）可以作为一个完整的感知系统发挥作用，该协作通过感知数据融合，降低了测量不确定性，并提供了更大的覆盖范围以及更高的感知精度和分辨率。本研究的主要挑战在于同步、联合处理、信息传递与压缩、网络资源分配等，以在低开销下实现最佳的感知融合结果。

本文将重点探讨通感一体化和多 TRP 感知数据的联合处理，以便基于散射体簇假设进行环境重构 [3]。准确地重构环境可以辅助信道重建，从而增强通信效果。本文还将提供通感一体化系统原型，并展开验证，得出小结。

2 环境重构

通感一体化是公认的 6G 关键技术趋势之一，本文将深入探讨 6G 通感一体化技术如何实现精确感知辅助通信，目标是利用已有的通信架构，在最小的硬件改动下实现环境的精确重构 [4]。而环境重构反过来又可以促进通信传播信道的重建，并协助完成波束对准、消除链路故障，从而显著降低通信开销。图 1 中展示了环境重构和感知辅助通信的流程。通过波束成形扫描获取（单基感知）回波数据，然后提取出散射点。为了解决多次反射和噪声问题，使用半径离群值去除过滤器 [5] 来消除错误位置点。将无监督聚类算法和散射面相结合，提取环境语义信息。最后基于重构环境作射线追踪，辅助波束成形。

2.1 聚类算法

电磁感知数据使用高斯混合模型（Gaussian Mixture Model）进行聚类，高斯混合模型主要使用两类参数值，一类是混合分量权重，另一类是分量均值与方差/协方差。假设分量个数为 K ，第 k 个分量的均值为 μ_k 、协方差矩阵为 Σ_k 。对于分量 C_k ，其混合分量权重 ϕ_k 满足约束 $\sum_{k=1}^K \phi_k = 1$ 。这种多维模型可以定义为：

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \phi_k \mathcal{N}(\vec{x} | \vec{\mu}_k, \delta_k),$$

$$\mathcal{N}(\vec{x} | \vec{\mu}_i, \Sigma_i) = \frac{\exp(-\frac{1}{2}(\vec{x} - \vec{\mu})^T \Sigma_i^{-1}(\vec{x} - \vec{\mu}_i))}{\sqrt{(2\pi)^K |\Sigma_i|}}. \tag{1}$$

高斯混合模型是一种软判决框架，模型参数可用期望最大化算法 [6] 估计。对于给定点 i ，高斯混合模型会分配簇成员分数 γ_{ik} ，描述点 i 属于簇 k 的概率。因此可知：

$$\sum_{k=1}^K r_{ik} = 1 \tag{2}$$

式中， K 表示簇类别的总数， $[\gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \dots, \gamma_{iK}]$ 中的最大值决定了点 i 属于哪个簇。因此， γ 为基于数据分布的属于某类别的概率，为置信度一。

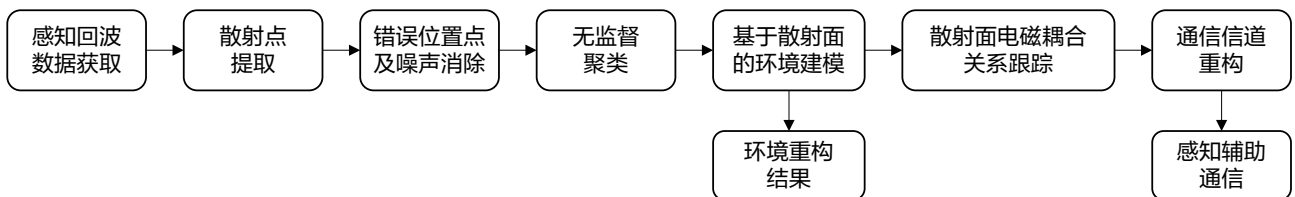


图 1 环境重构与感知辅助通信的流程

2.2 双置信度的散射面重构

与 LiDAR 点云不同，无线感知数据的感知精度在极大程度上取决于波束宽度 θ 、距离 d 以及相对于散射面的入射角 α 等因素。为此，基于电磁波物理传播模型，特引入“置信度二”：

$$\beta = \frac{1}{1 + e^{d\theta \sin(\alpha - \theta/2)}}. \quad (3)$$

结合上述两类置信度，总置信度 b 可以表示为：

$$b = \gamma\beta. \quad (4)$$

重构平面 k 的质心为：

$$c_k = \frac{\sum_i b_{ik} p_{ik}}{\sum_i b_{ik}}, \quad (5)$$

式中， p_{ik} 表示第 k 类别第 i 个点的位置。

为保证环境重构足够精确，会丢弃低置信度的点，仅使用高置信度的点。对于簇 k 的法向量 δ ，基于主成分分析计算其最小包围框 [7]。由于单基感知得到的点云存在稀疏性，因此难以根据点云的倒角距离（Chamfer Distance）或 F 评分（F-score）来评估环境重构的精度，本文将重构的散射体簇作为一个整体来衡量重构的精度。环境重构的精度可通过法线方向误差和距离误差这两个指标衡量，如图 2 所示。

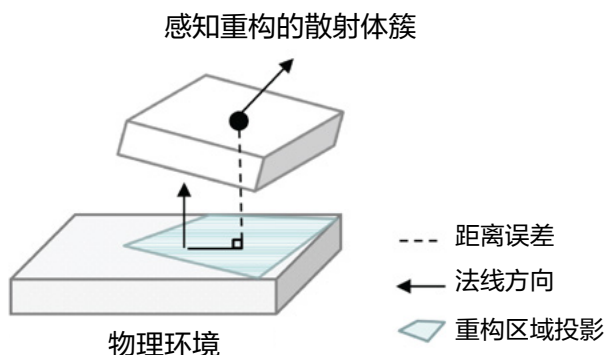


图 2 环境重构精度指标

基于上述研究，我们提出“双置信度”（Double Belief）算法。首先利用高斯混合模型实现语义信息的提取和环境重构的初始化。第 1 个置信度一可根据数据分布得出，而第 1 个置信度二在对环境完成初始重构后，也容易根据物理传播特性得出。为了实现更精确的重构，可以循环更新置信度二（见图 3）。当法向量 $|\delta_{n+1} - \delta_n| < \epsilon$ 时，循环结束（ ϵ 为预设门限）。

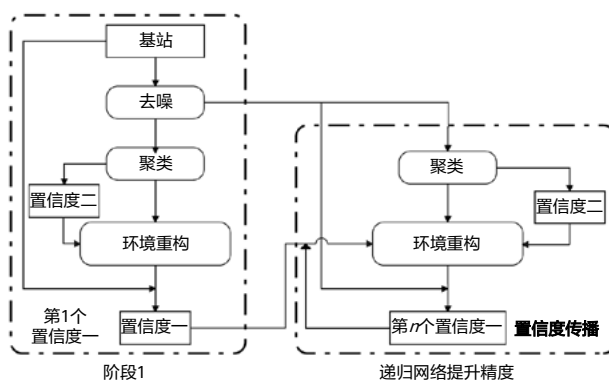


图 3 双置信度传播环境重构算法

3 实验

3.1 实测数据获取

为验证环境重构和感知辅助通信的性能，我们在 10GHz 频段典型街景场景进行了实测，所使用的基站配置见表 1。

表 1 感知测量中的基站配置

波形	OFDM
频率 (GHz)	10–10.5
带宽 (MHz)	500
波束宽度 (°)	15
水平角扫描范围及间隔 (°)	0:5:355
俯仰角扫描范围及间隔 (°)	-30:5:30
扫频间隔 (MHz)	1

感知测量中模拟基站的收发机实物见图 4。



图 4 感知测量中模拟基站的收发机

测量的室外场景以及重构后的环境如图 5 所示，环境中包含 2 个基站、3 个 UE。

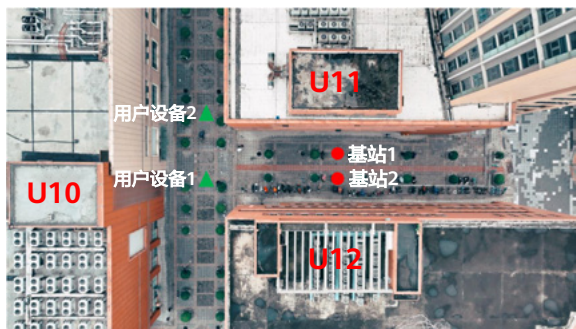


图 5 感知场景

图 6 对相应的通信场景进行了评估，得出感知辅助信道重构的性能，三个 UE 分别设在不同位置。

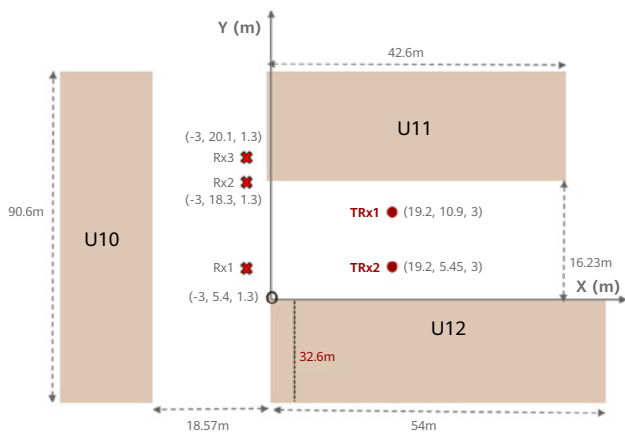


图 6 通信测量场景

3.2 环境重构与信道重构

环境重构如图 7 所示。



图 7 环境重构结果

考虑到地面实况数据很难确定，因此使用 U11 和 U12 处两道墙的位置和法向量来评估环境重构的精度。从表 2 可以明显看出，双置信度算法比高斯混合模型的性能更优。

3 个 UE 的信道重构结果如图 8 所示。图中，“x”号代表测量结果，三角形代表在重构后的环境中进行射线追踪得到的结果。可以看出，视距 (Line-of-Sight, LOS) 路径和非视距 (Non-Line-of-Sight, NLOS) 一次反射径在到达角、时延等信道参数上较为一致。

表 2 环境重构精度

方法	距离误差	法线方向误差
高斯混合模型	20.34cm	4.19°
双置信度 (单 TRP)	12.12cm	3.23°
双置信度 (多 TRP)	8.30cm	2.10°

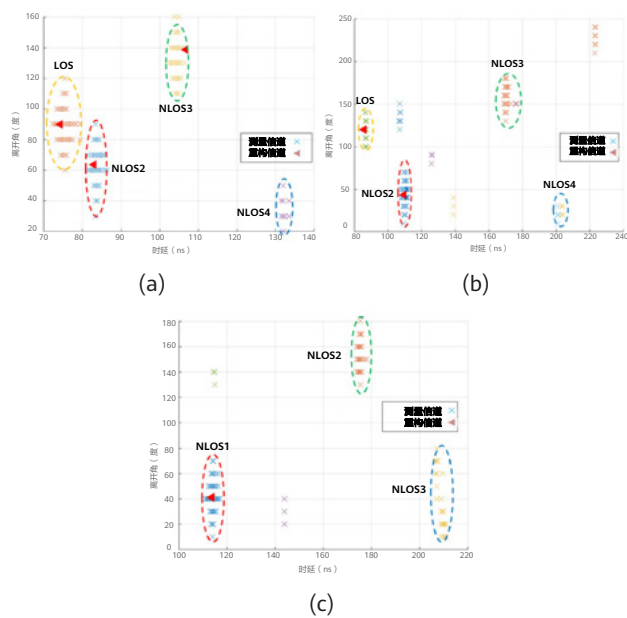


图 8 信道重构结果 (a) 接收点 1; (b) 接收点 2; (c) 接收点 3

表 3 详细展示了信道重构的时延误差和角度误差 (发送端和接收点 3 之间不存在 LOS 路径)，三个接收点的平均时延误差为 0.52ns，平均角度误差为 3.18°。

表 3 信道重构结果

信道重构	LOS		NLOS	
	角度误差 (°)	时延误差 (ns)	角度误差 (°)	时延误差 (ns)
接收点 1	0.13	1.19	4.16	1.63
接收点 2	0.01	1.21	2.76	0.2
接收点 3	×	×	1.08	0.14
平均值	0.07	1.2	3.18	0.52

4 结语

本文着重分析了感知与环境重构的价值，论证并验证了如何基于多 TRP 的通感一体化网络实现环境重构。此外，本文给出了一套基于感知结果进行信道重构的方法。为验证感知辅助通信的可行性，特别是波束对齐，我们基于 10GHz，将测量的通信信道与基于感知环境的重构信道进行比较。结果表明，室外环境的重构可以达到分米级精度，感知辅助的信道重构能将时延误差降至亚纳秒级，波束精度为 3°。

参考文献

- [1] Wen Tong and Peiying Zhu, *6G, the Next Horizon: From Connected People and Things to Connected Intelligence*, Cambridge University Press, Ottawa, 2021.
- [2] Danny Kai Pin Tan, Jia He, Yanchun Li, Alireza Bayesteh, Yan Chen, Peiying Zhu, and Wen Tong, "Integrated sensing and communication in 6G: Motivations, use cases, requirements, challenges and future directions," in *2021 1st IEEE International Online Symposium on Joint Communications & Sensing (JC&S)*. IEEE, 2021, pp. 1–6.
- [3] Isamu Matsunami, Ryohei Nakamura, and Akihiro Kajiwara, "RCS measurements for vehicles and pedestrian at 26 and 79GHz," in *2012 6th International Conference on Signal Processing and Communication Systems*. IEEE, 2012, pp. 1–4.
- [4] Oupeng Li, Jia He, Kun Zeng, Ziming Yu, Xian feng Du, Zhi Zhou, Yuan Liang, Guangjian Wang, Yan Chen, and Peiying Zhu, "Integrated sensing and communication in 6G: A prototype of high resolution multichannel THz sensing on portable device," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2022, no. 1, pp. 1–21, 2022.
- [5] Yao Duan, Chuanchuan Yang, and Hongbin Li, "Low-complexity adaptive radius outlier removal filter based on PCA for lidar point cloud denoising," *Applied Optics*, vol. 60, no. 20, pp. E1–E7, 2021.
- [6] Guorong Xuan, Wei Zhang, and Peiqi Chai, "Emalgorithms of Gaussian mixture model and hidden Markov model," in *Proceedings 2001 international conference on image processing (Cat. No. 01CH37205)*. IEEE, 2001, vol. 1, pp. 145–148.
- [7] Darko Dimitrov, Christian Knauer, Klaus Kriegel, and Günter Rote, "On the bounding boxes obtained by principal component analysis," in *22nd European Workshop on Computational Geometry*, 2006, pp. 193–196.



混合孔径环境重构技术及其应用

罗嘉金¹, 彭晓辉¹, 于洋¹, 张平¹, 周保建¹, 毕晓艳², 陈雁², 马江镭², 朱佩英²

¹ 无线技术实验室

² 渥太华先进无线技术实验室

摘要

本文提出了基于无线网络的混合孔径感知 (Hybrid Aperture Sensing, HAS) 技术, 该技术利用网络中终端节点的移动形成虚拟孔径, 并通过复用终端与基站间的 (上行或下行) 空口资源进行基站侧 (实孔径) 与终端侧 (虚拟孔径) 的混合孔径 3D 观测, 大幅提升感知分辨率。然后通过对多个网络节点形成的 3D 点云进行融合重构, 获得与物理世界对应的 3D 数字孪生环境模型。本文也探索了将重构的数字孪生环境模型用于无线通信信道预测估计以及无线感知中的杂波消除等方案。

关键词

混合孔径感知, 环境重构, 数字孪生, 感知辅助通信, 感知辅助定位, 6G

通感一体化作为下一代蜂窝网络的新特性，已经被 ITU-R 定义为 IMT2030(6G) 的六大愿景之一。在通信感知一体化场景下，蜂窝网络设备不仅可以作为通信节点进行人、物互联，还可以作为感知节点，实现环境成像及重构、高精度目标定位与追踪、手势与动作识别等感知功能。其中，环境重构作为数字孪生的使能技术之一 [1]，在未来的物理世界数字重建、目标定位、自动驾驶等场景中将会发挥重要作用。从测量方式上看，3D 环境重构主要有基于光学和基于微波雷达两条技术路径。基于光学的 Lidar 的 3D 环境重构方案精度高但部署时间长、成本高，数据更新周期长。通过引入深度学习技术，由 2D 光学图像基于神经网络进行 3D 重构的工作近来进展较快 [2]，其对设备要求较低但仍需对相机位置进行校准并且需对不同类别物体分别训练，其泛化能力和户外场景的性能还有待改进。在雷达成像领域研究者也开展了众多成像体制的研究工作，如基于汽车、无人机等飞行器 3D 雷达成像方案 [3-5]，相比于光学方案，基于射频信号的雷达的方案在户外场景中不易受到环境光线和雨雪天气的影响且覆盖范围大。传统环境重构方案均是独立部署，各自标定，且对设备处理能力要求较高，因此在部署、对数据的更新及维护等方面成本过高，无法满足未来构建无处不在的数字孪生的需求。本文基于下一代无线蜂窝网络，提出了混合孔径感知技术 (Hybrid Aperture Sensing, HAS)，采用通感一体方案复用无线网络基础设施，充分利用网络侧信号处理能力、数据传输能力和定位及同步能力、结合终端侧移动性，无需独立部署和标定即可形成按需刷新、高质量、广覆盖的数字孪生环境模型。为了进一步提高无线通信和定位的能力，环境对无线信道 [6] 的影响也受到了较多关注，本文进一步基于该重构模型进行信道预测和杂波消除并对性能做了初步评估。下面我们从环境重构感知技术、环境感知辅助通信、环境感知辅助定位三个部分进行介绍。

1 环境重构感知技术

1.1 混合孔径感知

典型蜂窝网络的感知可以分为纯基站感知和基站-终端联合感知两类。本文提出了基站-移动终端 HAS 方案，如图 1 所示，该方案采用基站与移动终端联合双基感知模式，基站侧利用实孔径保证纵向分辨率，同时移动终端如汽车、无人机等可以形成虚拟孔径进行观测，从而实现现场更大、横向分辨率更高的成像结果，相比纯基站感知可进一步提升环境重构精度。在 HAS 方案中，收发信道具有互易性，既可以利用上行信号进行感知，也可以利用下行信号进行感知，考虑到基站通常具有更强的信号处理及传输能力，下文我们以上行链路，即以基站接收-移动终端发送作为一种 HAS 具体实现方案为例，分析并论证蜂窝网络进行 3D 环境重建的性能，并利用重构的环境模型对通信信道预测和对环境辅助定位的性能进行了初步评估。

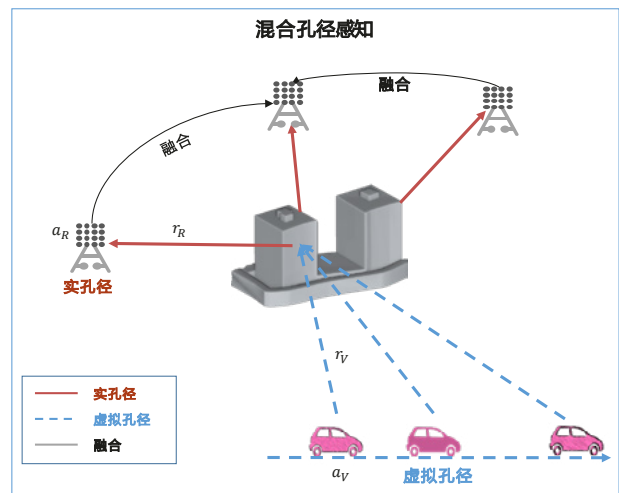


图 1 HAS 方案示意图

先简要介绍通过后向投影 (Back Projection, BP) 算法获取散射点云 $C = \{I(x, y, z)\}$ 的基本原理，具体算法可参考 [7, 8]。 $I(x, y, z)$ 为空间目标点 $P(x, y, z)$ 处所对应的散射强度，可由式 (1) 计算

$$I(x, y, z) = \iint s(r_H = r_V + r_R, a_V, a_R) e^{i\frac{2\pi}{\lambda} r_H} da_V da_R \quad (1)$$

其中 $s(r, a_V, a_R)$ 表示在给定虚拟孔径位置 $a_V(x_V, y_V, z_V)$ 和实孔径位置 $a_R(x_R, y_R, z_R)$ 时的回波脉压结果。 λ 为载波对应波长， r_V 代表成像目标点 P 与移动节点位于 a_V 时的斜距， r_R 代表该点 P 与基站实孔径阵元 a_R 的斜距， r_V 和 r_R 的表达式分别为

$$\begin{cases} r_V = \sqrt{(x_V - x)^2 + (y_V - y)^2 + (z_V - z)^2} \\ r_R = \sqrt{(x_R - x)^2 + (y_R - y)^2 + (z_R - z)^2} \end{cases}$$

对所得到具有散射强度的点云 $I(x, y, z)$ 进行过滤得到表征目标几何形状的点云，再通过三维面元重建即可得到对应的 3D 环境模型。现有的面元重建算法包括以 Poisson 表面重建 [9]、Ball Pivoting [10] 等为代表的传统方法，以及以 Occupancy Networks [11]、DeepSDF [12] 等为代表的 AI 方法。

1.2 仿真评估结果

图 2 为基站-终端混合孔径环境感知的仿真场景，基站作为接收端，汽车、无人机作为发射端。仿真中部署了四个基站，分布在红色的工厂建筑物四周，编号分别为 BS₁~BS₄，部署了 1 辆汽车环绕工厂行驶，以及 1 个无人机以平行于地面的姿势从工厂上方飞过。

在该仿真场景中，各基站的天线阵列法线方向均平行于地面，阵列尺寸为 1m×0.5m，无人机在空中形成等效 3m 的水平向的虚拟孔径，汽车沿不同方位，形成五个等效

长度为 3m 的水平向虚拟孔径，编号分别为 $V_1 \sim V_5$ 。收发端之间的信道基于射线追踪方法生成，更多信道数据可参考我们发布的公开数据集 Sensiverse [13]。

基站、汽车、无人机工作的中心载频为 10GHz，带宽为 400MHz。发射波形可以为 OFDM、OTFS、FMCW 等形式，通过成像算法处理回波数据，即可得到建筑物目标的成像结果。图 3 展示了发射波形设定为 OFDM 时，各基站-移动终端感知的成像结果，可以看出由于视角遮挡问题，单组基站-移动终端感知的覆盖区域有限，只能对建筑物的一部分进行成像。因此，接下来依据各组基站-移动终端感知结果的覆盖区域及其对应的理论分辨率，进行多组成像点云的加权融合处理。

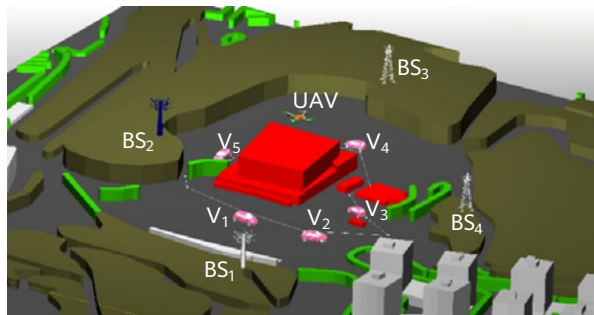


图 2 HAS 环境重构仿真场景

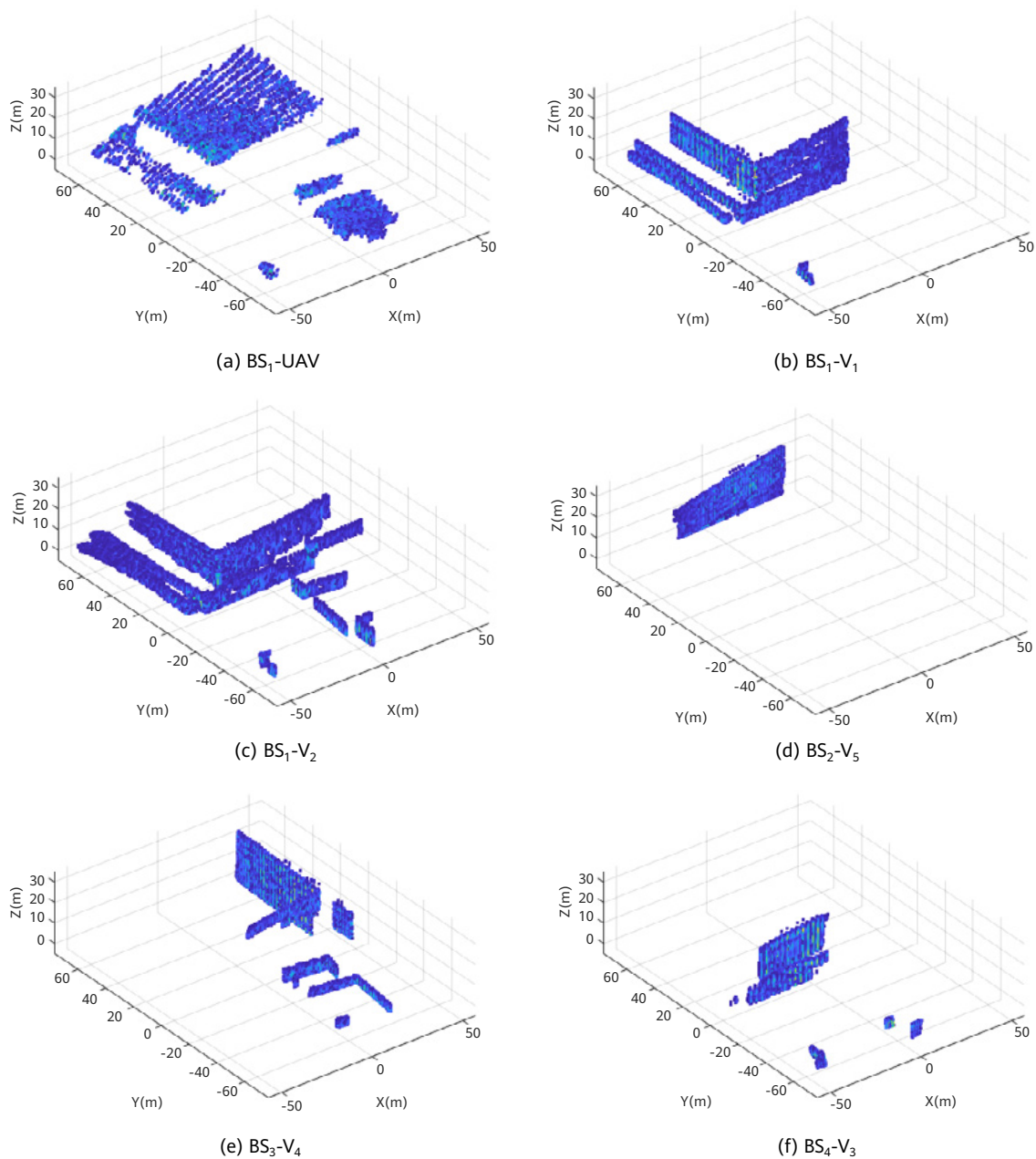


图 3 各基站-移动终端感知成像结果

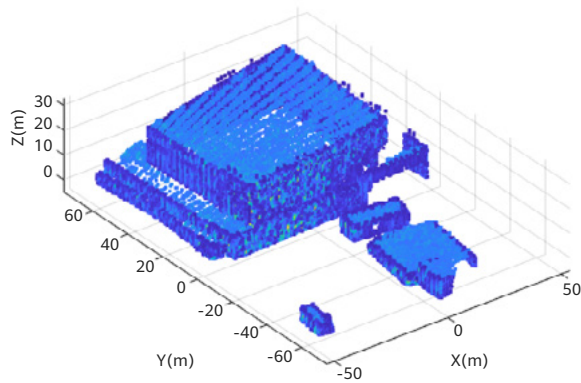


图4 HAS 成像点云融合结果

图4展示了六组基站-终端的成像点云的融合结果，从图中可以看到，融合的结果可以较为完整地反应目标建筑物的轮廓。

需要指出的是，尽管相较于纯基站感知，HAS可以实现更高分辨率的感知结果，但双基节点间的时间及频率同步误差将会对感知性能产生影响，这是未来需要进一步探索和研究的课题。

1.3 点云建模及性能评估

基于上一节环境成像结果，在成像点云基础上精确重建出易于表达、处理和传输的包含物理特征的几何模型（如图5），是室内外场景三维建模、无线信道估计、混合现实及数字孪生等诸多民用应用的基础。

点云基础上的几何模型重建问题，可描述为由一组无序三维点云 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ ，经由面元重构算法，重构出具有明确几何拓扑结构的面元 $Mesh = \{V, E\}$ ，其中 V 与 E 分别表征了面元顶点坐标以及顶点之间的拓扑连接关系。

重构出的表面面元模型质量评价问题，通常转化为面元模型采样点与成像散射点真值之间的差异程度。常用的评价指标包括 Chamfer 距离 [14] 以及 F-score [15]，分别定义如下：

$$CD(S_1, S_2) = \frac{1}{|S_1|} \sum_{x \in S_1} \min_{y \in S_2} \|x - y\|_2 + \frac{1}{|S_2|} \sum_{y \in S_2} \min_{x \in S_1} \|x - y\|_2 \quad (2)$$



图5 点云表面面元模型重构效果示意图

S_1 和 S_2 分别表示重构结果和真值模型所对应的采样点云。为了统一使用长度量纲，本文取 Chamfer 距离的平方根即 $\sqrt{\text{Chamfer Distance}}$ 进行度量，

$$F - score = \frac{2P(d) \cdot R(d)}{P(d) + R(d)} \quad (3)$$

其中 $P(d)$ 和 $R(d)$ 分别刻画了给定距离阈值 d 下重构模型和真值模型的相互匹配度，具体定义如下：

$$P(d) = \frac{100}{|S_1|} \sum_{x \in S_1} \left[\min_{y \in S_2} \|x - y\|_2 < d \right]$$

$$R(d) = \frac{100}{|S_2|} \sum_{y \in S_2} \left[\min_{x \in S_1} \|x - y\|_2 < d \right]$$

选取上一节环境成像结果，通过使用 Poisson 表面重建方法，基于输入点云重构出的几何模型如图6所示。同时采用 $\sqrt{\text{Chamfer Distance}}$ 和 F-score 作为度量对重构出的模型进行了定量评估，如表1所示重构面元模型质量的 $\sqrt{\text{Chamfer Distance}}$ 以及距离阈值为 1.5m 下的 F-score 值分别为 0.96m 和 96 分，同时作为对比重构前原始点云相应的结果分别是 1.18m 和 94 分。从表1的定量误差评估结果来看：相较于成像点云，重构出的几何模型进一步对环境进行了表征，并且 $\sqrt{\text{Chamfer Distance}}$ 和 F-score 均优于成像点云。

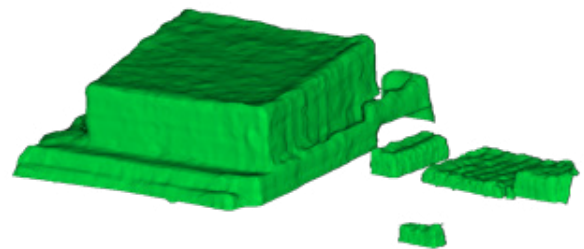


图6 环境 3D 重构结果

表1 环境重构误差评估

性能	成像点云	重构模型
$\sqrt{\text{Chamfer Distance}}$	1.18m	0.96m
F-score (d = 1.5m)	94	96

2 环境感知辅助通信：信道预测

基于点云建模获得的周围环境 3D 重建结果，假设物体材质为混凝土。对于环境中给定位置的 UE，可以通过无线信道预测方法（如电磁计算、射线追踪等）获得 BS 到 UE 之间的多径参数 $\{\tau_n, A_n, AOD_n, ZOD_n, AOA_n, ZOA_n\}$ ，其中的多径参数分别表示第 n 条多径的时延、幅度、水平方向发射角、天顶方向发射角、水平方向到达角、天顶方向到达角。基于多径参数可以进一步计算出信道的频域响应。

基于重构环境进行信道预测不可避免的会带来误差，误差来源主要有两方面：（1）环境重构误差；（2）UE 位置误差。其中环境重构误差包括 3D 环境的几何误差以及材质电磁参数误差，环境重构误差一方面是由于无法对环境进行完美重建，另一方面则是因为环境中存在动态变化的无法实时成像的目标（如汽车、行人）。环境中的 UE 位置一般是动态变化的，无法获得其精确的位置，实际中只能给出 UE 位置的估计值。本文重点关注环境重构误差的影响。

以 10GHz 频点为例，定量评估环境重构误差对信道的影响。如图 7 所示，对于场景中给定位置的 BS，在场景中随机撒 500 个 UE，基于理想模型和重构模型通过射线追踪方法得到每对 BS-UE 的多径参数，保留最强径衰减小于 110dB 的 UE（如图中红色点所示）进行统计分析，在此基础上对每个 UE 保留能量相对于最强径衰减 20dB 以内的多径，通过 Chamfer 距离分析比较两个模型得到的多径参数的误差。如图 8 所示，基于两个模型分别得到对应的多径参数，通过 Chamfer 距离分析比较两个模型得到的多径参数的误差。

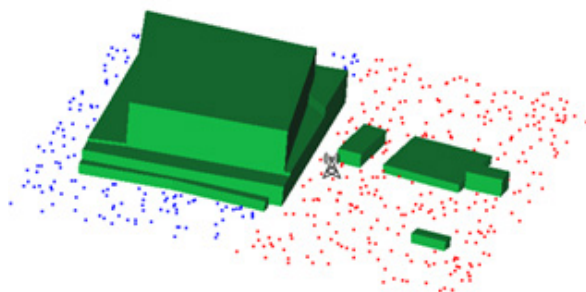


图 7 信道多径预测误差分析场景配置

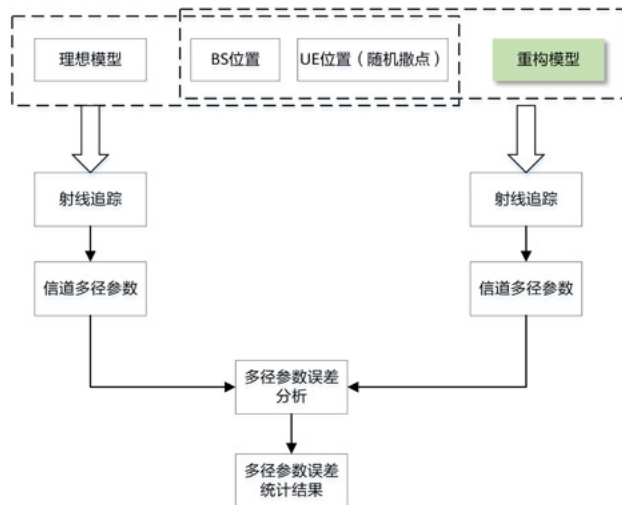


图 8 信道预测误差分析流程



图9为基于重构模型得到的多径参数对应的误差统计结果。从统计结果中可以看出，90%时延误差在3.5ns以内，90% AOA角度误差在3度以内，90% AOD误差在3度以内，90% ZOA误差在1度以内，90% ZOD误差在1度以内。信道预测结果可以用于辅助通信波束扫描，降低波束扫描开销。

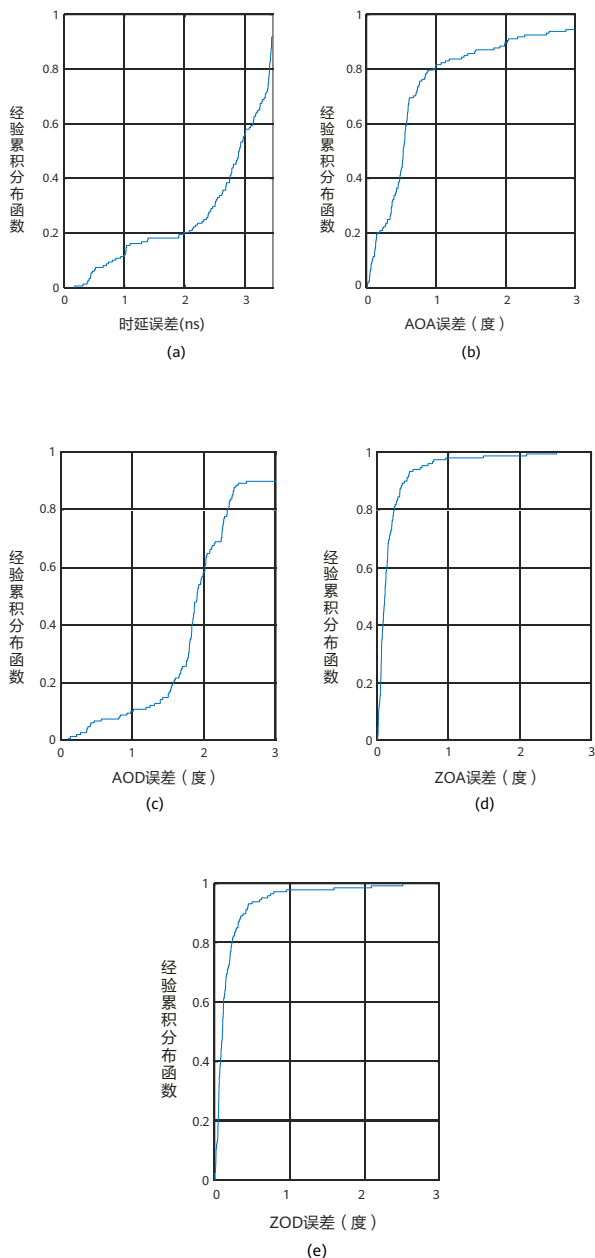


图9 (a) 时延误差; (b) AOA 误差;
(c) AOD 误差; (d) ZOA 误差; (e) ZOD 误差

3 环境感知辅助定位：杂波抑制

现有的蜂窝网络中，目标的定位跟踪主要面向的是有源的设备，如携带终端设备的人、汽车、无人机等。在未来，由于感知功能的引入，6G网络不仅可以提供有源设备的定位跟踪，还能实现对无源目标的跟踪定位。主要的应用场景包括但不限于无人机的飞行跟踪、无人机入侵检测、车辆定位跟踪、高速公路上行人以及动物入侵检测，基于移动目标感知结果辅助通信等，本节以无源设备为例进行分析，下文提到的移动目标如无特别指定均指无源目标。

由于被感知对象和观测节点通常都位于地面或低空环境，因此由于地面及周围建筑带来的杂波干扰是影响系统感知性能的重要因素，特别是对于经常提到的“低、慢、小”目标的检测定位、跟踪，其面临的主要问题包括：

1. 基于基站进行感知，环境中除了存在要探测的目标反射信号外，还存在着各种各样的来自于周围建筑、地面反射的杂波。如果不做任何处理，直接进行相干积累，杂波的旁瓣有可能因为过强而覆盖目标，大大降低基站检测目标的能力。因此，必须采取一定的杂波抑制措施，减小杂波对目标检测的影响。
2. 目标运动速度较小、且反射能量弱。环境中的移动目标主要包括汽车、行人、无人机等，其中行人的移动速度和雷达截面积 (Radar Cross Section, RCS) 都较小，速度上受到静止杂波旁瓣影响更为严重。弱小目标的检测对干扰消除能力提出了更高的要求。

下面我们以单站感知为例说明基于基站进行移动目标感知的性能。

仿真评估中，载波中心频率以10GHz为例，带宽设为100MHz。仿真中基于单站测角+测距对目标进行定位，单站配置了1个Tx和1024个Rx。其中Rx是一个二维的均匀平面阵列，包含32*32个天线阵元，天线阵元之间的间距为 $\lambda/2$ ，其中 λ 为信号的波长，该配置也可通过MIMO方式等效为两个互相垂直的32阵元收发线阵，不影响下文分析结果。将一个放置在YZ平面上，法线方向为(1,0,0)的32*32天线阵列用于覆盖运动目标，基于单站感知可以获得目标的角度、距离、速度信息。

目标沿着直线匀速运动，运动轨迹长度为30米，这里使用的目标是半径和高度均为3米的圆柱体作为扩展目标。

具体信号处理流程如图10所示，需要指出的是杂波消除部分相比传统的方法（如ECA, Extensive Cancellation Algorithm）增加了环境辅助模块。这里的回波信号在频域可以表示为 $Y(f) = S(f)*H(f)$ ，其中 $S(f)$ 是发射波形 $s(t)$ 的傅里叶变换， $H(f)$ 为信道的频域响应。在获得了回波数据之后，通过信号处理可以获得目标角度、距离和多普勒信息，最后获得目标位置信息。

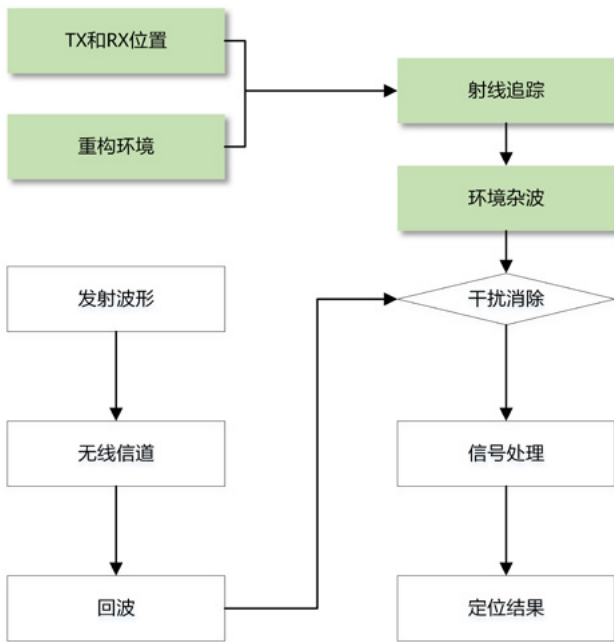
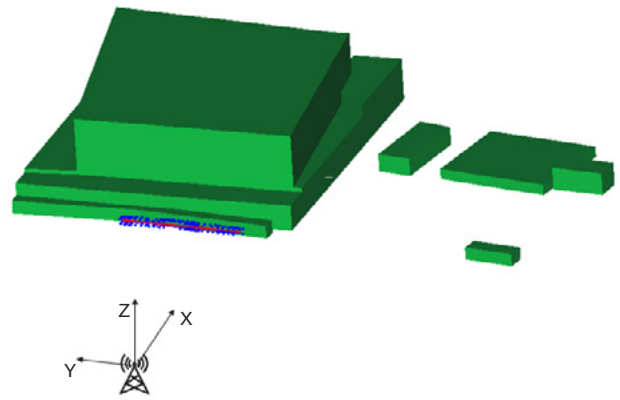


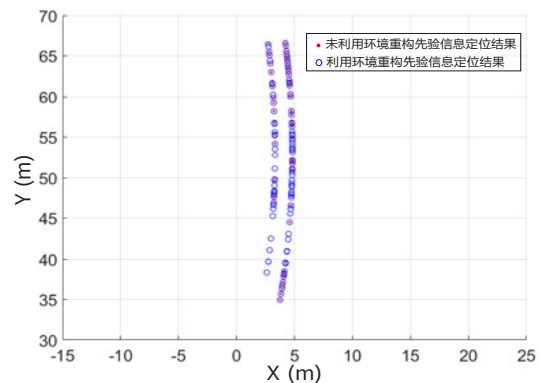
图 10 移动目标检测信号处理流程

基于前文无线感知获得环境重构结果，结合收发机位置，通过信道预测算法（如电磁计算、射线追踪）可以获得静态环境的多径信息。基于静态环境多径估计，可以进行基于环境信息的背景杂波消除。

图 11a 和图 11b 分别为未利用重构环境先验信息和利用重构环境先验信息检测到的目标位置结果。我们通过 $\sqrt{\text{Chamfer Distance}}$ 来定量评估目标定位的精度，假设目标上真实散射点的位置坐标集合为 S_1 （如图 11 中红线所示），检测到的目标位置坐标集合为 S_2 （如图 11 中蓝点所示），在当前仿真配置条件下，未利用重构环境先验信息的误差为 1.73m，而利用环境重构先验信息的误差为 1.07m。图 11c 为对应的检测结果，从图中可以看出，利用重构环境先验信息可以检测到更多的点，而未利用重构环境先验信息，部分动目标点会被环境回波所淹没。



(b)

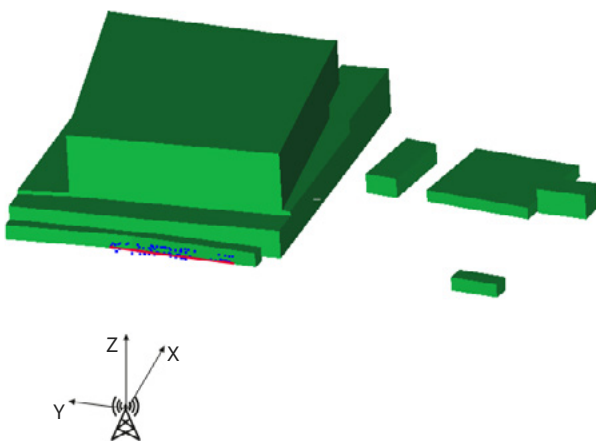


(c)

图 11 (a) 未利用重构环境先验信息检测结果；
(b) 利用重构环境先验信息检测结果；
(c) 定位结果在二维平面上投影

4 结语

本文给出了混合孔径感知-数字孪生环境重构-数字孪生辅助通信和定位的端到端解决方案并仿真评估了环境重构、参数估计、目标定位等具体性能。结果显示通过混合孔径技术，可在 10GHz 厘米波频段进行城镇大场景亚米级高精度环境重构。并基于重构的环境模型采用射线追踪方法对不同位置 UE 的信道进行预测，给出了包括延迟、角度在内的累计误差分布函数。同时将重构的环境模型用于辅助扩展运动目标检测，相比传统 ECA 方法环境辅助的杂波消除方法定位精度提升约 40%。最后需要指出的是，本文中双基感知仿真未考虑收发同步误差、建筑表面材质变化等非理想因素，为了保证数字孪生的高精度，消除非理想因素的影响及物体表面电磁散射系数提取是未来需要进一步研究的课题。



(a)

参考文献

- [1] A. Bayesteh, J. He, Y. Chen, P. Zhu, J. Ma, A. W. Shaban, Z. Yu, Y. Zhang, Z. Zhou, and G. Wang, "Integrated Sensing and Communication (ISAC) — From Concept to Practice," 11 2022. [OL]. Available: <https://www.huawei.com/en/huaweitech/future-technologies/integrated-sensing-communication-concept-practice>
- [2] J. Gao, T. Shen, Z. Wang, W. Chen, K. Yin, D. Li, O. Litany, Z. Gojcic, and S. Fidler, "Get3D: A generative model of high quality 3D textured shapes learned from images," *Advances In Neural Information Processing Systems 35*, pp. 31841–31854, 2022.
- [3] Q. Xiaolan, J. Zekun, Y. Zhenli, C. Yao, L. Bei, L. Yitong, W. Wei, D. Yongwei, Z. Liangjiang, and D. Chibiao, "Key technology and preliminary progress of microwave vision 3D SAR experimental system," *Journal of Radars*, vol. 11, p. 1–19, 2022.
- [4] K. Qian, Z. He and X. Zhang, "3D point cloud generation with millimeter-wave radar," *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol. 4, p. 1–23, 2020.
- [5] 3GPP, "TR 22.837 Feasibility study on integrated sensing and communication," [OL]. Available: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=4044>
- [6] Y. Yang, F. Gao, X. Tao, G. Liu, and C. Pan, "Environment Semantics Aided Wireless Communications: A Case Study of mmWave Beam Prediction and Blockage Prediction," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023.
- [7] A. F. Yegulalp, "Fast backprojection algorithm for synthetic aperture radar," *Proceedings of the 1999 IEEE Radar Conference. Radar into the Next Millennium (Cat. No. 99CH36249)*, 1999.
- [8] M. I. Duersch, "Backprojection for synthetic aperture radar," Brigham Young University, 2013.
- [9] M. Kazhdan, M. Bolitho and H. Hoppe, "Poisson surface reconstruction," *Proceedings of the fourth Eurographics symposium on Geometry processing*, 2006.
- [10] F. Bernardini, J. Mittleman, H. Rushmeier, C. Silva, and G. Taubin, "The ball-pivoting algorithm for surface reconstruction," *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, graphics, vol. 5, p. 349–359, 1999.
- [11] L. Mescheder, M. Oechsle, M. Niemeyer, S. Nowozin, and A. Geiger, "Occupancy networks: Learning 3D reconstruction in function space," *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 2019.
- [12] J. J. Park, P. Florence, J. Straub, R. Newcombe, and S. Lovegrove, "DeepSDF: Learning continuous signed distance functions for shape representation," *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 2019.
- [13] J. Luo, B. Zhou, Y. Yu, P. Zhang, X. Peng, J. Ma, P. Zhu, J. Lu, and W. Tong, "Sensiverse: A dataset for ISAC study," *arXiv:2308.13789 [eess.SP]*, 26 August 2023.
- [14] R. Sulzer, L. Landrieu, R. Marlet, and B. Vallet, "A Survey and Benchmark of Automatic Surface Reconstruction from Point Clouds," *arXiv preprint arXiv:2301.13656*, 2023.
- [15] A. Knapitsch, J. Park, Q.-Y. Zhou, and V. Koltun, "Tanks and temples: Benchmarking large-scale scene reconstruction," *ACM Transactions on Graphics (ToG)*, vol. 36, p. 1–13, 2017.



通信感知一体化下的环境感知辅助通信

曾婷^{1,2}, 张捷宝^{1,3}, 龚秋莎¹

¹ 中信科移动通信技术股份有限公司

² 北京航空航天大学

³ 电信科学技术研究院

摘要

环境感知辅助通信是通信感知一体化（Integrated Sensing and Communication, ISAC）系统深度融合后更深层次的典型应用之一。利用一体化系统中的感知功能，系统可以获取多维度、多层次的用户信息、环境数据等，从而为通信提供先验信息，辅助通信进行决策和管理，进而实现通信功能的提升。通过对现有研究的分析，本文主要将环境感知辅助通信分为性能提升、开销降低和其它三个方面，性能提升主要包括信道估计、无线资源管理和调度，降低开销主要包括波束管理、降参考信号（Reference Signal, RS）开销、降信道状态信息（Channel State Information, CSI）开销，其它则主要包括智能超表面（Reconfigurable Intelligent Surface, RIS）感知以及感知辅助人工智能（Artificial Intelligence, AI）建模和优化等。基于以上内容，本文进一步指出了当前环境感知辅助通信技术发展的标准化前景以及面临的一些挑战，为后续研究提供参考。

关键词

通信感知一体化，环境感知辅助通信，性能提升，开销降低，人工智能

1 引言

通信感知一体化 (Integrated Sensing and Communication, ISAC) 是第六代 (Sixth Generation, 6G) 通信的重要场景之一, 最新于 2023 年 6 月举行的 ITU WP5D 第 44 次会议所完成的 6G 纲领性文件《IMT 面向 2030 及未来发展的框架和总体目标建议书》中, 将感知与通信融合作为了 6G 六大场景之一 [1]。ISAC 具体是指通过在同一系统中共用软硬件资源, 同时提供高质量通信和高精度感知功能, 降低成本并提升系统性能, 其中通信功能是指传统的传输数据信息等, 感知功能则包括测距、测速、测角、成像、检测等 [2]。通过在时域、频域、空域上的融合 [3], 感知和通信逐渐从共存、协作走向完全一体化, 真正实现整体系统性能的提升, 并为 6G 的产业升级提供许多潜在的应用。在 ISAC 领域, 利用环境感知辅助通信、以及利用通信辅助感知, 都是进一步提升系统利用效率的热点研究方向。其中, 利用环境感知得到的多维度、多层次的信息辅助通信, 是立足于通信本身, 通过感知为未来通信的发展进行进一步赋能与升级, 而非仅停留在同一系统中同时存在感知和通信功能, 是通信感知一体化深度融合后的更深层次的发展。

近年来, 各国学者和产业界在环境感知辅助通信方面也进行了一定的研究, 但受限于 ISAC 本身的研究进展, 该方向总体上还处于起步阶段。IMT2030 工作组中将未来通

信网络中的环境感知辅助通信用例主要分为四类, 分别是辅助发送端配置、辅助接收端算法、辅助智能调度以及辅助自组网 [2]; 欧洲的 6G Flagship 提出通过感知收集障碍物和反射器的信息用于辅助通信波束追踪, 以节省通信波束搜索区间, 降低通信时延 [4]; 文献 [5] 中提出了基于无线感知辅助毫米波多输入多输出 (Multi-Input Multi-Output, MIMO) 进行波束管理、利用环境电磁感知来实现智能超表面 (Reconfigurable Intelligent Surface, RIS) 参与的干扰调整及遮挡物避让、利用电磁环境地图赋能无线物理层保密通信; 文献 [6] 中提出了利用感知辅助通信性能提升, 具体包括辅助通信无线资源动态分配、信道估计/检测算法选择、参考信号时域密度动态调整、节点选择等。但这些文献大都仅仅罗列出一些可行的方向, 并未梳理出非常明确的分类; 并且, 这些方向也缺乏具体可行的方案用于验证它们的可行性。基于这两点, 本文对环境感知辅助通信进行了较为全面的用例梳理和分类, 并提出了各个用例对应的具体技术方案, 从而清晰地展示了当前的技术进展, 为后续研究提供比较明确的指向。

从现有的一些环境感知辅助通信用例来看, 本文将其分为了三个方面, 即性能提升、开销降低和其他, 第 2 节、第 3 节和第 4 节依次对这三方面的定义、用例及一些具体方案进行了介绍。第 5 节指出了环境感知辅助通信的标准化前景以及面临的一些挑战。结语是对全文的总结。

表 1 环境感知辅助通信的用例概述

用例	内容	优势	成熟度
发送端配置	根据感知信息调整参考信号 / 数据信号的参数集选择 / 配置 [2, 6]	降资源消耗、降时延、提升频谱利用率	√√
	根据感知到的终端位置直接进行波束训练和跟踪 [2, 5, 6]	降开销、降时延	√√√√
	根据感知到的障碍物、反射器、智能超表面的位置进行遮挡物避让、波束调整、以及干扰调整 [4, 5]	提升系统性能	√√
	利用感知构建环境地图用于保密通信 [5]	提高通信安全性	√
接收端算法选择	根据感知信息调整接收端信道估计、均衡、波束管理等算法选择、参数配置、算法优化等 [2, 6]	降时延、提高系统可靠性	√√√
智能调度	根据感知信息, 结合通信信息, 获取环境、用户、网络、终端的属性、状态等, 灵活管理和调度无线频谱资源、网络计算资源、切片等 [2, 6]	提高网络资源利用率、节能	√
自组网	根据感知环境的属性和状态变化进行自组网无线通信的灵活组网 [2]	提升网络性能	√
设备节能	根据感知信息调整通信传输配置和选择 [2]	节能	√

2 环境感知辅助通信性能提升

环境感知辅助通信性能提升是指利用环境感知获得的感知数据，辅助提升通信系统容量、频谱效率、以及缩短通信时延等。具体包括感知辅助通信信道估计、无线资源管理和调度等方面，目前研究较多的是感知辅助通信信道估计。

2.1 信道估计

尽管感知和通信的信道模式不一定相同，如感知具备主动感知和被动感知两种模式，通信则始终是单程的，但两者共用环境中的部分或全部散射体，因此感知获取的信道状态信息在一定程度上是能反应通信信道状态的。如文献 [6] 提出了一种结合前向散射和后向散射的通感一体化信道模型，并通过仿真得出利用感知得到的信道状态特征如时延扩展、多普勒扩展、角度扩展等与通信得到的信道状态特征基本一致。通感信道间的相关性，是感知辅助通信信道估计的基础。

感知辅助通信信道估计具体是指利用感知到的环境及终端的位置、姿态等信息，结合通信信息，获得更丰富的信道信息，从而得到对信道环境更精准的估计，便于后续信号处理，提高信号的还原率。

文献 [8] 提出了一种两阶段联合导频优化、目标检测和信道估计方案，利用感知获得的目标信息，结合上行的信道估计，使用稀疏贝叶斯算法，在保证目标检测率的前提下实现了高效的导频优化以及信道估计。

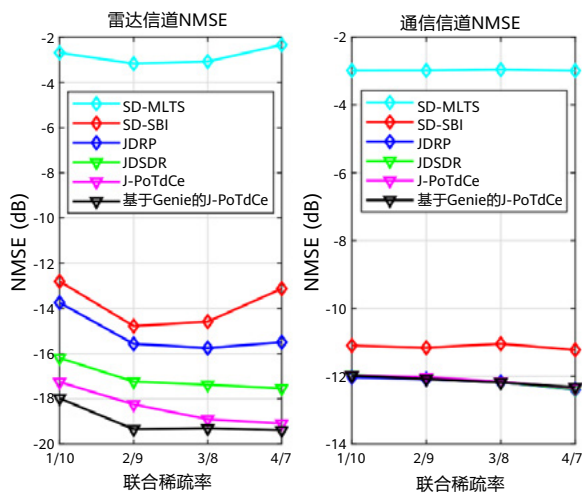


图 1 信道估计 NMSE[8]

文献 [9] 提出利用下行感知的回波信息进行正交时频空 (Orthogonal Time Frequency Space, OTFS) 信道估计，节省导频开销，并且该方法随感知信噪比的升高，能以显著降低的复杂度逼近最大似然估计性能 (理论 upper)。

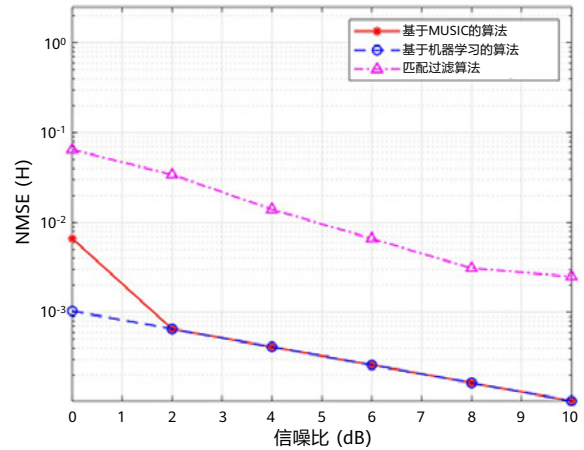


图 2 感知辅助的 OTFS 信道估计 NMSE[9]

文献 [10] 提出了利用感知到的散射体的位置减少稀疏信道的信道估计的搜索空间，以解决较高的计算复杂度、由噪声/阵列响应中的硬件导致的误差和离网的不稳定性等问题，最终在有限的测量下提高估计性能。

此外，也可利用感知回波可以获得信道环境状态以及环境中反射较强的主径数量，辅助通信接收端更精确地选择接收端信道估计算法 [2, 11]。与文献 [8-10] 不同的是，它侧重于不同场景下自适应信道估计算法的选择，而非提供更多的信息参与信道估计本身，但这些方案都有利于最终通信信道估计性能的提升。

2.2 无线资源管理和调度

利用感知还可辅助通信的无线资源管理和调度。终端用户的位置信息对通信的无线资源管理和调度具有非常重要的作用，利用它可以有效提升通信系统的性能，如文献 [12] 提出利用位置信息辅助毫米波自适应信道估计和波束赋形，从而实现车联网节点间的超快初始接入，最终发现位置信息可以显著加快初始访问速度；文献 [13] 指出利用位置信息有助于了解当前信道状态，辅助多用户调度，从而实现原始信息成功解码，最终在下行车与基础设施连接 (Vehicle-to-Infrastructure, V2I) 系统中有效提升吞吐量和下行通信速率。在通感一体化系统中，结合大规模 MIMO 技术，能实现对终端位置的精确感知，从而用于辅助通信。

感知辅助通信进行无线资源管理，可体现为根据感知到的用户位置和速度提前进行切换准备，提高切换成功率；也可根据感知到的人群、车辆、室内设备等的位置和/或速度，预测通信节点的时频资源需求与消耗，实现时频资源预配，加快时频资源部署速度，如根据感知到的人群加大覆盖该人群的基站的无线资源。感知辅助通信进行无线资源调度，可

体现为根据感知到的用户位置判断主用户和邻近干扰用户，据此进行用户资源分配，抑制干扰等。文献[14]提出了利用感知到的用户和环境的实时属性和状态，快速实现频谱资源、网络计算资源、时频空域的资源管理、调度及决策。文献[15]提出了用感知获得的物体特征如无人机位置（距离、速度、角度）、机翼类型等作为物理身份，结合通信中无人机使用的 IP/MAC 等数字身份，共同构成双身份映射，实现紧急警报延迟比传统基于反馈的方案平均减少了 66.54%，检测精度平均比基于传统移动性的方案高 31.55%，有效地避免了窃听用户对目标用户的干扰。

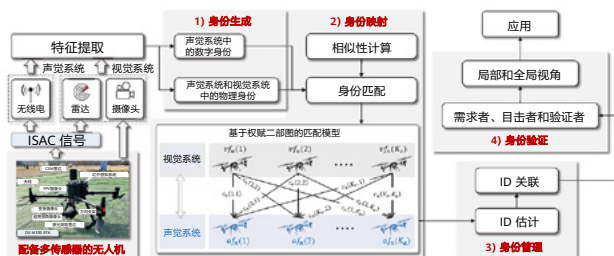


图 3 通感一体化使能的双重身份验证方案框架，主要由身份生成、身份映射、身份管理、身份验证四部分构成 [15]

3 环境感知辅助通信开销降低

环境感知辅助通信开销降低是指利用环境感知获得的感知数据、分析得到通信系统所需要的信息，从而降低通信系统中获得该对应信息所支付的无线资源开销，或者通过感知获取环境的信息，合理调整通信策略，从而避免无线资源的浪费。具体包括感知辅助通信波束管理、降参考信号（Reference Signal, RS）开销、降信道状态信息（Channel State Information, CSI）开销等，目前研究最多的是感知辅助通信波束管理。

3.1 波束管理

近年来，感知辅助通信的波束管理得到了广泛的研究，通过雷达感知进行终端定位获得波束方向进行波束对准，能有效降低波束管理开销。文献[16]提出了一种利用位置信息和“多径指纹”进行波束对准的策略，其中“多径指纹”是与位置高度相关联的多径信道的特征，当终端需要定位自己的时候，通过射频信道测量获取当前位置的“多径指纹”信息，并且与指纹数据库中指纹信息进行比对，最终输出当前位置的信息。文中提出了 A 和 B 两种不同的指纹类型，A 指纹可以捕捉波束对的相关性，可以配合最小化失准概率的波束选择方法；B 指纹用于存储平均接收功率，可以进行波束的功率的排列，配合启发式算法进行波束选择。在不同的场景可以选择最佳的策略，降低波束管理的开销。

车联网场景下的波束管理是环境感知辅助通信的一个重要用例，通过使用雷达回波的感知信息配置 V2I 链路，降低通信波束跟踪开销。文献[17]提出了一种雷达感知辅助预测 V2I 中的波束形成的设计方法，以部署在道路上的通感一体化路侧单元（Road Side Unit, RSU）为媒介，提出了一种建立在计算回波和车辆状态上的扩展卡尔曼滤波架构，跟踪和预测车辆的运动参数，同时在保证通信质量的同时，使用了一种基于优化功率分配的方案，进一步降低多个车辆的跟踪误差。这种雷达和通信一体的波束成形设计方案优于仅基于通信反馈的波束成形设计方案，可以大幅降低通信波束的跟踪开销。

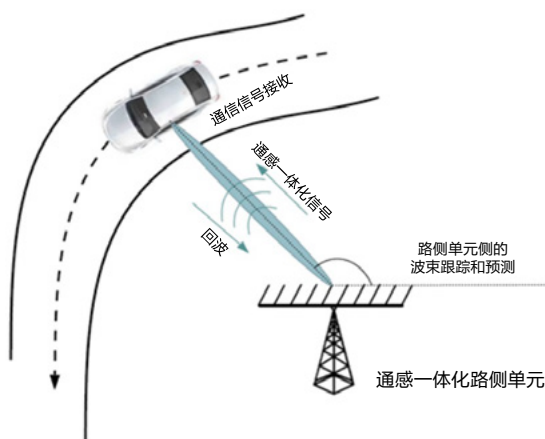


图 4 雷达辅助车联网通信 [18]

文献[19]提出了一种雷达辅助毫米波通信的系统，这是通感一体化系统的雏形，已经可以通过雷达感知实现波束管理，降低通信开销。在该系统中，感知和通信采用不同的波形，并且可以将雷达和通信分配在不同频段工作，因此雷达和通信系统之间的干扰非常弱。通过基于压缩感知的定位方法进行无线感知，使用感知得到的角度和位置信息，通信系统中的信道估计和反馈链路可以省去。在雷达的辅助下，信道估计、扇区和波束选择的开销都可以减低。

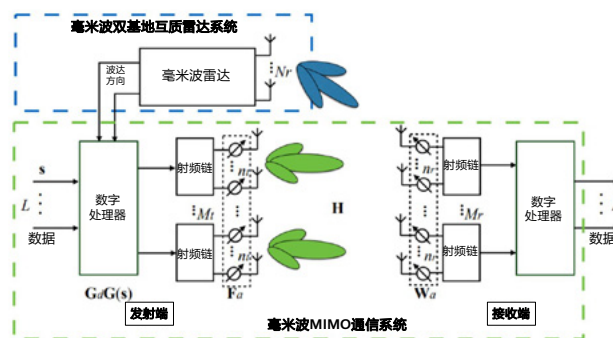


图 5 雷达辅助毫米波通信系统框图 [19]

除了上述方法，还可以使用波束扫描的方法实现雷达感知遮挡物，减少部分方向的波束扫描，降低波束管理开销。根据文献 [20]，使用雷达获取的角度信息用于波束训练或波束赋型，可以通过探测链路中的阻塞障碍提前进行预切换规避无视距传输。

尽管环境感知辅助通信波束管理这一用例看起来前景明朗，但仍面临诸多潜在问题。下面具体介绍其中的一些典型问题及潜在解决方案。

首先是利用感知到的终端位置直接配置通信波束，而无需波束扫描过程，降低通信波束管理开销，这是目前普遍提及的优势之一。但感知获取终端位置也需要扫描，即感知波束扫描代替了原通信波束扫描，因此单次的感知辅助通信波束管理并未节省整体系统的波束管理开销。此时可从较长的时间维度上看，基于感知的预测和跟踪功能，以及感知获得的环境信息，节省未来若干时刻的通信波束管理开销。

其次，利用主动感知或被动感知往往只能获得一侧的通信波束选择，如基站主动感知可以获得基站对终端的下行最优波束，但终端本身的最优接收波束无法获得。此时终端可采用传统通信波束扫描的方式在基站主动感知时进行接收扫描，或者通过多天线的测角的方法获得基站来波方向，从而获取最优接收波束。特别地，此时基站和终端是通过两个相对独立的过程获得各自的最优波束，基站的波束选择无需再通过终端反馈，因此省去传统通信波束扫描中的反馈开销。

最后，当前研究中往往假设环境中仅存在通信的对象如终端，感知到的物体信息就是通信对象的位置等信息，但这是不符合实际情况的，如何区分环境中的无源物体及通信终端是当前面临的重要问题。前文中使用位置等物理身份和设备 IP 的双重身份验证 [15] 是一个有效的解决方案；另外，物流、交通领域常用的射频识别技术（Radio Frequency Identification, RFID）也能为该问题的解决提供参考，如通过感知对象上是否有特定的标签区分环境中的物体和通信设备。

此外，在感知辅助通信的过程中，波束干扰抑制是波束管理中不可避免的问题，根据文献 [20]，可以使用相位编码的 MIMO 雷达系统进行波束成形和干扰抑制，削弱通信信号对感知信号的干扰，降低额外的开销。

3.2 降低 RS 和 CSI 开销

RS 在信道均衡和估计起到了重要的作用，不同的场景中对 RS 的密度需求也不同，在通信需求较低的场景下，可能会出现导频的浪费。此时，感知辅助通信参考信号开销降低可体现为，根据感知到的环境变化配置导频密度，在通信相干时间内，环境变化较快时增大导频密度，环境为准静

态时导频密度降低，环境无变化时甚至可以无导频。因此需结合具体场景分析感知辅助降低通信参考信号开销的策略。如在智慧交通场景中，以某段道路为目标区域如城市中心的十字路口，以覆盖该道路路段的基站或路侧单元作为感知设备，检测道路交通情况。车流量大时，对于通信需求较大，配置更多的导频信号，车流量相对较少时，可以减少导频信号的配置，降低开销。

与信道估计类似，感知信息也可结合通信信息一起优化导频的设计，如文献 [8] 利用感知获得的角度信息、感知/通信信道作为先验，基于优化-最小化方法对导频进行高效优化，在算法复杂度与传统算法基本一致的情况下，提升了整体系统的性能。

根据应用位置的不同，CSI 可分为发射机侧 CSI 和接收机侧 CSI。通常，前者比后者的意义要大，这是因为发端可根据该侧的 CSI，采用功率分配、波束赋形、天线选择等手段提前补偿传输过程的衰减，从而完成数据高速可靠的传输。在通感一体化系统中，利用主动感知也可获得 CSI，如将感知到的距离、速度、角度等信息转换为相应的时延扩展、多普勒扩展、角度扩展从而可以替代传统通信的 CSI 反馈，进而节省相应的开销。如文献 [18] 利用信号回波代替频繁的信道反馈，降低了信道量化误差和反复开销，并提升了信道获取精度。感知辅助通信降低 CSI 开销也可表现为，根据感知到的小区环境配置调制和编码（Modulation and Coding Scheme, MCS）等级及信道质量指示（Channel Quality Indication, CQI）反馈数、CQI 反馈周期，环境变化慢的小区可以使用更少的 MCS 等级或更长的 CQI 反馈周期，降低反馈开销。

4 感知辅助通信的其他方面

利用环境感知还可辅助通信系统的其他方面包括 RIS 感知、人工智能（Artificial Intelligence, AI）建模及优化、功率控制等。其中 RIS 感知和 AI 建模及优化在目前被较多提及，下文会具体阐述。感知辅助通信功率控制则可体现为感知获取环境中的通信用户数量或状态，利用该信息优化多用户功率分配策略，或根据优先级对特殊用户进行功率分配，满足通信不同业务的需求。

4.1 RIS 感知

RIS 具有低成本、低能耗、易部署等独特优势，是目前大规模天线的关键技术之一。

RIS 不仅可以直接通过联合优化反射系数直接提升通信性能，从感知辅助通信的角度，RIS 还可以作为无线中继传感器灵活操控信道环境，提供非视距（Non-Line-of-Sight,

NLOS) 感知功能, 将雷达无法利用的非视距自由度加以利用, 同时提供额外的感知路径, 提升感知覆盖范围并增强感知稳健性 [21], 进而运用高精度的感知信息提取信道信息, 辅助通信决策, 降低开销。

通信感知一体化系统中引入 RIS 可以提升系统资源动态调度的灵活性。在波束管理中, 可以实现通信波束与感知波束的分离, 从而使系统更好地服务通信目标与感知目标。通过 RIS 对环境进行感知监测, 在通信需求较大的场景下, 可以通过对 RIS 单元的模式进行切换, 使一体化系统分配更多的通信波束, 提升通信性能 [22]。

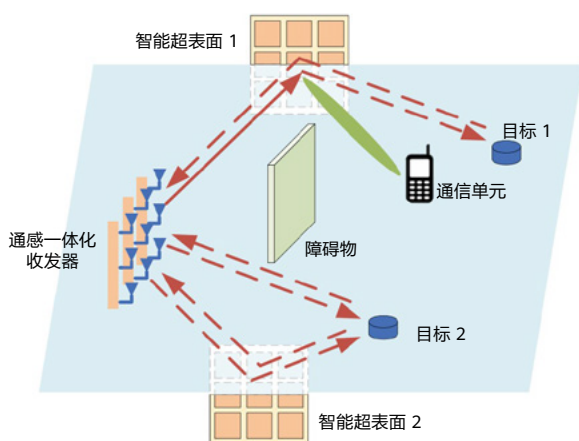


图6 雷达辅助毫米波通信系统框图 [19]

此外, 当通信质量不理想时, 利用感知获取环境中 RIS 的位置, 通过选择合适的 RIS, 可获得通信质量相对较好的通信 NLOS 径, 或者基于有源 RIS 对通信信号进行进一步增强, 从而保证通信质量。

4.2 AI 建模及优化

随着通信系统的不断升级和功能的不断扩展, 相应的数据量也呈现了爆发式的增长, 促使以机器学习为主的人工智能技术进入快速发展的阶段。人工智能技术目前已经融入了通信的各个阶段, 如物理层、链路层、网络上层等, 在通感一体化系统中使用该技术, 感知信息能为 AI 模型的建立和优化提供更多的数据源, 从而获得更准确的模型, 辅助通信做出更优的决策。例如, 在车联网场景下, 用人工智能与边缘计算技术对感知数据进行处理, 可以提升通信性能, 促进通感融合, 实现通感算一体化。

从感知辅助通信的角度分析, 可以通过人工智能算法, 对感知的数据进行优化处理, 实现高精度的感知效果, 然后将优化后的感知信息数据转化为适用于通信的数据, 提升通信性能。文献 [23] 在室内对目标进行感知, 使用四种不同

的优化算法对感知数据进行分割, 对环境进行高精度重构, 并且通过跟踪反射面之间的传播关系, 可以精确预估出通信的信道。

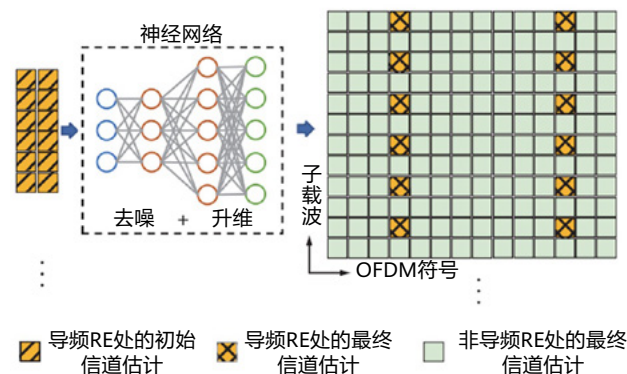


图7 雷达辅助毫米波通信系统框图 [19]

在信道估计中, 虽然可以使用 AI 技术提升准确度, 但同时 AI 对于信道估计的泛化性能较差, 非常依赖数据的有效性, 环境的变换会引起估计性能的下降。文献 [24] 提出了将迁移学习、联合训练、以及模型无关的元学习三者联合的方案应用于基于 AI 的信道估计, 提高模型的泛化能力。将 AI 应用到 ISAC 系统中进行信道估计时, 为了应对泛化问题, 可以通过提升感知性能获得更加准确的感知数据, 或者使用性能更好的 AI 训练和学习方案获得更加准确的信道估计, 最终提升通信的性能。

此外, 还可以将 AI 技术应用到 RIS 中, RIS 辅助的 ISAC 系统设计中, 需要优化的 RIS 反射系数一般较多且为离散值, 可以运用 AI 算法代替传统的优化算法, 降低系统的复杂度 [25]。

5 标准化前景与技术挑战

环境感知辅助通信作为通感一体化系统发展的应用之一, 能更进一步提升整体系统的效率, 促进一体化系统真正实现“网络互惠”, 但受限于通感一体化系统本身的发展, 目前标准化前景尚不明朗, 并且技术上也存在着诸多挑战。

5.1 标准化前景

环境感知辅助通信在 6G 标准化的潜在发展也取决于 ISAC 在 6G 标准化方面的进展。目前国内外各个组织以及产业界都在积极推进 ISAC 的标准化进程 [2], 如国际上, 3GPP 于 2022 年 5 月在 SA1 阶段进行了《Study on Integrated Sensing and Communication》课题立项, 而国内, IMT2030 在 2022 年 4 月成立了包括通感在内的测试组,

各个运营商、诸多厂家都在积极参与面向未来 6G 通感融合的信道建模、评估指标以及样机测试等多方面的工作。总的来看，ISAC 的标准化是一种趋势，而处于 ISAC 系统三阶段中第二阶段的环境感知辅助通信，可能也是未来 ISAC 标准化的重要构成之一。

要实现环境感知辅助通信的标准化，一方面需要积极推进 ISAC 标准化的进程；另一方面，需要充分发掘环境感知辅助通信在各种工业和商业上的场景需求和潜在优势，例如 6G+ 工业互联网中，使用感知定位机器人的移动轨迹辅助通信对它的指挥调度等，不断推进环境感知辅助通信的技术进步，最终推进环境感知辅助通信的标准化进程。

5.2 技术挑战

环境感知辅助通信存在的技术挑战主要包括性能权衡、组网设计和性能度量三个方面。

5.2.1 性能权衡

在 ISAC 系统中，受限于有限的平台资源如频谱资源，平台设备等，在感知辅助通信的过程中，如何分配资源需要结合具体的性能指标考虑，这是由于通信和感知的本身目的不同，在不借助外部辅助如 RIS、AI 的情况下，通信和感知的性能通常会呈现此消彼长的关系 [26]。在感知辅助通信的过程中，如果调度较多资源进行感知，则分配给通信的资源会被压缩，最终通信的性能可能很难得到显著的提升。因此，需要在有限的资源情况下，确定 ISAC 的性能边界，做出感知性能和通信性能的折中，从而辅助资源调度，实现不同场景下最优的解决方案 [21]。当然，融合现有的激光雷达、传感器、摄像头等其他多源感知信息辅助通信也是解决该问题的一个方向，它能提供更丰富的信息并减轻 ISAC 中无线感知的负担，但无线感知与其他多源数据融合会存在特征稀疏、复杂度高、实时性能差等问题，需要建立更适合 ISAC 多源信息融合的框架，并设计性能更好的算法如机器学习 (Machine Learning, ML) 算法等 [25]。

此外，通信和感知对空间资源的利用也存在着区别，通信可以在 NLOS [28] 和视距 (Line-of-Sight, LOS) 信道进行，而感知的空间自由度来自多个 LOS 分量 [18]，感知在辅助通信的过程中，需要考虑到空间自由度的问题，使用 RIS 技术可以在一定程度上解决这个问题。

5.2.2 组网设计

感知辅助通信的过程中，组网设计也是一个需要考虑的问题。如何利用回波中的感知信息等来有效预测流量使

用情况进行通信资源调度以及合理部署无人机、智能反射面等节点，有效提升通信性能等是系统组网中需要考虑的问题 [29]。此外，还需要额外考虑通信功能和感知功能自干扰和交叉干扰问题。传统的雷达系统没有组网功能，设备间的干扰需要依靠设备自身的抗干扰能力抑制 [30]，可以采用协同波束成形和跟踪的方法解决干扰的问题。

5.2.3 性能度量

通信系统的信道容量受限于香农极限 [31]，雷达系统的性能受限于克拉美罗界 (Cramér-Rao Lower Bound, CRLB) [32]，对于感知辅助通信的性能评估，需要合理有效的度量手段，在保证感知的可靠性、感知精度、感知范围等感知指标达到预期的前提下，对通信的性能进行评估，才能获得具有实际应用意义的性能指标。在未来如果能建立起完善的通信感知一体化的度量体系，有助于准确评估感知辅助通信的效果，可以利用数学方法，结合 AI 技术，探究一体化系统可达到的性能边界，为通感一体化系统的实现提供一个通用的分析框架和评价体系，明确系统设计目标 [20]。

6 结语

本文主要介绍了 ISAC 系统深度融合后更深层次的典型应用之一，环境感知辅助通信。首先分析了环境感知辅助通信研究的必要性。接着对环境感知辅助通信的三个方面的性能提升、开销降低和其他的定义、用例及一些具体方案进行了详细介绍，可看出环境感知辅助通信信道估计和波束管理在现阶段具备较强的可行性。最后，对环境感知辅助通信的标准化前景以及在性能权衡、组网设计、性能度量等方面面临的挑战进行了阐述和分析。目前环境感知辅助通信的研究仍处于起步阶段，通过对它的关键技术和应用场景的不断探索，能提高通感一体化系统的整体性能效率，并为 6G 的产业升级提供许多潜在的应用。

致谢

本论文受湖北省科技创新人才及服务专项科技服务人才类项目“面向下一代移动通信系统 (6G) 的关键技术研究” (项目号: 2022EJD016) 资助。

参考文献

- [1] ITU-R, DRAFT NEW RECOMMENDATION, "Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2030 and beyond," June 2023.
- [2] IMT-2030(6G) 推进组. 通信感知一体化技术研究报告 [R]. 2022 年 11 月.
- [3] J. Yu, J. Ding, J. Zhang, *et al.*, "Broadband photon-assisted terahertz communication and sensing[J]," *Journal of Lightwave Technology*, 2023, 41(11):3332–3349.
- [4] "6G white paper on localization and sensing[R]," 6G-Flagship, 2020.
- [5] "ICDT 融合 的 6G 网 络 2.0[R]," Future Mobile Communication Forum, 2022.
- [6] 索士强, 许盛浩, 曾婷等. 面向 6G 的通感空口融合无线电接入网方案 [J]. 电信科学, 2022, 38(9):6.
- [7] R. Yang, C. Wang, J. Huang, *et al.*, "A novel 6G ISAC channel model combining forward and backward scattering[J]," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023.
- [8] Z. Huang, K. Wang, A. Liu, *et al.*, "Joint pilot optimization, target detection and channel estimation for integrated sensing and communication systems[J]," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(12):10351–10365.
- [9] W. Wang, Z. Fei, S. Wang, *et al.*, "Sensing assisted communication system design based on OTFS waveforms[J]," *IEEE Wireless Communications Letters*, 2023:1–5.
- [10] L. Xie, S. Song, Y. Eldar, *et al.*, "Collaborative sensing in perceptive mobile networks: opportunities and challenges[J]," *IEEE Wireless Communications*, 2023:16–23.
- [11] 杨晶. 不同信道环境下的 OFDM 最优信道估计算法 [D]. 哈尔滨工业大学, 2023.
- [12] N. Garcia, H. Wymeersch, E. Ström, *et al.*, "Location-aided mm-Wave channel estimation for vehicular communication[C]," 2016 IEEE 17th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), Edinburgh, England, 3–6 July, 2016.
- [13] Z. Li, S. Yang, and T. Clessienne, "Exploiting location information to enhance throughput in downlink V2I systems[C]," IEEE Global Communications Conference, 2019.
- [14] 胡田钰, 李玲香, 陈智等. 感知辅助的太赫兹无线通信技术 [J]. 邮电设计技术, 2021(12):5.
- [15] Y. Cui, Z. Feng, Q. Zhang, *et al.*, "Toward trusted and swift UAV communication: ISAC-enabled dual identity mapping[J]," *IEEE Wireless Communications*, 2023:58–66.
- [16] V. Va, J. Choi, T. Shimizu, *et al.*, "Inverse multipath fingerprinting for millimeter wave V2I beam alignment[J]," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 67(5):4042–4058.
- [17] F. Liu, W. Yuan, C. Masouros, *et al.*, "Radar-assisted predictive beamforming for vehicular links: Communication served by sensing[J]," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(11):7704–7719.
- [18] F. Liu, Y. Cui, C. Masouros, *et al.*, "Integrated sensing and communications: Toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond[J]," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(6):1728–1767.
- [19] Z. Chen, Z. Cao, X. He, *et al.*, "DoA and DoD estimation and hybrid beamforming for radar-aided mmwave MIMO vehicular communication systems[J]," *Electronics*, 2018, 7(3):40.
- [20] 彭木根, 刘喜庆, 刘子乐等. 6G 通信感知一体化理论与技术 [J]. 控制与决策, 2023, 38(01):22–38.
- [21] 张若愚, 袁伟杰, 崔原豪等. 面向 6G 的大规模 MIMO 通信感知一体化: 现状与展望 [J]. 移动通信, 2022, 46(06):17–23.
- [22] 夏方昊, 王新奕, 郑重. 智能超表面辅助通信感知一体化 [J]. 中兴通讯技术, 2022, 28(03):58–62.
- [23] 何佳, 周知, 李先进等. 面向 6G 的通信感知一体化: 基于无线电波的感知与感知辅助通信 [J]. 信息通信技术与政策, 2022(09):9–17.

- [24] 孙布勒, 杨昂, 孙鹏等. 基于 AI 的信道估计的泛化性能提升方法 [J]. 无线电通信技术, 2022, 48(04):652-657.
- [25] 刘让, 罗泓昊, 李明. 智能超表面在通信感知一体化系统中的应用 [J]. 中兴通讯技术, 2022, 28(03):53-57, 69.
- [26] X. Yuan, Z. Feng, J. Zhang, *et al.*, "Spatio-temporal power optimization for MIMO joint communication and radio sensing systems with training overhead[J]," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(1):514-528.
- [27] J. Xue, D. Wang, S. Du, *et al.*, "A vision-centered multi-sensor fusing approach to self-localization and obstacle perception for robotic cars[J]," *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2017, 18(1):122-138.
- [28] 袁驰, 黄波. UWB 定位中基于 XGBoost 的 NLOS 识别方法 [J]. 移动通信, 2023, 47(05):83-89.
- [29] 潘成康. 通信感知一体化技术思考 [J]. 中兴通讯技术, 2022, 28(05):53-56.
- [30] 南犀, 姚如贵, 樊晔等. NOMA 体制下通信感知一体化干扰消除算法 [J]. 信号处理, 2023, 39(06):986-995.
- [31] 刘亚文, 马文博, 杜子芳. 统一精度指标及与香农定理的联系 [J]. 系统科学与数学, 2022, 42(01):64-71.
- [32] 徐大专, 陈月, 陈越帅等. 多载波雷达系统的信息量及克拉美罗界 [J]. 数据采集与处理, 2020, 35(06):1011-1021.



无线蜂窝网络中的环境感知： 模型、架构与方法

童欣，郭康，邢子青，杨照辉，张朝阳
浙江大学 信息与电子工程学院

摘要

通信感知一体化（简称“通感一体化”）技术已成为未来无线通信系统技术中的研究热点之一，可以在已有无线通信架构的基础上实现环境信息感知。本文分析讨论了在无线蜂窝网络中，环境感知系统设计的关键问题。首先，为了实现精准的环境感知，分析了面向环境感知的无线信道建模方法，充分考虑环境中物体对无线信道的影响，建立适应于环境感知的确定性信道模型。其次，进一步提出了无线环境感知系统架构和设计方法，包括多视角感知系统架构以及基于压缩感知理论的三维环境重构和基于毫米波雷达的移动目标/静止目标检测两类感知方法，总结了两类感知方法的优缺点。最后，我们在毫米波通信硬件开发平台上测试了所设计的环境感知算法，初步验证了所提出的通感一体化系统的可行性。

关键词

通信感知一体化，压缩感知，毫米波感知，蜂窝网络

1 引言

随着无线通信行业的快速发展，考虑到快速增多的连接设备和服务，越发繁多的无线移动通信的应用场景，无线通信信号的传播环境日益复杂 [1]。毫米波具有高带宽，高可靠性和高集成性的优势。同时由于毫米波具有波长短的特性，相较于 sub-6GHz 频段，天线间距得到大幅缩短，布置大规模天线阵列成为了可能。在现实中，随着无线通信基站越发密集地部署，并且接收方和发送方具有相比以前更加强大的计算能力和物理性能，我们的信息处理能力有了大幅提高，通信设备具有强大的处理能力完成更多的任务。通感一体化系统可以同时提供传统的通信服务和环境感知服务，例如手势识别、目标跟踪和三维环境重建等。许多重要应用场景中都需要高精度的环境感知服务，例如智能家居、自动驾驶技术和无人机定位技术。因此，需要联合设计感知和通信系统，使它们可以共享相同的频段和硬件，以提高频谱效率并降低硬件成本。与此同时，环境感知也是预测信道和辅助通信的重要手段。

如何将环境感知的功能集成到成熟的通信系统架构中是首要面临的问题。相比在协作的收发机之间进行的通信过程，雷达系统向未知的目标发送探测信号，并分离出目标回波中包含的环境信息。但是在某种程度上，雷达和通信系统又有相似之处，通信过程中获得的信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 通常包含一定的环境知识。同样，环境感知结果也有助于提高信道估计的准确性，增强通信性能。这为通信系统在实现通信过程的同时实现环境感知提供了思路 [2]。随着无线网络以更高的频率和更宽的带宽运行，更密集的基站和更多的天线的部署，通信系统中长期被忽视的源于电磁波传播本质的感知能力更加值得探索。雷达和通信两个领域所采用的信号处理原理也逐渐趋同。正如 [3] 中所设想的那样，通感一体化技术应运而生。

要联合实现通信和感知的功能，除了系统架构设计问题之外，还有两个由环境带来的主要挑战需要解决。其中一个挑战在于环境可能存在的大量的未知变量，包括目标物体的未知、速度、电磁特性等，甚至比统计信道模型中包含的变量还要多，处理环境信息的高维检测问题对通感一体化系统的资源分配和计算能力提出了更高的要求。因此，我们考虑利用目标环境本身通常具有的稀疏性来求解环境信息。例如在蜂窝通信网络中，建筑物稀疏地分布在无线网络覆盖范围内，而在室内场景中，家具等物品稀疏地分布在整个房间内。事实上，无论是在传统通信还是传统感知领域，压缩感知 [4] 框架下充分利用了各种变量的稀疏性，实现了更好、更低复杂度的解决方案。在计算成像的领域中，利用环境中物体或散射体的固有稀疏性是有效检测的关键。此类问题通常根据压缩感知理论建模为基于像素划分的稀疏信号恢复问题，并通过广泛使用的压缩感知重构算法解决，如稀疏贝

叶斯学习 (Sparse Bayesian Learning, SBL) [5]、正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) [6] 和广义近似消息传递 (Generalized Approximate Message Passing, GAMP) [7] 等。另一个挑战是电磁波复杂的传播特性带来的。在无线通信场景中，环境中目标之间的遮挡效应会阻挡电磁波的传播，导致某些区域对于某一特定信号收发机来说是不可见的。因此在感知环境时，每个收发机只能代表环境的部分视角。通常很难区分环境的哪一部分影响了接收信号。此外，电磁传播的其他特性，如反射、散射、衍射等，导致观测到的物体的电磁特性与未知的周围环境和电磁波的照射耦合在一起。

因此，为了解决上述无线蜂窝网络中环境感知系统设计问题，本文逐步讨论分析了系统设计中的关键技术：首先讨论了面向环境感知的无线信道建模方法，给出了应当设计何种更加适合环境感知的无线信道建模方式。其次提出了无线环境感知系统设计方法，包括基于压缩感知理论的三维环境重构方法和基于毫米波雷达的移动目标和静止目标检测方法，总结对比了两种方法的优缺点。最后我们将所设计的环境感知算法在硬件开发平台上进行验证。

2 面向环境感知的无线信道建模

在无线通信系统中实现环境感知需要充分利用环境中的无线电信号，如 WiFi 信号或蜂窝网络信号等，基于现有的通信过程、通信网络、通信设备、通信信号等实现通感一体化。在目前现有的通信架构中，CSI 由于其包含丰富的环境信息，具有较大的利用价值。CSI 产生于信道估计过程，信道估计是为了克服信道随机衰落而必须定期进行的重要步骤，因此无需对现有通信系统做出硬件和软件上的重大调整，可在正常的通信过程中获得 CSI 数据，并设计算法实现对环境目标的感知 [8-10]。在设计基于 CSI 的环境感知算法时，如何设计一种可以准确刻画环境信息与 CSI 之间的关系的信息模型至关重要。传统的信道模型一般基于信道的统计特征，例如 [11] 中用测量得到的功率 - 延迟特性和功率 - 角度特性来描述 60GHz 室内信道。目前，射线追踪等确定性建模方法已在研究中被应用于通信信道仿真，以产生大量可靠的信道数据，服务于无线人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 任务。但是目前毫米波感知相关工作中的电磁传播模型还比较理想化，不能精确的反映出环境中物体对无线信道的影响，需要进一步发掘毫米波传播过程与环境中目标物体之间的关系，并设计相应的环境感知算法。

相比于 sub-6GHz 电磁波，毫米波的自由路径损耗和穿墙损耗更大，边缘绕射更加困难，具有明显的遮挡效应。另外，毫米波在粗糙度和波长可比的表面容易发生散射，这部分信号能量不再和过去那样能够被忽视 [12]。因此，在进

行感知算法设计之前，需要对毫米波的传播特性进行研究，建立毫米波信道的数学模型。我们考虑一种启发于物体光学特性的毫米波反射和散射的建模方式来刻画环境中散射体表面的电磁特性如图 1 所示，其中毫米波信道主要由反射径(红实线)和散射径(绿虚线)构成。基于以上的建模方式，我们提出一种改进的射线追踪法 [13]，如图 2 所示。射线追踪是一种信号传播建模工具，可提供路径损耗、到达角、离去角和时延的估计。射线追踪算法的实现方式有镜像法和发射碰撞射线法。镜像法是通过计算发射源的镜像点来实现反射路径的精确计算，但通常不考虑散射径。而发射碰撞射线法的基本思想是跟踪从发射源发射的每条射线，以判断它们是否到达接收点，它主要分为三个步骤：射线发射、射线追踪和射线接收。本文提出的方法同时考虑了直射径、反射径和散射径，相比传统的射线追踪法更加准确地建模了无线信道中的环境信息。通过采用高效增强的电磁计算工具，在仿真和数据获取阶段，可针对任意环境和目标，基于三维空间布局、收发阵列特性、材料特性、目标运动特性、模型精度约束等，快速生成光和毫米波多次反射、折射、透射、散射、绕射信号合成数据，从而为学习关联模型、进行协同反演提供数据支撑。

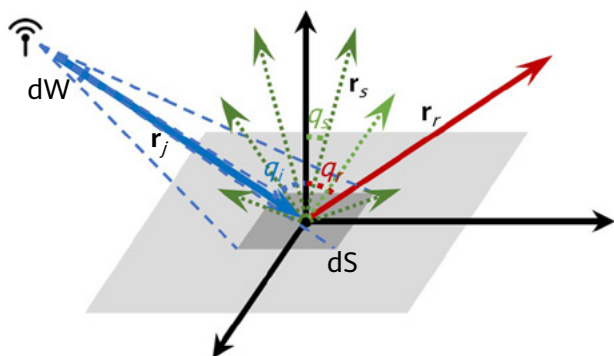


图 1 三维场景下毫米波在某一面元处的反射与散射

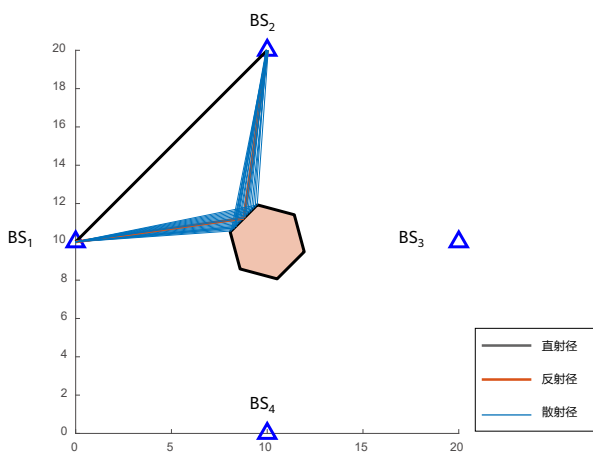


图 2 改进的射线追踪法示意图

3 无线环境感知系统设计

3.1 基于压缩感知的无线感知

在无线通信场景中，部署有一个或多个基站和服务器。环境中有多用户活跃，包括需要与基站通信的手机、车辆和无人机。在上行通信过程中，基站接收各个用户发送的上行通信信号。这些信号被环境中的物体反射、散射和阻挡，通过多径信道传播到基站。因此，接收到的信号中包含了需要感知的环境信息，但由于多个用户和多个基站在环境中的位置不同，环境对其信道的物理影响不同，从而导致不同的用户发送给不同的基站接收的信号包含不同视角的环境信息。因此，来自不同视角的接收信号不能简单地组合以用于实现环境感知。

我们考虑两种感知的场景，如图 3 所示。部署有中央控制器的单个基站处理多个用户的传输信号。每个用户的发射信号经过由不同环境物体引起的多径信道传播至基站，如彩色箭头和波束所示。因此，基站的接收信号包含多个用户视角观察到的环境信息。在单基站集中式架构中，单个基站处理来自多个用户视角的接收信号，以实现环境感知。图 4 考虑多基站多用户的场景，部署有分布式服务器的多个基站处理多个用户发送的信号。由于电磁波的物理传播特性，每个基站只能接收到部分环境物体反射的信号。因此，每个基站都有其各自独特的感知范围。在多基站分布式架构中，多个基站协同处理多视角数据，共同实现对整个环境的感知。与单基站集中式架构相比，多基站分布式架构将有效扩大感知范围，但需要设计基站间的分布式信息处理和融合方法。

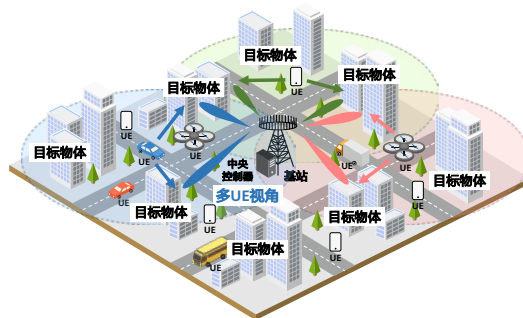


图 3 单基站多用户的多视角感知架构示意图

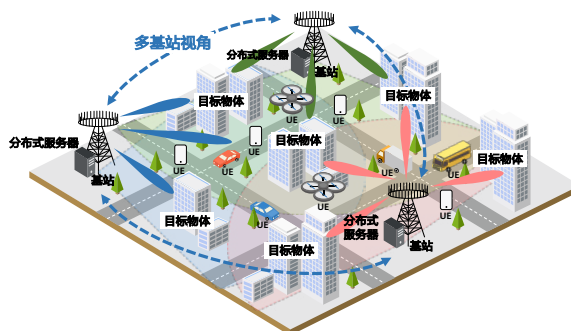


图 4 多基站多视角感知架构示意图

我们的工作给出了多视角下集中式的环境感知方法，通过将待感知环境区域划分为点云，我们利用点云的稀疏性，将环境感知问题转换为压缩感知重构问题 [14, 15]。具体重构算法是基于因子图的双线性 GAMP 推理方法，因子图如图 5 所示，两组黄色圆形变量节点分别代表环境信息变量和未知视角。三组蓝色方形因子节点表示如下：稀疏环境信息先验概率；接收到的受环境物体和视野影响的信号；环境对象与视角之间的物理关系。根据因子图结构，采用和积算法 (Sum-Product Algorithm, SPA) 迭代求解环境信息。图 5 的下半部分简要地展示了基于压缩感知的无线感知结果。为了将这种集中式的方法扩展至分布式实现，可以基于因子图对不同感知节点的因子进行分配，通过设计感知节点之间传递的信息，实现毫米波场景下多点分布式协同感知算法的设计。

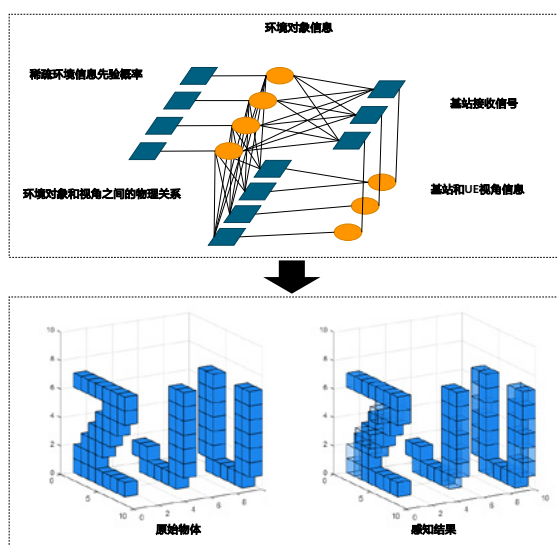


图 5 多视角感知因子图及仿真结果

3.2 基于毫米波雷达的无线感知

本世纪初开始，毫米波波段的雷达便被不断地进行研究、测试并应用于实际场景随着硬件技术的不断发展，雷达的工作频率不断提高，当前无论是无线通信场景还是智能汽车领域中毫米波波段的雷达都在逐渐扮演越来越重要的角色。当前无线通信系统使用的波段也是毫米波波段，因此毫米波雷达对空间的感知能力及其相应的信号设计与处理算法在通感一体化中将提供重要的基础。通感一体化系统在运算能力允许的条件下可以实现类似雷达信号处理中的感知能力。线性调频连续波 (Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW) 雷达近年来受到越来越多的关注、得到广泛的应用。相比于窄带雷达和超宽带雷达，FMCW 雷达硬件结构简单，分辨率和准确率较高。相对于需要压控振荡器在短时间内产生较大功率窄脉冲信号的脉冲调制雷达，FMCW 调制雷达的发射信号并不要求在短时间内实现高低频之间的跳变，所以在硬件结构和成本方面要

求更低。连续波雷达对物体的测量，是利用连续变化的调制信号来控制连续变化的发射波信号的产生来实现的。FMCW 雷达对连续波的频率进行线性调制，由此降低了系统采样率，利用该结构特征可以快速获得频率、相位等信息，利用可以集成在硬件的傅里叶变换实现对目标距离、速度和角度等信息的提取，成本低廉、处理简易，且精度较高。

目前的雷达技术还存在一些难点需要解决。首先，为了应对 FMCW 雷达数据的实时处理要求，并释放固件内存的负担，离线框架昂贵且耗时。其次，当运动物体遮挡某些静态背景时，被遮挡背景反射的信号会受到运动物体的影响。因此，被遮挡的静态背景在多普勒域中将被错误地识别为运动物体。第三，由于多普勒快速傅里叶变换中静态背景的频谱泄漏，具有大雷达截面的明显静态背景也会导致目标误检测。目前仅处理一帧数据的算法并不能很好地解决这些难题。因此，如何利用多帧数据的相关性而不是在单帧内提取信息来实现更准确和鲁棒的雷达感知仍然需要解决。

为了解决这些困难，我们提出了一种在线张量鲁棒主成分分析 (Robust Principal Component Analysis, RPCA) 算法，将预处理后的 FMCW 雷达数据张量分离为静态背景和运动物体 [16]。在线框架帮助我们在雷达收集到新的数据帧时进行高效处理，减轻存储和处理的负担。基于张量的算法保持了数据张量的内在结构。静态分量的低秩正则化利用了时间相关性。动态分量的三维全变分正则化利用了时空连续性。如图 6 所示，我们实验中收集了真实的测量数据来验证所提算法的有效性。我们使用 TI AWR 2243 毫米波 FMCW 雷达，该雷达能够在 TDM 模式下在 76 至 81GHz 频段运行。如图 6 所示，我们在室内放置了三个角反射器 (Corner Reflector, CR) 和一个金属长方体作为静态背景。房间内有一条小路，行人作为移动目标沿着小路行走。行人向前行走时会遮挡 CR1。图 7 中比较了使用多普勒 FFT 和在线张量 RPCA 的结果。红框表示 CR1 的位置。图 7a 中多普勒 FFT 在静态背景检测中没有发现 CR1。但是图 7c 中所提出的算法可以检测 CR1 并将其识别为静态背景，即使它被该帧中的行人遮挡。多普勒 FFT 还可以检测 CR1，但错误地将其识别为运动物体如图 7b，但是图 7d 中在线张量 RPCA 正确的判断了 CR1 不是运动物体。

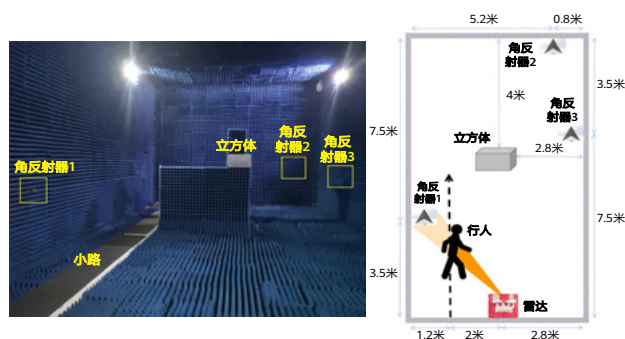


图 6 实验场景设置

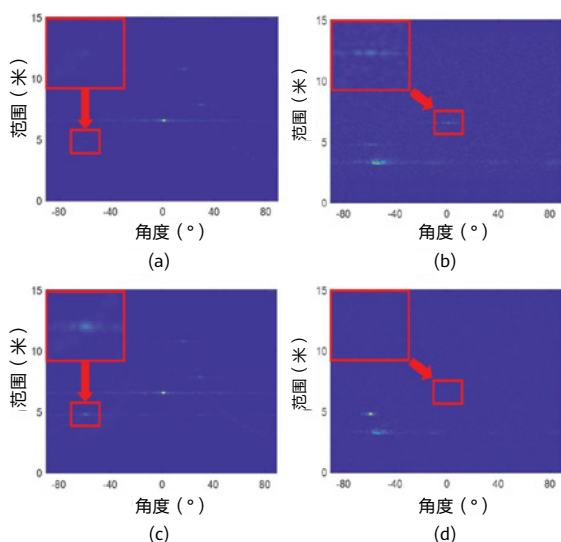


图 7 多普勒 FFT 和在线张量 RPCA 的结果对比

3.3 技术特点总结

基于压缩感知的无线感知优点在于：更加便于在无线蜂窝网络中部署，其架构与现有的无线通信系统契合度高；对现有的通过程的干扰和影响较小；可以对目标物体实现精准的三维点云重建。缺点在于：点云处理和成像过程需要较高的计算资源和存储资源；随着环境中物体数量的增加，压缩感知稀疏重构性能会下降。

将雷达信号处理技术引入无线感知优点在于：雷达有较大的感知范围；雷达的系统结构和信号处理方式简单；雷达尤其擅长对运动目标检测和跟踪。缺点在于：雷达信号与通信信号相结合需要额外设计方案；通感一体化系统需要额外增加雷达系统的硬件；需要额外设计通感一体化的接收信号协同处理方案。

4 通感一体化系统平台验证

如图 8 所示，通感一体化验证平台使用 LabVIEW 语言进行系统开发，基于 NI mmWave 系统实现了 IEEE 802.11ac 中标准 OFDM 信号的收发。房间两侧部署有收发天线，采用 64 天线均匀平面阵列对环境进行照射，同时通过调控场景中的 1024 单元智能超表面并根据接收到的信号实现环境感知。场景中的收发天线之间摆放有金属物体作为待感知的目标物体。



图 8 通感一体化验证平台及其使用场景

4.1 信号产生与处理

上位机使用 LabVIEW 语言编程产生自定义的基带信号，触发控制信号和波形数据通过 PXIe 总线传输到各块 FPGA。其中 PXI-7902 FPGA 负责基带信号的编码、调制和复杂的数据处理，生成完整的基带数字信号后将数据传输到采样率为 3.072GS/s 的 PXI-3610 FPGA 进行数模转换，产生的模拟 IQ 信号经过 PXI-3620 FPGA 上变频后到载波为 11GHz 的中频信号，再通过射频前端第二次上变频到 28GHz 载波的射频信号。类似地，接收机接收到信号之后，通过射频前端将信号从 28GHz 载波搬移到 11GHz 中频，输入到 PXI-3620 FPGA 后再次进行下变频生成基带模拟信号。PXI-3630 FPGA 将此模拟信号转变为处理所需的数字信号，采样间隔同样为 3.072GS/s。后续的同步、信道估计、解调等处理在接收端的 PXI-7902 FPGA 和上位机完成。

在上述信号产生过程中，用户数据的映射方式支持 BPSK、QPSK、16QAM 和 64QAM 等调制模式；使用的子载波数支持 64、256、512、1024。接收机实现完整的定时同步、频偏估计与补偿、信道估计与均衡，最后解调出发送的用户的数据，再通过感知算法估计出环境信息。

4.2 基于旁瓣辅助下波束扫描的环境感知算法

在毫米波通信场景中，波束成形技术被广泛应用于车载相控阵和基站大规模阵列等设备中，以提高信号能量的集中度。在形成的波束中，除了集中在波束方向上的能量外，还会有一定的信号辐射在其他方向上，并且这些信号具有独特的幅度和相位特性。由于波束形成的参数是已知的，因此可以在一次信号传输过程中获得波束在所有方向上的完整特性，并实现对环境各个角度的观测。在多径传输和旁瓣附加特性的共同作用下，接收信号包含了极其丰富的波束指向外部环境。基于已知的波束完整特性，可以巧妙地提取出以前被视为干扰的信息。结合波束扫描策略，就能以低成本快速获取完整的环境信息并实现精确感知 [17]。

我们将空间划分为若干个均匀的体素，考虑波束的完整特性，包括具有一定宽度的主瓣和寄生旁瓣，无论波束方向如何，信号都会到达所有立方体。因此，在每次信号传输过程中，都有多条发射器 - 立方体 - 接收器的路径。此外，信道系数的幅度和相移不同于一般的信道系数，由路径本身和此路径方向上的波束特性两个因素共同决定。因此，波束的完整特性就被充分利用起来了，实现了高效的环境感知。

由于环境中的散射体具有稀疏性，我们通过多径传输以及压缩感知原理可以将环境中的散射体进行精确重构，如图 9 所示，在三维仿真场景下，我们通过 8*8 均匀平面阵列天线发送载波频率为 28GHz 的标准 OFDM 信号。接收端借助这一算法处理接收到的信号，可以实现室外场景下对



建筑物等散射体的准确感知，这一场景下，划分的像素精度为 1m。在图 11 中，横纵坐标分别表示收端和发端的波束号，其中波束间隔为 2° ，可以看到，所提出的算法也可以在图 10 中所示的俯视二维实际场景中实现对相应角度位置散射体的感知。

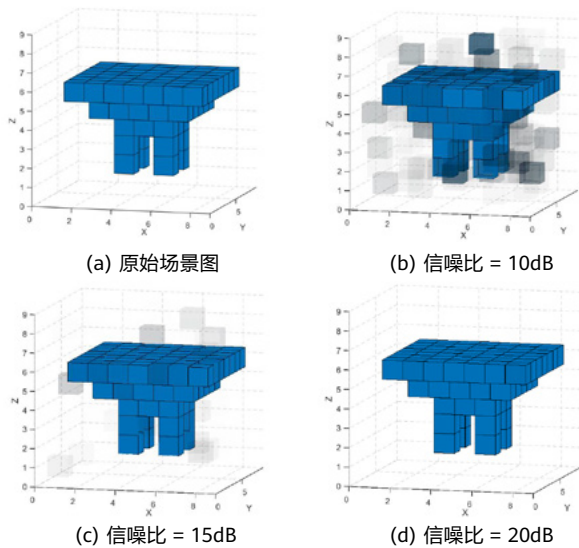


图 9 三维仿真场景感知结果

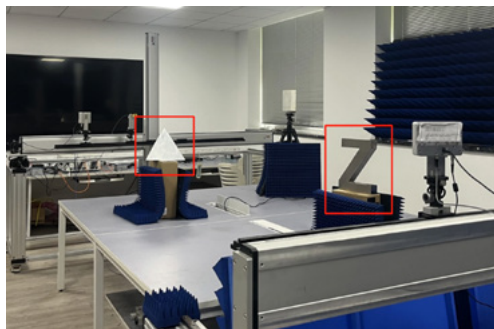


图 10 实测场景设置

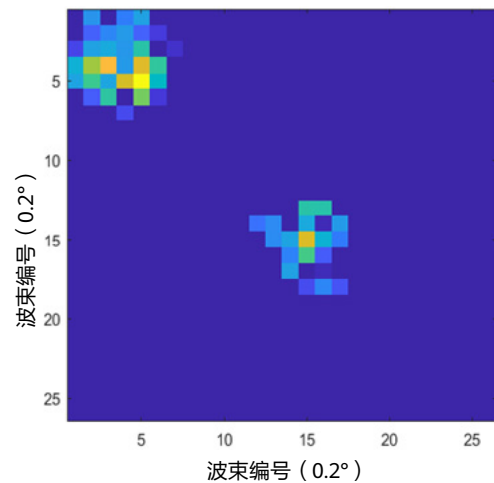


图 11 二维实测场景感知结果

5 总结和展望

在本文中，我们首先分析了面向环境感知的无线信道建模方法，为了实现更加精准的环境感知，应该更加细节地分析环境中物体对信道的影响。其次我们给出了两种无线环境感知系统设计方法，包括基于压缩感知理论的三维环境重构方法和基于毫米波雷达的移动目标/静止目标检测方法，并总结对比了这两种方法的优缺点。最后我们开发了基于毫米波通信系统的通感一体化验证平台，给出了提出算法在实际硬件系统上工作的可行性。

参考文献

- [1] W. Saad, M. Bennis, and M. Chen, "A vision of 6G wireless systems: Applications, trends, technologies, and open research problems," *IEEE Network*, vol. 34, no. 3, pp. 134–142, 2020.
- [2] C. Jiao, Z. Zhang, C. Zhong, *et al.*, "Millimeter wave communication with active ambient perception," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 18, no. 5, pp. 2751–2764, 2019.
- [3] F. Liu, Y. Cui, C. Masouros, *et al.*, "Integrated sensing and communications: Toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 40, no. 6, pp. 1728–1767, 2022.
- [4] D. L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, 2006.
- [5] Z. Zhang and B. D. Rao, "Sparse signal recovery with temporally correlated source vectors using sparse Bayesian learning," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 5, no. 5, pp. 912–926, 2011.
- [6] T. T. Cai and L. Wang, "Orthogonal matching pursuit for sparse signal recovery with noise," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 57, no. 7, pp. 4680–4688, 2011.
- [7] S. Rangan, "Generalized approximate message passing for estimation with random linear mixing," in *2011 IEEE International Symposium on Information Theory Proceedings*, 2011, pp. 2168–2172.
- [8] X. Tong, Z. Zhang, J. Wang, *et al.*, "Joint multi-user communication and sensing exploiting both signal and environment sparsity," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 15, no. 6, pp. 1409–1422, 2021.
- [9] Y. Zhang, Z. Zhang, X. Tong and C. Huang, "3D environment sensing with channel state information based on computational imaging," *2022 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*, Seoul, Republic of Korea, 2022, pp. 842–847.
- [10] X. Tong, Z. Zhang, Z. Yang and J. Che, "Environment sensing with beam sweeping and non-uniform pixelation in wireless communication systems," *2023 IEEE 34th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, accepted.
- [11] H. Xu, V. Kukshya and T. S. Rappaport, "Spatial and temporal characteristics of 60-GHz indoor channels," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 20, no. 3, pp. 620–630, 2002.
- [12] I. A. Hemadeh, K. Satyanarayana, M. El-Hajjar, *et al.*, "Millimeter-wave communications: Physical channel models, design considerations, antenna constructions, and link-budget," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 20, no. 2, pp. 870–913, 2018.
- [13] Z. Xing, Z. Zhang, X. Tong, *et al.*, "Physics-inspired target shape detection and reconstruction in mmWave communication systems," *GLOBECOM 2023 - 2023 IEEE Global Communications Conference*, accepted.
- [14] X. Tong, Z. Zhang, Y. Zhang, *et al.*, "Environment sensing considering the occlusion effect: A multi-view approach," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 70, pp. 3598–3615, 2022.
- [15] X. Tong, Z. Zhang and Z. Yang, "Multi-view sensing for wireless communications: Architectures, designs, and opportunities," in *IEEE Communications Magazine*, vol. 61, no. 5, pp. 40–46, May 2023.
- [16] Y. Lu, Z. Zhang, X. Tong and Z. Yang, "Online tensor method for moving objective detection with FMCW radar," *2023 IEEE 97th Vehicular Technology Conference (VTC-Spring)*, accepted.
- [17] K. Guo, Z. Zhang, X. Tong, *et al.*, "Sidelobe-enhanced beam sweeping for environment sensing in vehicular communication," submitted to *2023 IEEE 98th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*.

通信感知一体化中基于单基感知的双基信道估计

Narcis Cardona¹, 杨雯斐², Alejandro Castilla¹, Alejandro Lopez-Escudero¹, 李剑²

¹ 瓦伦西亚理工大学 通信和多媒体应用研究所 (ITEAM)

² 华为技术有限公司 无线技术实验室

¹ {ncardona, a.castilla, alloe3}@iteam.upv.es

摘要

随着无线接入网不断朝 6G 演进, 通信感知一体化 (简称“通感一体化”) 逐渐成为人们关注的焦点, 给信道估计与建模带来了新挑战。针对这些挑战, 本文提出基于通感一体化的双信道模型, 在技术上将感知信道和通信信道关联起来, 并对其进行了分析描述和测量验证。该技术基于调频连续波 (Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW) 感知单元之间的互干扰对彼此之间的多径通信信道进行估计。

关键词

通感一体化, 联合感知通信, 6G, 调频连续波, 信道建模

1 引言

下一代通信网络（6G）将使用极高频，通信和感知功能的一体化是基本趋势 [1]。然而，由于信道相干时间缩短，为及时捕捉信道的变化，必须提高更新速度和频率。为此，未来 6G 系统需要打造新的无线信道动态模型，以更高的分辨率捕捉信道脉冲响应 [2]。相应地，在无线电信道属性估计方面，也需要一套更新颖且高效的方法。6G 时代将出现一种新的设计范式——通信感知一体化（简称“通感一体化”），其本质在单个无线系统中集成感知和通信两大功能，使系统在通信之外，同时具备感知环境、收集环境信息的能力，并能根据感知到的数据实时调整并优化其性能。在通感一体化的大背景下，我们不仅要理解感知信道和通信信道的行为，还要对其进行建模。

当前，感知与通信越来越紧密地结合在了一起，特别是在汽车应用中 [3–8]。[8] 利用感知信息预测通信信道，在无线接入中定义具有感知辅助功能的感知移动网络（Perceptive Mobile Network），[9] 和 [10] 的作者建议使用改进版的 OTFS/OFDM 实现通感一体化，而 [11] 的作者则探索了通感并行波形，以实现共享带宽。在本文中，通感一体化指的是以通信为中心、利用通信信号进行感知的系统，而联合感知通信（Joint Sensing and Communications）指的是同时使用感知和通信实现互惠互利的系统。

单基感知与双基感知。在 6G 移动网络中，通感一体化的主要应用包括车辆通信（即车联网 V2X）、感知即服务、遥感以及环境监测。结合短距离无线信道，通感一体化可用于舱内感知、智能家居和人机交互等场景 [12, 13]。根据发射机（Tx）和接收机（Rx）的部署情况，可以将通感一体化信道归为三类，即单基信道、双基信道和分布式信道。

如图 1 所示，单基信道是将感知发射机和接收机部署在一起（即“共址”），双基信道是将感知发射器与接收器分开部署，而分布式信道则是用多个站点来感知同一目标，

即一个目标有多条感知路径。当发射机和接收机共址时，感知信道可根据多径传播建模，大部分感知能量来自视距（Line-of-Sight, LOS）分量。在单基通感一体化系统中，重建环境、理解目标的电磁散射（包括角度、粗糙度和频率）是至关重要的一环。

在研究如何根据感知信道估计通信信道的过程中，[10] 采用了单基通感一体化系统（基于 OTFS），其中通信信道和感知信道是强相关的——通信接收机同时又是感知的目标，因此可以从感知回波中预测时延和多普勒参数。[14] 不仅将 OTFS 用于通信，还用它来估计感知参数，同时借助时延-多普勒域中的信道稀疏性，将感知参数估计和通信有效隔离。

单基感知的实现需要无线接口支持全双工模式，但目前的 3GPP 标准尚未实现。因此，不少通感一体化系统采用了联合感知通信的折中策略，即，使用感知系统来改善通信链路。

对于任意的通信链路而言，两端的设备均处于活动状态，这种情况适合采用双基感知：发射机发送通信信号和感知信号，接收机捕捉目标和杂波返回的回波，以及组成通信信道的多径分量（散射）。此时，任何同时描述感知和通信信道的模型都需要精确建模多条链路的几何关系，并能够体现多个目标沿不同轨迹运动的空间一致性（包括相位的连续性）[15]。

有研究建议使用“MIMO 雷达”技术，即在无线接入网络中部署一套分布式感知系统。[16] 分析了基于 MIMO 的雷达通信一体化系统的性能，基于 MIMO 雷达的通信系统与 MIMO 雷达共享硬件和频谱，并利用通信符号调制雷达基带波形。

通感一体化信道模型。针对通感一体化，业界已经根据具体的使用场景提出并发布了一些信道模型，这些模型的侧重点各有不同，但大体可以分为三类：确定性信道模型、随机信道模型和混合信道模型。确定性信道模型适用于部署规划，而统计模型更适合用来开发、测试无线系统，混合信

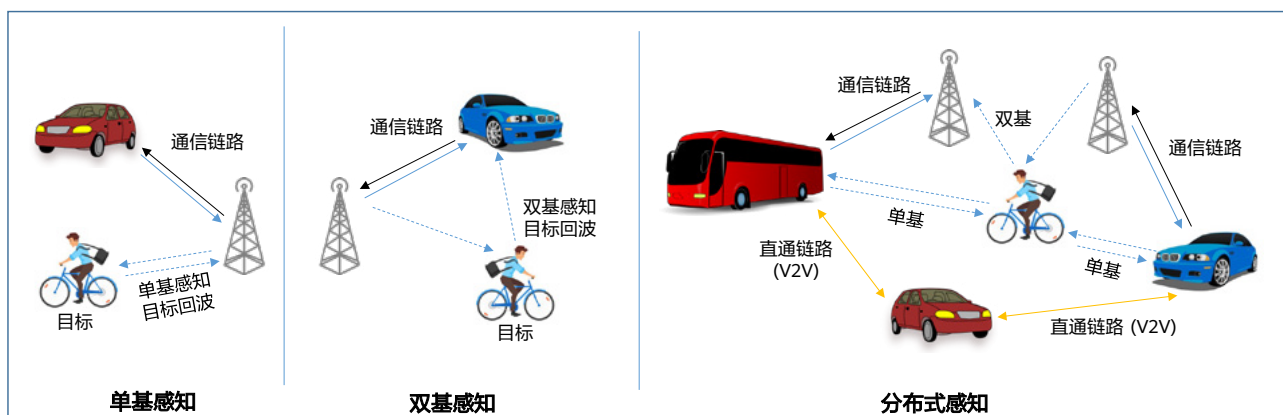


图 1 通感一体化的三大场景（单基感知、双基感知、分布式感知）

道模型则综合了不同建模方法的优势，实现了精度与复杂度的平衡。

基于 3GPP 制定的信道模型 [17]，近来发表的不少论文都提出几何随机模型 (Geometry-based Stochastic Model)，如 [18-20]。随机信道建模的方法不仅能很好地评估通信性能，而且计算复杂度较低、易于标准化，因此在 5G 无线通信中占据了主导地位 [17]。

为了将几何随机模型应用到通感一体化场景中，[21] 根据实际测量结果，使用空间一致性的随机模型和确定性模型来确定散射体的分布；[20] 根据 28GHz 下室内测量的结果，提出了共享簇的联合感知通信随机模型。这两篇论文均假设信道之间存在相关性，尤其在单基场景中最为明显。为保证空间一致性，通感一体化场景的随机信道建模需要一些新的测量和分析方式。

为保证高精度建模，通常推荐带有物理描述符的确定性模型，而不推荐统计几何随机建模的方式。目前，确定性信道建模不仅可以建模出通信的散射体，还能兼顾散射体的偏转，包括镜面反射和漫反射。从感知的角度来看，场景中的任何目标都可以根据其雷达截面积 (Radar Cross Section) 建模。但通感一体化需要定义一个更具体的参数，如双基目标反射率 (Bistatic Target Reflectivity, BTR) [15]。BTR 至少包括目标的时变信息、位移、方位、与感知单元的距离以及载波频率。

随机信道建模具有效率优势，而确定性信道建模的现实意义更强，因此可以将二者结合起来，即混合模型。在通感一体化中，混合模型一方面可以利用确定性方法识别信号传播的主路径，另一方面也可以利用随机方法生成额外的对象和簇，这种模型的确定性或随机性程度可以视具体场景和目标而定。例如，3GPP TR38.901 中就已经有一款混合信道模型，可基于射线追踪寻找传播路径，再生成随机簇 [17]。

综上考虑，本文将探讨基于单基测量提取双基信道的可能性，尤其是在两个调频连续波 (Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW) 感知单元相互干扰的情况下，

可以从互干扰中提取并分离出单独的感知信道，进而估计出感知单元之间的双基 (通信) 信道。为证明该方案的可行性，我们在 E 波段进行了测量，测量结果可以作为 [22] 的补充，或许能为信道探测和基于通感一体化的双信道建模打开新思路。后续章节内容组织如下：第 2 节介绍基于通感一体化的双信道模型的基本概念；第 3 节对效果进行分析描述；第 4 节展示一些测量结果以验证本文所提出的概念；最后，第 6 节给出结论及挑战。

2 基于通感一体化的双信道模型

总体说来，通感一体化信道模型就是在一个几何体中将两种信道组合起来，即支持两种方法的通用框架，可以在某种精度下模拟，也可以随机创建。通感一体化中的两种信道既相互协作、又相互干扰，在某些情况下，这种协作可以更好地理解它们的共同之处。[22] 将通感一体化信道定义为一种双端口系统，提供感知信道和通信信道，信道之间存在互干扰，使用反射率和传输函数建模。这种模式适用于现有文献中的任何模型，无论是基于精确的 3D 射线追踪模拟出来的确定性模型，还是基于散射体、目标以及杂波的随机分布生成的随机模型，或者二者皆而有之。

[22] 提出“双信道模型”的概念，用来描述两个终端之间的通感一体化信道，形式上表现为一个双端口系统 (图 2)，其中 R11 和 R22 分别代表源自这两个终端的单基感知信道，T21 和 T12 则代表两个方向的通信信道。在一般的通感一体化系统中，感知信道和通信信道使用的波形不相同。此时，常见的做法是将通信信道从点 1 分离到点 2 (T21)，感知接收机 2 (R21) 会收到发射机 1 的信号，形成“交叉干扰”效应。因此，图 2 定义了 6 个信道函数，其中 R 代表感知信道，T 代表通信信道 [22]。

该方案对应的场景是两个终端之间已经建立了双通信链路，双方均对环境进行单基感知，二者的感知信号都能被对方检测到，形成互干扰。

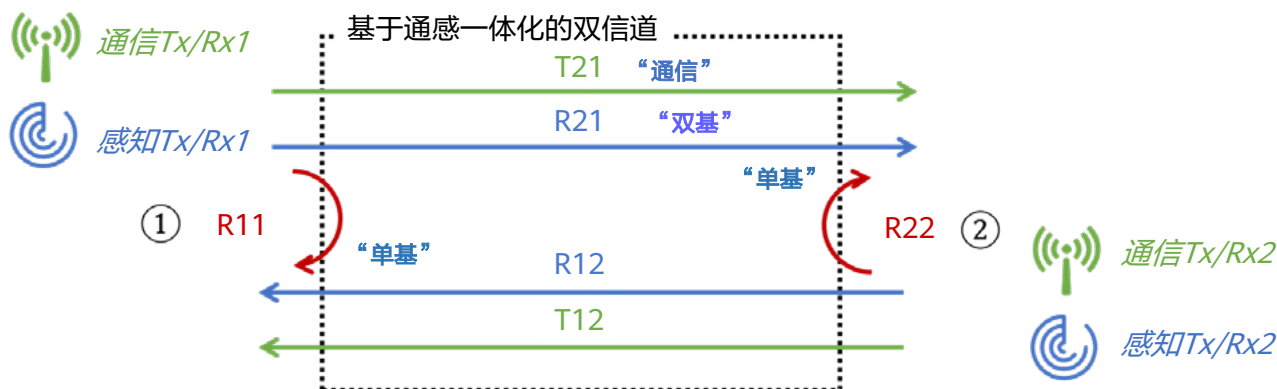


图 2 基于通感一体化的双信道模型参数定义

[22] 分析了基于 R22 估计 T21 的可能性（因为 R22 会包含 R21 的“干扰”），以及在同时收发感知单元中是否可以提取出 R21。单从感知角度看，如果这两个假设成立，R21 可以做出信道脉冲响应，那么就能成为一种低成本信道探测器，抑或是在未来的系统中有效地实现感知和信道估计。总之，T21 通信信道只能从 R22 单基感知信号中提取。

3 FMCW 感知单元间的互干扰

本文取任意一对终端，其感知信号之间存在互干扰。在 FMCW 感知单元中，其感知信号为啁啾信号（频率三角波），啁啾时间、啁啾重复时间、带宽分别用 T_c 、 T_p 、 B 表示，从而有频率啁啾斜率 $K_p = B/T_c$ 。在发送过程中，该啁啾信号会与接收端收到的回波信号进行组合，形成一个中频（Intermediate Frequency, IF）信号，中频信号携带了四周目标上所有反射信号的载波（图 3）。根据这些中频载波，可以检测出环境中的杂波和移动目标。

为改进感知系统，即消除干扰，不少专家都研究过 FMCW 感知单元间的干扰效应。在干扰消除方面，已经提出过很多技术 [23–27]。例如，[25] 研究了基于 FMCW 调制的感知单元间的干扰。也有一些人将这种互干扰的效应描述为“虚假目标” [26, 27]，因为干扰信号在本振信号的每个三角波上都会产生恒定中频，需要用抗混叠低通滤波器消除干扰。

与前述研究不同，本文的研究重点是从 FMCW 感知单元接收的信号中提取干扰，并验证这种干扰与通信信道之间的关系。

如果两个非同步的单基 FMCW 感知单元使用相同的载波频率，就会产生互干扰效应，先前已有文献 [22] 利用分

析表达式描述过这种效应。在产生频率三角波时，这两个感知单元使用了不同的啁啾斜率，分别称为 K_1 和 K_2 。除非 K_1 和 K_2 的值完全相同（但实际是不可能实现的），否则三角波斜率差会导致接收机产生“虚假目标”的干扰信号。这种干扰在感知单元的输出端表现为多普勒效应（速度）较强的目标，对应时间-时延域中线性增加的抽头时延，可参见图 6。

捕捉到干扰时，单基 FMCW 感知单元的模拟输出信号（图 3 中的 IF2）为：

$$IF_2 = Rx_2 \cdot Tx_2^* \quad (1)$$

Rx_2 表示受干扰的感知单元杂波信号，因此中频信号可以表示成：

$$IF_2 = Rx_2^{(2)} \cdot Tx_2^* + Rx_2^{(1)} \cdot Tx_2^* \quad (2)$$

式中， $Rx_2^{(2)}$ 代表感知单元 2 的杂波给 Rx_2 接收信号增加的项，它是感知单元的常规输出，对应第 2 节所说的感知信道 R22。 $Rx_2^{(1)}$ 代表感知单元 1 的干扰给 Rx_2 接收信号增加的项，因此 $Rx_2^{(1)}$ 包含图 2 模型中的信道 R21。

通过感知单元 1 到感知单元 2 的传播信道， $Rx_2^{(1)}$ 被送往被干扰感知单元，假设散射体或多径模型的“路径”数量为 M ，时延为 τ_k ，路径增益为 b_k （图 4）。感知单元 1 的初始相位与感知单元 2 不相干，写成 θ_1 ，则有：

$$Rx_2^{(1)} = \sum_k A_1 b_k e^{-j[(2\pi f_0 + \pi K_1(t - \tau_k))(t - \tau_k) + \theta_1]} \quad (3)$$

式中， A_1 表示感知单元 1 输出的发射信号的幅度， K_1 表示感知单元 1 侧 FMCW 发生器的啁啾斜率，详细论证见 [22]。

则，在信道 1 的干扰效应下，感知单元 2 接收的中频信号（IF₂）的项为：

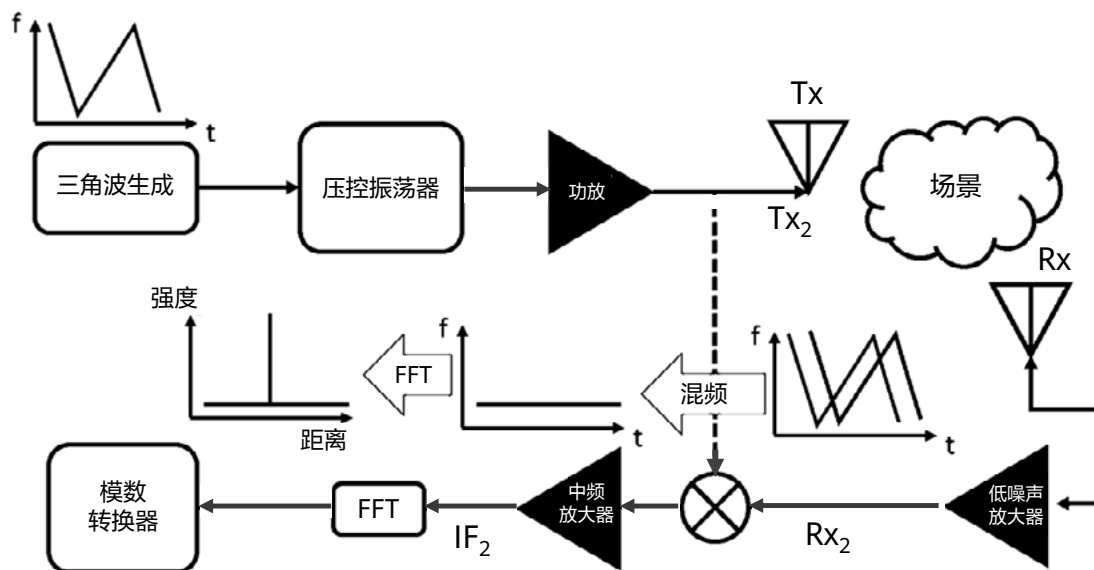


图 3 FMCW 感知单元示意图

$$\begin{aligned}
 Rx_2^{(1)} \cdot Tx_2^* &= A_2 e^{j[(2\pi f_0 + \pi K_2 t)t + \theta_2]} \\
 &\times \sum_k A_1 b_k e^{-j[(2\pi f_0 + \pi K_1(t - \tau_k))(t - \tau_k) + \theta_1]} \\
 &= \sum_k A_2 A_1 b_k e^{j[2\pi K_1 \tau_k t + \pi(K_2 - K_1)t^2 + 2\pi f_0 \tau_k - \pi K_1 \tau_k^2 + \theta_2 - \theta_1]}
 \end{aligned} \quad (4)$$

式中， A_2 表示感知单元 2 输出的发射信号的幅度， θ_2 表示感知单元 2 输出的初始相位， K_2 表示感知单元 2 侧 FMCW 发生器的啁啾斜率。

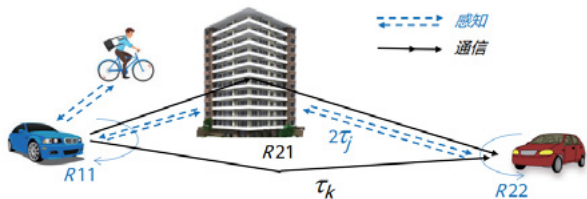


图 4 感知信道 (R22、R11) 和通信信道 (R21) 信道的路径示意图

由式 4 可以看出，混频器（中频）的输出中有一个项，该项包含了多径分量，中频频率为 $K_1 \tau_k$ ，相移为 $2\pi f_0 \tau_k - \pi K_1 \tau_k^2$ ，两个感知单元输出之间的相位差为 $\Delta\theta = \theta_2 - \theta_1$ 。此外，由于啁啾斜率 K_2 和 K_1 之间存在差值，附加项 $\pi(K_2 - K_1)t^2$ 产生的瞬时中频频率并非恒定，而是随时间线性增加：

$$IF_2 = K_1 \tau_k + (K_2 - K_1)t \quad (5)$$

其结果是，被干扰感知单元（感知单元 2）在收到自己与感知单元 1 之间信道的多径分量后，会把它当成杂波信号，频率以中频啁啾的形式线性增加，相当于时延-多普勒域中的恒定多普勒频移。[22] 曾在毫米波频段（24GHz）上测量过该效应，本文测量的则是 E 波段。

4 基于 E 波段感知信道估计通信信道

上一节的理论分析在 [22] 中得到了实际验证。[22] 利用商用 FMCW 感知单元在 24GHz 频段上进行了测量，在 250MHz 带宽的约束下，时延分辨率降为 4ns（对应单基感知场景中，距离分辨率为 60 厘米）。本文则取用了更高的 E 波段中的感知单元频率（频率范围是 60~64GHz，在 E 波段中属于较低频率）来测量，这样带宽能达到 4GHz，时延分辨率进一步降至 0.25ns（对应单基感知场景中，距离分辨率为 3.75 厘米）。

测量过程中，我们选择了几种室内外环境。图 5 展示的是一种静态的室外场景，天线位于路边，两台 FMCW 感知单元均为有源设备，使用相同的带宽执行单基感知，但彼此之间并不同步。

两台感知终端（FMCW 感知单元）的类型、配置相同，感知参数见表 1。众所周知，啁啾斜率的理论值是



图 5 测量场景

19.457MHz/ μ s，但在现实中往往不尽如此，实际两台 FMCW 感知单元的啁啾斜率可能会存在 2ppm 的差异，即 $K_2 - K_1 = 38.9\text{Hz}/\mu\text{s}$ 。

每次测量的结果均从含有 128 个啁啾的帧中获取，带宽为 4GHz，最大距离限制在 38.4 米，时延分辨率限制在 0.25ns，接收机运用 2048 点快速傅里叶变换获取混频器输出的中频值。

每次测量的结果均从含有 128 个啁啾的帧中获取，带宽为 4GHz，最大距离限制在 38.4 米，时延分辨率限制在 0.25ns，接收机运用 2048 点快速傅里叶变换获取混频器输出的中频值。

图 6 展示了如何在 FMCW 感知单元的中频输出中测量一个含有 128 个啁啾的帧，图中每一行对应一个啁啾的感知信道（本例中每个啁啾的时间为 205.32 μ s）。为得出这些信道的等效脉冲响应或功率时延谱（Power Delay Profile），感知单元需确定目标的距离，再转换为时延。

得到的数据可以作为感知信道的时变脉冲响应，如 $h_{22}(t, \tau)$ 。由于 h_{22} 包含了感知单元 1 的干扰——对应图 6 中观察到的时延随时间呈线性扫描状的假目标，因此需要用一些后置处理的手段来将感知信道（R22）与干扰（R21）区分开，即从单一的感知信道测量结果中获取两条通感一体化信道 [22]。

表 1 FMCW 感知单元的主要参数

参数	数值
起始频率 (GHz)	60
频率三角波 (MHz/ μ s)	19.457
结束频率 (GHz)	63.995
ADC 采样数	2048
采样率 (ksps)	10000
啁啾时间 (μ s)	205.32
接收增益 (dB)	30
啁啾环路数量	128
帧长 (ms)	27
感知最大距离 (米)	38.6
发射天线增益 (dB)	7.7
接收天线增益 (dB)	9.4

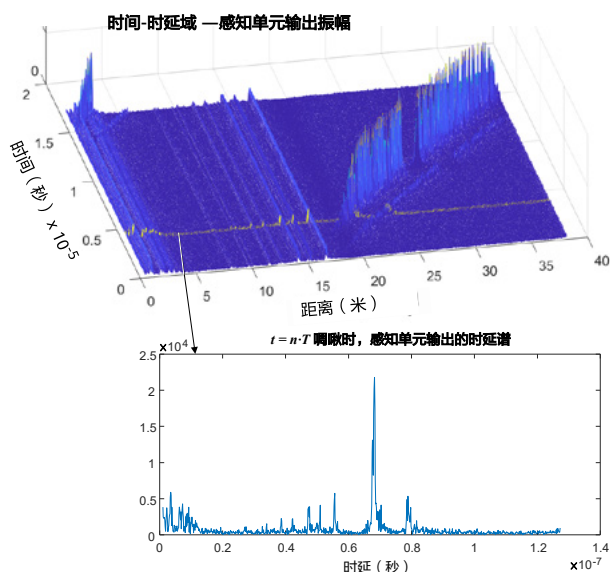


图 6 单个帧（128 个连续啁啾）测量到的时间-时延域以及其中一个啁啾的时延谱

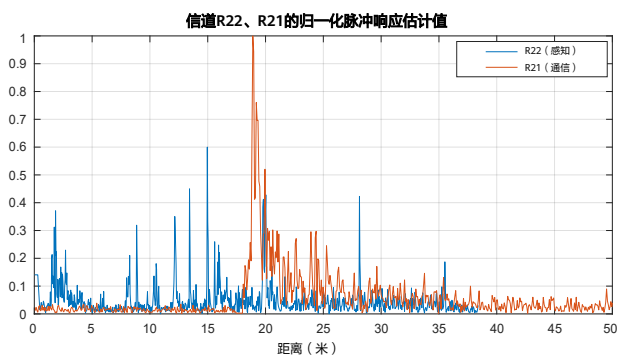


图 7 从单基感知单元输出中提取的感知信道（R22）和通信信道（R21）

这里特别指出一点，该方案并非双基方案，而是仅从一个终端的感知信号中估计通信信道——但这无法保证同步。在确定了终端之间的距离后，可以基于测量数据为估计的通信信道执行时间同步。至于同步策略，可以视具体应用（如信道探测或通信系统）选择一些通用策略。

图 7 展示了通信信道 R21 和感知信道 R22 的估计结果，通信信道的分辨率和距离是感知信道的两倍，这是因为感知信号对应的是目标的后向散射，而通信信道对应的是两台终端之间的传播路径。

如表 2 所示，在本文执行的所有测量中（包括图 5 ~ 图 7 的示例），单基感知信道（R22）与通信信道（R21）在静态场景下的功率时延谱表现出较弱的相关性。虽然两条信道的传播环境完全相同，但是传播距离不同，雷达截面积也会随入射角而变化，导致二者在同一散射体的路径时延和功率上可能存在较大差异。但在角域中，同一散射体不同路径的离开角（Angle of Departure）相同。在动态场景中（即，其中一台终端处于移动状态），目标的相对速度与通

信散射体的相对速度一致。因此，感知信道和通信信道的相关性需要在角域和多普勒域中进一步研究。与之相反，R21 和 R12 之间的相关性较强，这是因为环境中的无线信道之间存在互易性。表 2 记录了几个场景中测量到的值。

表 2 感知信道与通信信道的相关性

环境	距离	相关系数		
		R21 vs R12	R21 vs R22	R22 vs R11
室内	8 米	0.91	0.24	0.04
	18 米	0.94	0.08	0.06
室外	23 米	0.87	0.11	0.05
	35 米	0.85	0.05	0.53

5 结语

本文针对通感一体化提出了一种双信道模型技术，该技术可利用 FMCW 感知单元的互干扰来估计感知单元之间的多径通信信道，其价值在于仅通过感知信道测量就能进行信道探测和信道估计。造成这种互干扰的原因是本地振荡器存在不确定性。未来，如果我们能为感知单元设计不同的 K 因子，就能控制这种不确定性造成的影响。

为证实这种分析假设，我们用 FMCW 感知单元在 E 波段进行了测量，发现该技术有以下几个优点：

- 仅从感知信道就能估计通信信道，不需要额外的硬件，也降低了系统的复杂度；
- 为通感一体化提供了通用的双信道模型，该模型适用于不同频段及各类创新技术，利用同一波形即可完成信息的感知和传输；
- FMCW 感知单元之间的可控的互干扰可以得到利用。

在本文研究的所有场景中，感知信道和通信信道之间以及测量的一对感知信道之间都表现出了较低的相关性——但目前的研究还仅限于单基场景，双基以及分布式场景中的相关性研究和建模尚未涉及。

参考文献

- [1] Carlos De-Lima *et al.*, "Convergent communication, sensing and localization in 6G systems: An overview of technologies, opportunities and challenges," *IEEE Access*, Jan 2021.
- [2] P. Pärssinen, A., Alouini, M., Berg, M., Kuerner, T., Kyösti, P., Leinonen, M. E., Matinmikko-Blue, M., McCune, E., Pfeiffer, U., and Wambacq, "White paper on RF enabling 6G – Opportunities and challenges from technology to spectrum," *6G Research Visions*, vol. 13, pp. 1–68, 2020.
- [3] Y. Cui, F. Liu, X. Jing, and J. Mu, "Integrating sensing and communications for ubiquitous IoT: Applications, trends, and challenges," *IEEE Netw*, vol. 35, no. 5, pp. 158–167, Sep. 2021.
- [4] S. H. Dokhanchi, B. S. Mysore, K. V. Mishra, and B. Ottersten, "A mmWave automotive joint radar-communications system," *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, vol. 55, no. 3, pp. 1241–1260, Jun. 2019.
- [5] P. Kumari, J. Choi, N. Gonzalez-Prelcic, and R. W. Heath, "IEEE 802.11ad-based radar: An approach to joint vehicular communication-radar system," *IEEE Trans Veh Technol*, vol. 67, no. 4, pp. 3012–3027, Apr. 2018.
- [6] J. A. Zhang, X. Huang, Y. J. Guo, J. Yuan, and R. W. Heath, "Multibeam for joint communication and radar sensing using steerable analog antenna arrays," *IEEE Trans Veh Technol*, vol. 68, no. 1, pp. 671–685, Jan. 2019.
- [7] H. Hua, J. Xu, and T. X. Han, "Transmit beamforming optimization for integrated sensing and communication," *2021 IEEE Global Communications Conference, GLOBECOM 2021 - Proceedings*, 2021.
- [8] Z. Ni, J. A. Zhang, X. Huang, K. Yang, and J. Yuan, "Uplink sensing in perceptive mobile networks with asynchronous transceivers," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 69, pp. 1287–1300, 2021.
- [9] P. Raviteja, K. T. Phan, and Y. Hong, "Embedded pilot-aided channel estimation for OTFS in delay-Doppler channels," Aug. 2018, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1808.08360>
- [10] S. Li *et al.*, "A novel ISAC transmission framework based on spatially-spread orthogonal time frequency space modulation," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 40, no. 6, pp. 1854–1872, Jun. 2022.
- [11] Dario Tagliaferri *et al.*, "Integrated sensing and communication system via dual-domain waveform superposition," preprint arXiv:2212.07950, Dec. 2022.
- [12] D. K. Pin Tan *et al.*, "Integrated sensing and communication in 6G: Motivations, use cases, requirements, challenges, and future directions," *2021 1st IEEE International Online Symposium on Joint Communications and Sensing, JC and S 2021*, Feb. 2021.
- [13] C. Han, Y. Wu, Z. Chen, Y. Chen, and G. Wang, "THz ISAC: A physical-layer perspective of terahertz integrated sensing and communication," Sep. 2022. doi 10.48550/arxiv.2209.03145.
- [14] L. Gaudio, M. Kobayashi, G. Caire, and G. Colavolpe, "On the effectiveness of OTFS for joint radar parameter estimation and communication," *IEEE Trans Wirel Commun*, vol. 19, no. 9, pp. 5951–5965, Sep. 2020.
- [15] R. S. Thomä, C. Andrich, S. J. Myint, C. Schneider, and G. Sommerkorn, "Characterization of multi-link propagation and bistatic target reflectivity for distributed ISAC," Oct. 2022 arXiv preprint arXiv:2210.11840, 2022.
- [16] R. Xu, L. Peng, W. Zhao, and Z. Mi, "Radar mutual information and communication channel capacity of integrated radar-communication system using MIMO," *ICT Express*, vol. 1, no. 3, pp. 102–105, Dec. 2015.
- [17] 3GPP, "Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz," TR38.901, 2018.
- [18] Y. Liu, J. Zhang, Y. Zhang, Z. Yuan, and G. Liu, "A shared cluster-based stochastic channel model for joint communication and sensing systems," doi 10.1109/GCWKSHPS56602.2022.10008672.
- [19] A. Lopez-Reche *et al.*, "Considering correlation between sensed and communication channels in GBSM for 6G ISAC applications," pp.1317–1322,

- Jan. 2023. doi 10.1109/GCWKSHPS56602.2022.10008630.
- [20] L. Huang, Y. Zhang, Q. Li, and J. Song, "Phased array radar-based channel modeling and sparse channel estimation for an integrated radar and communication system," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 15468–15477, Aug. 2017.
- [21] Andrea Ramos *et al.*, "Evaluation methodology for 6G sensing-assisted communication system performance," *IEEE Access*, vol. 4, 2016.
- [22] N. Cardona, J. S. Romero, W. Yang, and J. Li, "Integrating the sensing and radio communications channel modelling from radar mutual interference," *ICASSP 2023 Rhodes Island, Greece*, June 2023, pp. 1–5.
- [23] S. Alland, W. Stark, M. Ali, and M. Hegde, "Interference in automotive radar systems: Characteristics, mitigation techniques, and current and future research," *IEEE Signal Process Mag*, vol. 36, no. 5, pp. 45–59, Sep. 2019.
- [24] R. Amar, M. Alaei-Kerahroodi, and M. R. Bhavani Shankar, "FMCW-FMCW interference analysis in mm-wave radars; An indoor case study and validation by measurements," *21st International Radar Symposium (IRS)*, Jun. 2021, pp. 1–11.
- [25] Y. Makino, T. Nozawa, M. Umehira, X. Wang, S. Takeda, and H. Kuroda, "Inter-radar interference analysis of FMCW radars with different chirp rates," *The Journal of Engineering*, vol. 2019, no. 19, pp. 5634–5638, Oct. 2019.
- [26] M. Toth, P. Meissner, A. Melzer, and K. Witrals, "Analytical investigation of non-coherent mutual FMCW radar interference," *2018 15th European Radar Conference, EuRAD 2018*, pp. 71–74, Nov. 2018.
- [27] S. Rao and A. V. Mani, "Interference characterization in FMCW radars," *IEEE National Radar Conference - Proceedings*, vol. 2020-September, Sep. 2020.



网络协作通信感知一体化系统 干扰特性分析

张小舟, 韩林丛, 韩子祥, 马良, 王亚娟, 楼梦婷, 金婧, 王启星

中国移动通信有限公司研究院

{zhangxiaozhou, hanlincong, hanzixiang, maliangyujy, wangyajuan, loumengting, jinjing, wangqixing}@chinamobile.com

摘要

本文面向第六代移动通信系统 (6G) 网络协作通信感知一体化 (简称“通感一体化”) 系统, 对干扰特性进行分析。首先基于蜂窝网络, 建立网络协作通感一体化系统模型。其次聚焦基站间干扰, 分别对典型高频及低频系统基站间干扰强度进行了分析与评估。基于干扰强度评估结果, 本文从保障感知信号检测与感知性能增强两方面提出了基站间干扰管理准则。最后, 仿真验证了给定干扰管理方案下的感知精度及通信效率。

关键词

网络协作, 通感一体化, 干扰特性, 6G

1 引言

第六代移动通信系统 (6G) 新业务新场景驱动未来通信网络的核心功能从无线传输向感知能力扩展, 通信感知一体化 (简称“通感一体化”) 作为 6G 关键使能技术之一, 旨在通过一体化信号波形、多点协作和信息智能交互等设计, 让 6G 网络具有感知内生能力, 其工作模式包括独立感知模式与协同感知模式, 如图 1 所示。

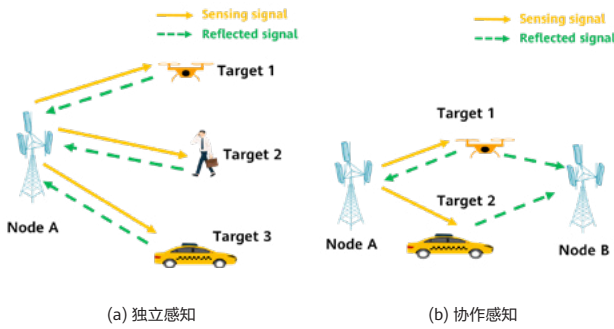


图 1 通感一体化系统工作模式示意图

独立感知模式下, 单个节点发送并接收感知信号, 经过信号处理, 可获得感知目标信息, 包括角度、距离、速度等。在文献 [1] 与文献 [2] 中, 作者研究了不同的导频图样对于感知目标位置与速度测量的精度影响。在系统级层面, 文献 [3] 研究了独立感知的波形与波束赋形算法以提升感知精度。尽管独立感知无需其他节点辅助即可完成目标感知, 其节点需要具备良好的自干扰消除能力, 对基站硬件改动要求较大, 实际部署相对困难。为了避免独立感知部署难题, 协作感知模式被提出。在协作感知中, 单个节点发送感知信号, 另一协同节点接收感知目标反射后的回波信号。相比独立感知, 由于节点无需具备自干扰消除能力, 协作感知可以在现有硬件设备的基础上通过升级软件实现, 是成本低廉的部署方案。在文献 [4] 中, 作者提出了两阶段的双基站协作感知方法, 通过对角度与时延的两阶段估计可以获得目标位置。另外, 作者对双基站协作感知系统的实际性能也进行了分析 [5]。协作感知需要满足严格的节点间时钟同步以获得精准的路径传播时延估计。

依赖现有已规模部署的无线网络, 协作感知技术可延伸到蜂窝网络中, 利用广泛分布的基站实现多节点协作感知, 利用多节点联合接收进一步提升感知精度及感知覆盖范围。作者在文献 [6] 中推导了多节点协作感知对目标的定位精度。文献 [7] 则对蜂窝网络中的多节点协作感知波束赋形方案进行了设计。然而, 由于多基站的共同参与, 蜂窝网络中存在大量的基站间及基站与用户间干扰, 这些干扰源会严重影响感知信号的提取与感知参数的计算。文献 [8] 中给出了基站间干扰管理的大致方向。然而目前还缺乏对于实际系统中基站间、基站-通信用户间干扰的定量分析。

本文聚焦 6G 网络协作通感系统干扰特性研究。首先给出网络协作通感一体化系统模型, 其次对网络协作通感系统基站间干扰特性进行定量分析, 根据分析结果从回波信号检测及提高感知精度两个方面提出可行的干扰管理方案。最后, 通过仿真验证了不同场景下给定干扰管理策略下的感知精度及通信性能。

本文主要的创新工作如下:

1. 针对网络协作通感场景, 分析不同频段基站间干扰特性, 并基于分析结果制定合理的干扰管理策略。
2. 搭建系统级仿真平台, 评估达到不同感知精度时的基站干扰管理情况及通信效率损失情况。

2 系统模型

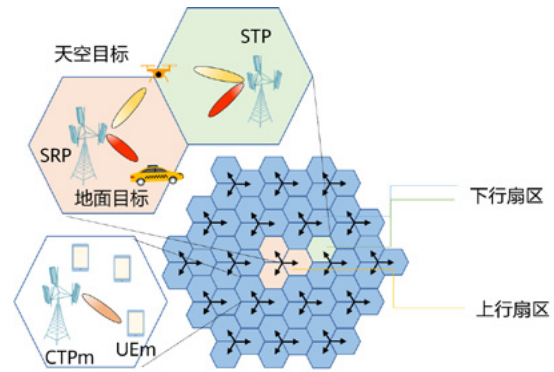


图 2 系统模型

如图 2 所示, 本文研究的网络协作通感一体化系统包含一个天线数目为 N_T 的感知发送基站 (STP, Sensing Transmitting Point), 一个天线数目为 N_T 的感知接收基站 (Sensing Receiving Point, SRP), M 个天线数目为 N_R 的下行通信基站 (Communication Transmitting Point, CTP)。每个通信基站服务 N 个单天线通信用户设备 (User Equipment, UE)。对于感知业务, STP 发送功率为 P_s 的感知参考信号 $\mathbf{x}_s \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$, 经过目标 (Object, OB) 反射后, 感知回波信号由 SRP 接收。OB 可以在网用户, 也可以是非在网物体, 本文考虑无设备感知 (Device-free Sensing), 因此 OB 不具有收发和处理感知参考信号的能力。对于通信业务, 每个下行通信基站 CTP $_m$, ($m = 1, \dots, M$) 以发射功率 $P_{c,m}$ 向本小区内的通信用户发送通信信号 $\mathbf{x}_{c,m} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$, 实现通信数据的传输。每个下行通信基站每次调度一个通信用户 UE $_m$ 。

对于感知系统, SRP 侧接收信号 \mathbf{y}_s 的表达式为:

$$\mathbf{y}_s = \sqrt{P_s/\rho_s} \mathbf{H}_s \mathbf{x}_s + \sqrt{P_s/\rho_{ss}} \mathbf{H}_{ss} \mathbf{x}_s + \sum_{m=1}^M \sqrt{\alpha_m P_{c,m}/\rho_{cs,m}} \mathbf{H}_{cs,m} \mathbf{x}_{c,m} + \mathbf{n}, \quad (1)$$

其中, 式 (1) 等号后第一项是SRP接收的感知回波信号、第二项是STP对SRP产生的感知信号干扰、第三项是 M 个下行通信基站对SRP产生的通信信号干扰、第四项是噪声信号。 $\mathbf{H}_s, \mathbf{H}_{ss}, \mathbf{H}_{cs,m} \in \mathbb{C}^{N_R \times N_T}$ 分别为STP经过感知目标反射后到达SRP的反射路径、STP到达SRP的直射路径以及CTP $_m$ 到达SRP的直射路径对应的信道状态矩阵; ρ_s 为感知路径的自由空间损耗 (Free Space Path Loss, FSPL), 其dB形式为 [9]:

$$PL_s(d_{s,1}, d_{s,2}) = PL(d_{s,1}) + PL(d_{s,2}) + 10\log_{10}\left(\frac{\lambda^2}{4\pi}\right) - 10\log_{10}(\sigma_{RCS}), \quad (2)$$

其中, $PL(\cdot)$ 为传统通信链路的路径损耗, $d_{s,1}$ 和 $d_{s,2}$ 分别表示STP到OB及OB到SRP的距离, λ 是波长, σ_{RCS} 是感知目标的雷达截面积 (Radar Cross Section, RCS); $\rho_{cs,m} = 10^{0.1PL(d_{cs,m})}$ 和 $\rho_{ss} = 10^{0.1PL(d_{ss})}$ 分别为CTP $_m$ 到SRP及STP到SRP的FSPL, 其中 $d_{cs,m}$ 和 d_{ss} 分别为CTP $_m$ 到SRP及STP到SRP的距离。上述路径损耗 $PL(\cdot)$ 的计算公式可以参考3GPP 38.901协议 [10]。对通信基站进行干扰协调可以降低其对感知接收信号的干扰, $\alpha_m \in [0, 1]$ 为CTP $_m$ 处的干扰协调因子。

根据式 (1), SRP侧感知接收信号的信号干扰噪声比 (Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR) 表达式为:

$$\text{SINR}_s = \frac{P_s \|\mathbf{H}_s\|_F^2}{\rho_s (I_c + I_{ss} + N)}, \quad (3)$$

其中, N 为环境噪声功率, I_c 和 I_{ss} 分别为通信基站和STP对SRP的干扰信号功率:

$$I_c = \sum_{m=1}^M \alpha_m P_{c,m} \|\mathbf{H}_{cs,m}\|_2^2 / \rho_{cs,m},$$

$$I_{ss} = P_s \|\mathbf{H}_{ss}\|_F^2 / \rho_{ss}.$$

对于通信系统, UE $_m$ 侧接收信号 $y_{c,m}$ 的表达式为:

$$y_{c,m} = \sqrt{P_{c,m}/\rho_{c,m}} \mathbf{h}_{c,m}^T \mathbf{x}_{c,m} + \sqrt{\beta_s P_s / \rho_{sc,m}} \mathbf{h}_{sc,m}^T \mathbf{x}_s + \sum_{q=1, q \neq m}^M \sqrt{\beta_{c,q,m} P_{c,q} / \rho_{cc,q,m}} \mathbf{h}_{cc,q,m}^T \mathbf{x}_{c,q} + n, \quad (4)$$

其中, 式 (4) 等号后第一项是UE $_m$ 接收的来自CTP $_m$ 的数据信号, 第二项是UE $_m$ 受到的来自STP的干扰, 第三项是其他通信基站的对UE $_m$ 的干扰, 第四项是噪声信号。 $\mathbf{h}_{c,m}, \mathbf{h}_{cc,q,m}, \mathbf{h}_{sc,m} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$ 分别为通信基站CTP $_m$ 到达UE $_m$, 通信基站CTP $_q$ 到达UE $_m$, 以及感知发射基站STP到达UE $_m$ 直射路径的信道状态向量; $\rho_{c,m}, \rho_{cc,q,m}, \rho_{sc,m}$ 分别为通信基站CTP $_m$ 到UE $_m$, 通信基站CTP $_q$ 到UE $_m$, 以及感知发射基站STP到UE $_m$ 的FSPL。与感知信号类似, $\beta_{c,q,m}, \beta_s \in [0, 1]$ 分别表示CTP $_q$ 及STP处的干扰协调因子。

根据式 (4), UE $_m$ 侧通信接收信号的信噪比 SINR 表达式为:

$$\text{SINR}_{c,m} = \frac{P_{c,m} \|\mathbf{h}_{c,m}\|_2^2}{\rho_{c,m} (I_{c,m} + I_{s,m} + N)}, \quad (5)$$

其中, $I_{c,m}, I_{s,m}$ 分别为其他通信基站和STP对UE $_m$ 的干扰信号功率:

$$I_{c,m} = \sum_{q=1, q \neq m}^M \beta_{c,q,m} P_{c,q} \|\mathbf{h}_{cc,q,m}\|_2^2 / \rho_{cc,q,m},$$

$$I_{s,m} = \beta_s P_s \|\mathbf{h}_{sc,m}\|_2^2 / \rho_{sc,m}.$$

3 干扰性能分析

在通信方面, 网络协作通感系统下行通信终端受到的干扰与传统下行通信系统类似, 主要由下行基站与目标通信终端之间的链路产生。在感知方面, 由于参与协作感知的接收基站处于上行工作模式, 感知接收信号所受干扰来自感知发射基站、下行通信基站与感知接收基站之间的链路, 相比通信终端, 感知信号干扰更加强烈。

下面分别对典型高频及低频协作通感系统感知信号基站间干扰特性进行分析。该系统包含19小区57扇区, 信道满足宏蜂窝 (Urban Macro Cell, UMA) 应用场景, 其他参数配置如表1所示。感知发射机位于与感知接收机处于不同站址且信道条件最好的扇区中。对于每个典型协作通信系统, 干扰特性分析又考虑面向天空的小型目标感知及地面的中等目标感知两种情况。前者感知目标RCS取0.01m², 后者感知目标RCS取10m²。感知目标与发射和接收感知基站之间的链路为LoS径。基站预先配置 L 个波束, 并通过波束扫描将波束与通信终端及感知目标进行匹配, 所匹配波束为接收节点所测量参考信号接收功率 (Reference Signal Received Power, RSRP) 最大值所对应的波束。通信基站从所有服务终端中随机选择一个通信终端完成通信信号传输。

表1 典型高频及低频协作通感系统参数配置

系统配置	载频 GHz	带宽 MHz	发射功率 dBm	振子数	单振子增益 dBi
高频	26	400	44	16*16*2	8
低频	2.6	100	52	12*8*2	8

图3给出了不同站间距下典型高频与低频系统基站间干扰强度累积分布函数 (Cumulative Distribution Function, CDF) 曲线图。右侧三根蓝线表示存在同站邻扇区干扰时的感知干扰强度, 左侧三根红线表示同站两个邻扇区关闭后的感知干扰强度。可以看出, 由于感知接收波束与通信干扰波束朝向不同, 相比地面感知, 天空感知的基站间干扰较弱。不论是高频系统还是低频系统, 与感知接收机处于同站相邻

两个扇区的感知发射机对感知信号的干扰明显强于来自其他扇区的干扰。正因如此，当同站两个邻扇区干扰存在时，感知干扰强度几乎与站间距的变化无关。

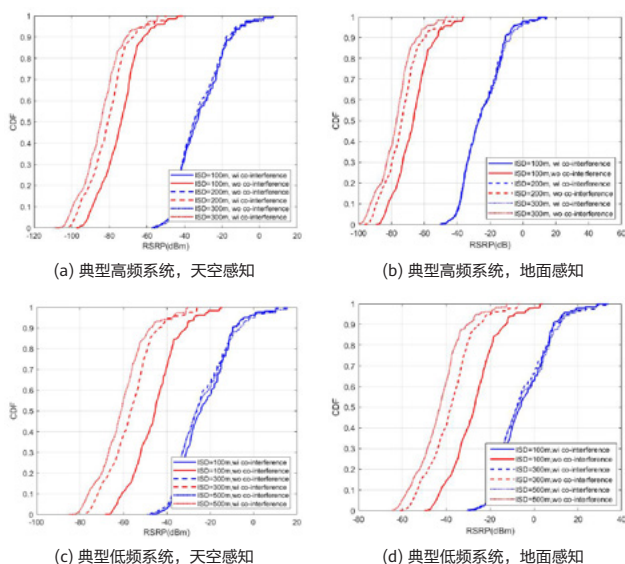


图3 协作通感系统感知信号干扰 CDF 曲线图

为保证感知信号被成功检测，感知信号接收 SINR 要求大于一定阈值，其取值与系统硬件参数相关。例如，在感知接收机处配置一个 10 位模数转换器 (Analog-to-Digital Converter, ADC)，其 ADC 动态范围约为 60dB。为成功检测感知信号，感知信号信干比要求大于 60dB。即，干扰上限满足：

$$\text{干扰上限} = \text{回波信号强度} + \text{ADC 动态范围} \quad (6)$$

当协作感知干扰过强时，需要进行干扰管理，保障感知信号的检测。假设感知目标位于小区边缘，感知接收机 ADC 动态范围 60dB，表 2 及表 3 分别给出了典型高频及低频场景下不同站间距 (Intra-Site Distance, ISD) 对应的回波信号强度、干扰上限及感知干扰强度。其中，回波信号强度及干扰上限可分别根据式 (3) 的分子及式 (6) 得出，干扰强度通过仿真图 3 得出。可以看出，对于天空小型目标感知，不论对于典型高频还是典型低频系统，当站间距大于等于 300m 时，开启与感知接收机同站的两个邻扇区将会造成感知干扰强度超过干扰上限 ($\geq 8\text{dB}$)，导致信号检测失败。因此，对于远距离协作感知，有必要对 2 个邻扇区进行干扰管理，保障感知信号成功检测。对于地面中型目标感知，则不需要对基站进行干扰管理即可保障感知信号成功检测。值得注意的是，在保障感知信号被成功检测的情况下，可以进一步对感知及通信基站进行干扰管理，从而提升感知信号的 SINR，实现感知精度增强。

为保障感知信号成功检测并满足感知性能需求，需要对基站进行干扰协调，可从时域、频域、空间域、功率域维度采取干扰协调机制。时域方面，可通过限制施扰通信扇区下行调度、调整帧结构、或施扰通信扇区与协作接收扇区联

合采用大周期长保护间隔 (Guard Period, GP) 帧结构配置等技术实现干扰协调；频域方面，可采取施扰通信扇区与协作接收扇区配置正交的上下行频域资源、限制协作接收上行子带调度等技术；空域方面，可以限制施扰通信扇区发送波束方向集合、感知接收波束方向集合、调整下倾角，以及协作接收扇区采取先进的干扰消除算法等；功率域方面，可适当降低施扰通信扇区的发送功率，或提高协作扇区发送功率。

表 2 典型高频协作通感系统回波信号及干扰强度

高频，天空感知 RCS = 0.01m ²				
ISD m	回波信号 dBm	干扰上限 dBm	感知干扰强度 dBm	
			邻扇区开	邻扇区关
100	-57.44	2.56	-14.72	-61.60
200	-70.68	-10.68	-17.64	-66.99
300	-78.43	-18.43	-14.10	70.84
高频，地面感知 RCS = 10m ²				
ISD m	回波信号 dBm	干扰上限 dBm	感知干扰强度 dBm	
			邻扇区开	邻扇区关
100	-27.44	32.56	-10.70	-52.49
200	-40.68	19.32	-10.72	-60.00
300	-48.43	11.57	-7.58	-64.50

表 3 典型低频协作通感系统回波信号及干扰强度

低频，天空感知 RCS = 0.01m ²				
ISD m	回波信号 dBm	干扰上限 dBm	感知干扰强度 dBm	
			邻扇区开	邻扇区关
100	-37.96	22.04	-9.61	-31.22
200	-58.95	1.05	-9.62	-43.29
300	-68.71	-8.71	-6.45	-47.79
低频，地面感知 RCS = 10m ²				
ISD m	回波信号 dBm	干扰上限 dBm	感知干扰强度 dBm	
			邻扇区开	邻扇区关
100	-7.96	52.04	8.88	-12.93
200	-28.95	31.05	9.53	-25.21
300	-38.71	21.29	11.98	-29.49

4 仿真结果

本节给出蜂窝组网环境下不同干扰管理策略对网络协作通感性能影响的系统级评估。本评估基于时分双工移动通信系统以及宏蜂窝应用场景。网络拓扑采用蜂窝六边形

结构，每个蜂窝结构的中心设立一个站点，包含三台基站设备，分别覆盖当前蜂窝结构内的三个扇区。同站点的三台基站设备上行/下行时隙相同。本仿真配置 1 台感知发射机、1 台感知接收机、53 台通信发射机，感知接收扇区位于网络中心处，感知发射机与感知接收机非共站址，而是配置为信道状态最好的相邻两个站点。在网络协作通感系统每个时隙的 14 个 OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 符号中，配置 1 个符号用于感知，其他 13 个符号实现传统通信传输。

为系统评估不同频段下干扰管理策略对网络协作感知性能的影响，仿真评估考虑 26GHz 及 2.6GHz 两个频段，典型基站能力配置如表 1 所示，其他系统参数见表 4。干扰管理策略通过配置不同干扰协调因子体现。干扰协调因子配为 1 表示不进行干扰协调，配置为 0 表示完美干扰协调。所有干扰协调扇区采用相同的干扰管理策略。感知精度采用测距均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 评估，计算公式如下：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\hat{d}_n - d^*)^2}$$

其中 N 为实验次数； \hat{d}_n 为第 n 次实验输出的感知参数估计值，通过旋转不变法 (Estimating Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques, ESPRIT) [3] 算出； d^* 为感知参数准确值。所有仿真重复 1000 次实验。

表 4 其他系统参数

系统参数	取值
每个扇区内终端个数	10
基站下倾角	11°
子载波间隔	60kHz
RCS	0.01m ² , 10m ²
调制方式	QPSK
感知导频	解调参考信号 DMRS
实验次数	1000

图 4 给出了高频及低频网络下探测天空小型目标 (RCS 为 0.01m²) 时测距精度与干扰协调因子的关系曲线。不论是高频还是低频系统，当干扰协调因子降低时，系统干扰变小，测距 RMSE 均显著下降，测距精度均有不同程度提升。对比不同站间距情况下的感知性能，不论高频还是低频系统，当干扰协调因子相同时，站间距越小感知精度越高。这是因为对于站间距较小的情况，尽管整体组网干扰强度较大，但协作感知接收功率较高，使得感知接收信号 SINR 较高，因此其仍具有更优异的网络协作感知性能。因此，基站部署密集的协作通感网络更具有感知优势。相比低频，高频

协作通感系统测距 RMSE 曲线在收敛时性能较差。这是因为当干扰协调因子足够小时，协作通感系统变为噪声受限，由于高频系统感知信号功率损耗更大且接收噪声更大，其感知接收 SINR 更小。

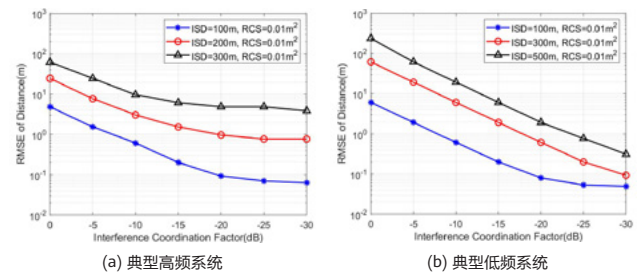


图 4 天空小型目标测距 RMSE 与干扰协调因子关系曲线

图 5 给出了高频及低频网络下探测中等目标 (RCS 为 10m²) 时测距精度与干扰协调因子的关系曲线。同样的，当干扰协调因子降低时，高频系统及低频系统的测距 RMSE 均显著下降，并且站间距越小，测距精度越高。对比图 4 与图 5，相比于探测小型目标，在探测中型目标时，随着干扰协调因子的降低，测距 RMSE 逐渐收敛到极限值，且由于协作接收功率的提高，感知性能在收敛时显著提高。综上，在实际网络中，干扰协调因子需要根据工作频率、站间距等因素综合考虑选取。

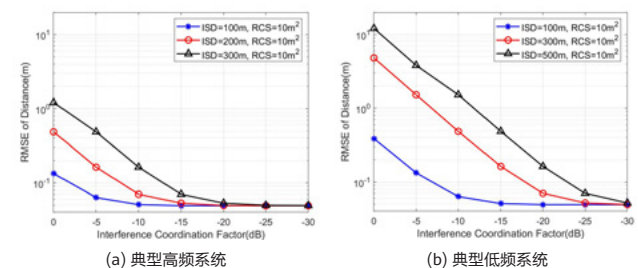


图 5 地面中型目标测距 RMSE 与干扰协调因子关系曲线

由于远距离基站干扰较弱，无需对系统中所有干扰基站进行干扰协调。图 6 给出了高频及低频网络下探测小型目标及中型目标时测距精度与干扰管理小区数的关系曲线。可以看出，对于高频系统，当干扰管理小区数增加到一定数量时，测距感知精度保持恒定。这意味着，相比全网干扰管理，选取合适数量的小区进行干扰管理即可达到预期的感知性能，可有效降低干扰管理开销。与高频不同，随着干扰管理小区数的增加，低频系统测距精度一直具有较为明显的提高。这是因为低频系统干扰信号衰减较慢，对一部分近距离基站进行干扰管理后，感知性能具有更大的改善空间。

图 7 给出探测目标 RCS 为 10m² 时，高频及低频网络达到 1m 测距 RMSE 时由干扰管理造成的通信效率损失情况。总体而言，高频及低频系统通信效率均随着 ISD 的增大而降低。特别地，高频系统所有情况下的通信效率均可达干扰管理前的 97% 以上。低频系统在 ISD 从 100m 提高至 500m 时，通信效率从干扰管理前的 100% 下降为 93%。

总体而言，在达到 1m 测距精度时，高频和低频协作通感系统的通信效率下降并不明显。

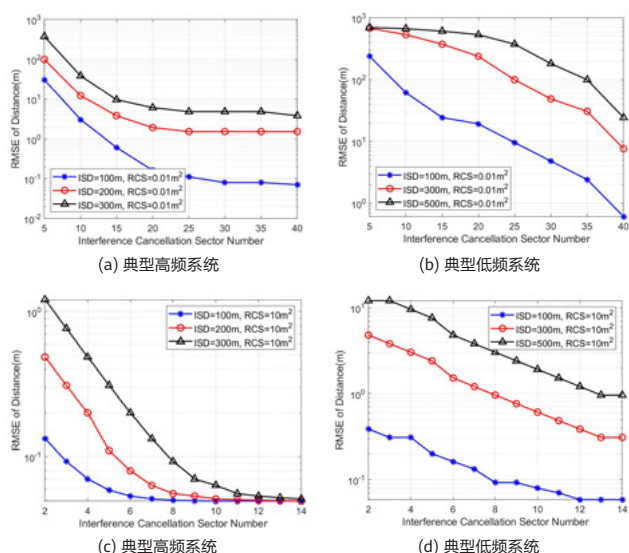


图 6 不同场景下测距 RMSE 与干扰协调扇区数关系曲线

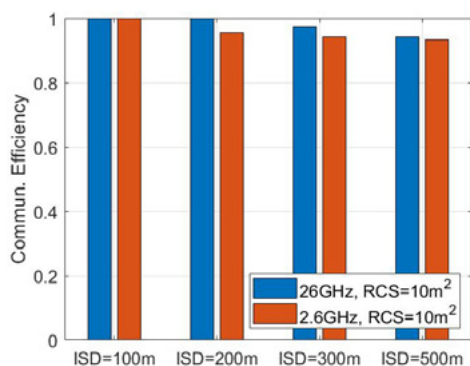


图 7 达到 1m 测距 RMSE 时的通信效率

5 总结与展望

本文对网络协作通感一体化系统基站间干扰强度进行了分析与评估。为保障感知信号成功检测，天空小型目标远距离感知时需对与感知接收机同站址的基站进行干扰管理。为增强感知性能，可依据高频及低频干扰特性，进一步扩大干扰管理基站数及干扰管理程度。系统级仿真验证了不同干扰管理方案下的感知精度及通信效率。随着多点协同技术的发展，网络协作通感一体化系统能以更全局的视野解决更复杂的通感问题，有助于推动原型样机研发与产业落地。除干扰管理外，协作簇的构建，协作信息联合处理，协作节点间同步误差消除，以及如何设计覆盖性能更强的高低频协作方案设计仍是亟待研究的关键问题。我们相信在不远的未来，网络协作通感一体化技术将取得更多研究突破，逐步从理论走向实践。

参考文献

- [1] L. Pucci, E. Paolini, and A. Giorgetti, "System-level analysis of joint sensing and communication based on 5G new radio," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 7, pp. 2043–2055, Jul. 2022.
- [2] L. Ma, C. Pan, Q. Wang, M. Lou, Y. Wang, and T. Jiang, "A downlink pilot based signal processing method for integrated sensing and communication towards 6G," in *Proc. IEEE VTC Spring, 2022*, pp. 1–5.
- [3] X. Zhang, J. Jin, L. Ma, Y. Wang, M. Lou, T. Jiang, Q. Wang, G. Liu, and J. Wang, "Pilot-based delay and doppler estimation in 6G integrated communication and sensing networks," in *Proc. 14th Int. Conf. Wireless Commun. Signal Process. (WCSP), 2022*, pp. 478–482.
- [4] L. Leyva, D. Castanheira, A. Silva, and A. Gameiro, "Two-stage estimation algorithm based on interleaved OFDM for a cooperative bistatic ISAC scenario," in *Proc. IEEE VTC spring, 2022*, pp. 1–6.
- [5] L. Pucci, E. Matricardi, E. Paolini, W. Xu, and A. Giorgetti, "Performance analysis of a bistatic joint sensing and communication system," in *Proc. IEEE ICC Workshops, 2022*, pp. 73–78.
- [6] A. Sakhnini, M. Guenach, A. Bourdoux, and S. Pollin, "A Cramér-Rao lower bound for analyzing the localization performance of a multistatic joint radar-communication system," in *Proc. IEEE IC&S, 2021*, pp. 1–5.
- [7] R. Li, Z. Xiao, and Y. Zeng, "Beamforming towards seamless sensing coverage for cellular integrated sensing and communication," in *Proc. IEEE ICC Workshops, 2022*, pp. 492–497.
- [8] L. Leyva, D. Castanheira, A. Silva, A. Gameiro, and L. Hanzo, "Cooperative multiterminal radar and communication: A new paradigm for 6G mobile networks," *IEEE Veh. Technol. Mag.*, vol. 16, no. 4, pp. 38–47, 2021.
- [9] IMT-2020(5G) 推进组. 5G-Advanced 通感融合仿真评估方法研究报告. 2023.
- [10] *Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz*, document 3GPP TR 38.901, Mar. 2022.



通信成像一体化：进展、挑战与展望

黄艺璇¹，杨杰^{2,3}，金石^{1,3}

¹ 东南大学 移动通信全国重点实验室

² 东南大学 复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室

³ 东南大学 移动信息通信与安全前沿科学中心

{huangyx, yangjie, jinshi}@seu.edu.cn

摘要

随着通感一体化研究的深入，通信系统的感知功能正朝着更细粒度的方向发展，其中成像是重要的感知形式之一。本文对通信成像一体化领域的研究进展进行综述，总结基于波束成形测距的成像和基于逆散射问题求解的成像两大技术路线，其中傅里叶变换和压缩感知是求解逆散射问题的主要方法。结合可重构智能超表面和人工智能等使能技术，本文介绍相应的算法设计思路。最后，本文讨论通信成像一体化研究的挑战和未来方向。

关键词

通信成像一体化，波束成形，逆散射问题，可重构智能超表面，人工智能

1 引言

通信感知一体化 (Integrated Sensing and Communication, ISAC) 是未来通信系统的重要技术和应用场景之一 [1]。其中, 感知功能将通过无线通信设备完成, 并有望实现通信与感知的相互促进与增强。现有文献已针对目标位置、速度等简单参数的估计开展了大量研究 [2, 3]。随着对环境感知精度要求的逐渐提升, ISAC 正朝着提取更精细环境特征的方向发展, 如地图重建和目标成像等 [4, 5]。由于图像可提供丰富的目标信息, 支持无线监控、增强现实等应用, 通信系统的成像功能具有广阔研究前景和较大应用价值, 因此本文重点关注通信成像一体化的研究。

电磁成像是一个包括合成孔径成像在内的, 有深厚研究基础的领域, 其具有穿透性强、隐私性好、不受光照条件影响等优点 [6-9]。电磁成像的目标是获取感兴趣区域 (Region of Interest, ROI) 内物体的几何形状和散射特征, 包括散射系数、介电常数等。其中, ROI 被离散化为若干个体素, 这些体素的散射系数或介电常数组成 ROI 图像 [10]。在通信成像一体化和传统合成孔径成像领域, 待恢复数据通常为体素的散射系数, 定义为单位能量场照射该体素时其散射能量的平方根, 即雷达散射截面积的平方根 [5, 11]。由于 ROI 可以被划分为成千上万个体素, 因此成像需要恢复的数据量巨大, 相比位置和速度估计等任务更加困难。

目前的通信成像一体化研究主要可分为基于波束成形测距的成像和基于逆散射问题求解的成像两大类。其中, 前者属于单站成像技术, 依赖于大天线孔径的波束成形。通过波束扫描并接收回波, 可以获取扫描方向体素的距离, 实现对 ROI 内目标形状和体素散射系数的刻画 [12, 13]。不同于此, 基于逆散射问题求解的成像同时包括单站和双站场景, 其接收回波来自整个 ROI 的散射 [6]。虽然电磁波在 ROI 内可能存在多次散射, 但考虑到能量损失, 现有通信成像一体化研究通常使用玻恩近似 [14], 假设体素的散射系数相对较小并忽视体素之间的多次散射, 将成像问题建模为线性逆散射问题, 其中傅里叶变换 (Fourier Transform, FT) [6-8] 和压缩感知 (Compressed Sensing, CS) [9, 15] 是常用的两种成像算法 [16]。

成像技术也随着通信和信号处理技术的进步得以发展。近年来, 超材料的发展, 尤其是可重构智能超表面 (Reconfigurable Intelligent Surface, RIS) 的出现, 已经激发了大量的新型通信系统设计和成像算法研究 [17-20]。此外, 人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 已被证明具有强大的数据拟合和图像处理能力 [21], 通过将 AI 技术应用于通信成像一体化系统, 有望实现超高精度的感知性能 [22]。本文将 RIS 和 AI 作为两个使能技术进行讨论。

处于起步阶段的通信成像一体化研究目前主要关注于通过通信系统实现成像功能, 因此本文将主要综述通信辅助的成像技术, 而将成像对通信的反哺能力作为开放话题进行

讨论。本文的其余章节内容组织如下: 第 2 节综述通信成像一体化的两个主要技术路线, 第 3 节给出通信成像一体化的两个主要使能技术, 第 4 节对当前研究的挑战和未来研究方向进行讨论, 第 5 节对全文进行总结。

2 通信成像一体化技术路线

本节对通信成像一体化的技术路线进行综述, 包括波束成形测距和逆散射问题求解两个思路。二者都依赖于通信系统导频信号的发射与接收, 主要区别在于波束成形测距方法的回波信号来自于个体素散射, 而逆散射问题求解方法的回波信号来自于整个 ROI 散射。

2.1 基于波束成形测距的成像

成像的主要任务之一是获得目标的形状。传统激光雷达通过高方向性激光波束的扫描和测距完成这一任务 [23]。得益于通信系统在朝着更高工作频段和更大天线孔径的方向发展, 其有望实现高精度波束成形和扫描 [13, 24]。设天线阵列的发射和接收波束中心都指向方向 (ϕ, θ) , 其中 ϕ 和 θ 分别表示方位角和俯仰角。由于大天线阵列能生成极窄波束, 可以认为发射信号 $p(k)$ 仅照射到 (ϕ, θ) 方向的体素, 且接收回波也仅来自该方向体素的散射, 其中 k 为信号波数。设天线阵列的发射和接收增益均为 1, 发射信号被 ROI 散射后到达接收端, 如图 1a 所示, 根据雷达公式 [11], 单站条件下接收信号可表示为

$$s(k) = \frac{\sigma(\phi, \theta)}{4\pi d(\phi, \theta)^2} e^{-j2kd(\phi, \theta)} p(k) + n(k) \quad (1)$$

其中, $d(\phi, \theta)$ 和 $\sigma(\phi, \theta)$ 分别表示 (ϕ, θ) 方向体素的距离和散射系数, $n(k)$ 为接收端的加性噪声。简单起见公式 (1) 中我们仅考虑了自由空间路损。通过计算发射和接收信号的时延差 $\hat{\tau}$ [13], 可估计出该方向上体素的距离

$$\hat{d}(\phi, \theta) = \hat{\tau}c/2 \quad (2)$$

其中, c 为光速。进一步地, 体素的散射系数可计算为

$$\hat{\sigma}(\phi, \theta) = 4\pi \hat{d}(\phi, \theta)^2 \frac{|s(k)|}{|p(k)|} \quad (3)$$

其中, $|\cdot|$ 表示信号模值。如图 1a 所示, 通过对所有感兴趣方向 (ϕ, θ) 的波束扫描, 可获得周围环境的深度图像及对应体素的散射系数。这一成像思路在个人移动雷达 [12] 和 5G 基站 [13] 上都有研究, 其成像分辨率由波束扫描的分辨率决定, 测距的极限分辨率由下式给出 [13]

$$\delta_{\text{range}} = \frac{c}{2B} \quad (4)$$

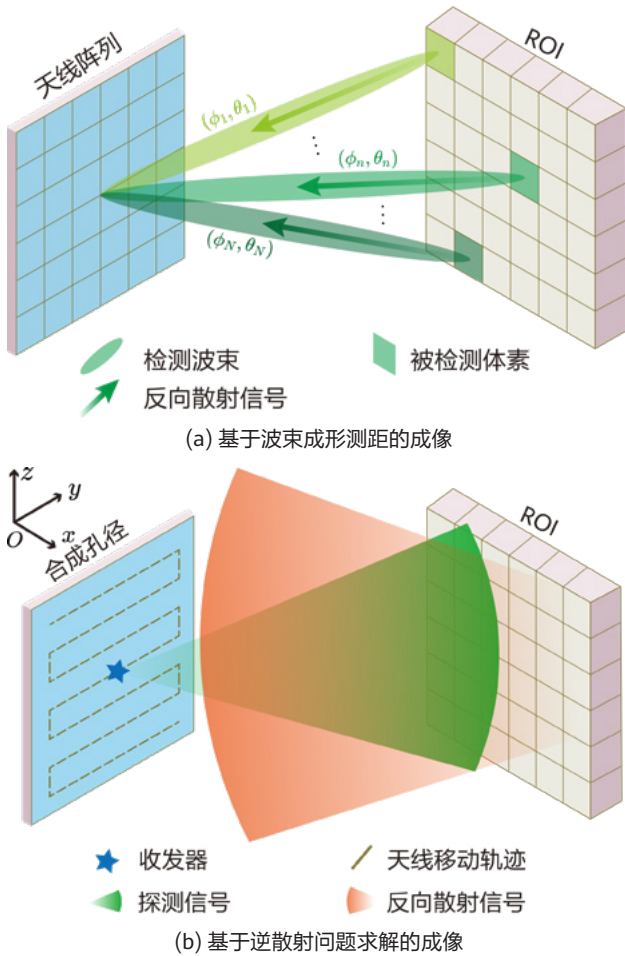


图1 通信成像一体化技术路线对比

其中, B 为信号带宽。因此, 信号带宽越大, 测距和成像的精度也越高。

2.2 基于逆散射问题求解的成像

通常将从接收信号中恢复 ROI 图像信息的问题称为逆散射问题 [22]。基于逆散射问题求解的成像在传统合成孔径成像领域有广泛研究 [6, 7]。考虑图 1b 所示的成像场景¹, 一个单天线的收发器在成像孔径上移动以合成孔径, 收发器在每个位置发射信号并接收回波。在通信系统中, 收发器的扫描可以通过手持用户设备 (User Equipment, UE) 完成 [25]。设 ROI 的散射系数可由 $\sigma(x, y, z)$ 表示, 合成孔径位于 yOz 平面, 孔径中心位于原点, ROI 位于孔径正前方, 那么收发器在位置 $[0, y_a, z_a]^T$ 处的接收信号是 ROI 内所有体素散射信号的叠加, 不考虑噪声影响的条件下, 可表示为 [6, 7]

$$s^\circ(y_a, z_a, k) = \iiint \frac{\sigma(x, y, z)}{4\pi d(x, y, z)^2} p(k) e^{-j2kd(x, y, z)} dx dy dz \quad (5)$$

其中, 收发器 $[0, y_a, z_a]^T$ 与点 $[x, y, z]^T$ 的距离为

$$d(x, y, z) = \sqrt{x^2 + (y - y_a)^2 + (z - z_a)^2} \quad (6)$$

基于上述模型, 可分别通过 FT 和 CS 技术进行成像 [16]。

1. 基于 FT 的成像: 对 (5) 两端同时做 2D FT 得 [7]

$$S^\circ(k_y, k_z, k) = \iiint \frac{\sigma(x, y, z)}{4\pi} p(k) E(k_y, k_z, k) dx dy dz \quad (7)$$

其中, $S^\circ(k_y, k_z, k) = \text{FT}_{2D}\{s^\circ(y, z, k)\}$,

$$E(k_y, k_z, k) = \frac{-4\pi^2}{k_x^2} e^{-jk_x x - jk_y y - jk_z z} \quad (8)$$

k_x, k_y, k_z 分别为 x, y, z 对应的傅里叶域变量。因此,

$$S^\circ(k_y, k_z, k) \frac{k_x^2}{-\pi p(k)} = \Sigma(k_x, k_y, k_z) = \text{FT}_{3D}\{\sigma(x, y, z)\} \quad (9)$$

考虑接收噪声的影响, 接收信号可表示为

$$s(y_a, z_a, k) = s^\circ(y_a, z_a, k) + n(y_a, z_a, k) \quad (10)$$

其中, $n(y_a, z_a, k)$ 为加性高斯白噪声。因此, 基于 FT 的成像方法可表示为 [6, 7]

$$\sigma(x, y, z) = \text{FT}_{3D}^{-1} \left\{ \text{FT}_{2D}\{s(y_a, z_a, k)\} \frac{k_x^2}{-\pi p(k)} \right\} \quad (11)$$

其中, FT 及其逆变换可通过快速 FT 及其逆变换完成, 极大地节约了计算时间。需要说明的是, 基于 FT 的成像方法要求收发器在孔径上均匀采样, 而用户手持 UE 进行收发器扫描时很难满足这一要求, 因此需要进一步设计适用于不规则采样的成像技术 [25-27]。下面介绍基于 CS 的成像方法, 该方法不要求在孔径表面均匀采样。

2. 基于 CS 的成像: 设收发器共在 M 个位置处收发信号, ROI 被等间距地划分为 N 个体素。将 (10) 写为离散的矩阵形式为 [9]

$$\mathbf{s} = \mathbf{A}\boldsymbol{\sigma} + \mathbf{n} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 是收发器的接收信号, $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 是感知矩阵, $\boldsymbol{\sigma} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 是体素散射系数向量, $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 是接收噪声。A 的第 (m, n) 个元素为

$$a_{m,n} = \frac{p(k)}{4\pi d_{m,n}^2} e^{-j2kd_{m,n}} \quad (13)$$

其中, $d_{m,n}$ 为第 m 个收发器位置到第 n 个体素之间的距离。由于 ROI 内的目标通常仅占据 ROI 空间的一小部分, 因此散射系数向量 $\boldsymbol{\sigma}$ 在空间内是稀疏的。根据 CS 理论, 可以使用少于奈归斯特准则要求的量测数恢复稀疏向量 [15]。具体地, 基于 CS 的成像问题可写为

$$\min_{\boldsymbol{\sigma}} \|\mathbf{s} - \mathbf{A}\boldsymbol{\sigma}\|_2 + \eta \|\boldsymbol{\sigma}\|_0 \quad (14)$$

或

¹ 合成孔径成像已经发展出包括单站、双站在内的多种孔径合成方式和应用场景 [8], 此处仅以最简单的场景举例。

表 1 FT 和 CS 成像方法对比

比较项目	FT	CS
所需量测数	多	少
所需运行内存	小	大
要求天线孔径均匀采样	是	否
计算复杂度	低	高
旁瓣是否可抑制	否	是

$$\min_{\sigma} \|\sigma\|_0 \quad \text{subject to} \quad \|\mathbf{s} - \mathbf{A}\sigma\|_2 \leq \varepsilon \quad (15)$$

其中, η 和 ε 为优化问题的超参数。上述问题可通过凸松弛算法、贪婪算法或贝叶斯估计等众多 CS 算法求解 [28]。

2.3 算法性能讨论

本小节对上述几种成像方法的性能进行讨论。在基于波束成形测距的成像中, 发射信号方向性地对 ROI 进行扫描, 成像精度主要受限于波束成形精度和时延估计精度, 计算复杂度则与波束扫描次数和时延估计算法的复杂度有关。其中, 波束成形精度受天线个数和码本设计的影响, 当天线数量不足时, 波束成形精度较差, 对目标的成像将会退化为对点目标的检测 [13]。

在基于逆散射问题求解的成像中, 发射信号相对 ROI 是广播信号, 成像精度和计算复杂度主要取决于逆散射问题求解算法的性能。具体而言, FT 和 CS 算法具有相同的衍射极限分辨率。其中, 成像的距离分辨率 (图 1b 中沿 x 轴方向) 已由 (4) 给出, 横向极限分辨率 (图 1b 中沿 y 或 z 轴方向) 由下式给出:

$$\delta_{\text{cross-range}} = \frac{\lambda_c}{4 \sin(\gamma/2)} \quad (16)$$

其中, λ_c 为中心载频对应的波长, γ 为成像孔径相对 ROI 张成的角度。FT 和 CS 在成像中各有优劣, 其性能和要求的对比总结在表 1 中。

在天线数受限的条件下, 基于波束成形测距的成像更适用于大场景的粗粒度成像, 而基于逆散射问题求解的成像因得益于 CS 算法对 ROI 稀疏性的利用仍有可能实现高精度成像。

3 通信成像一体化关键使能技术

3.1 RIS 辅助的成像

RIS 被认为是未来无线通信系统的重要组成部分之一 [19, 20]。本小节讨论 RIS 辅助的成像, 其中 RIS 孔径被用作成像孔径。由于 RIS 本身具有大天线阵列, 因此 RIS 辅助的成像系统不再要求发射端或接收端配备多天线, 单收发天

线的成像系统设计成为可能, 这有望降低系统造价和能源消耗 [19, 29]。此外, RIS 可实现无线传播环境的智能调控, 不需要传统合成孔径成像中的孔径合成过程, 简化了量测的获取步骤, RIS 相位的快速变化可以支持实时成像 [30]。同时, 由于 RIS 具有增大通信覆盖范围的能力 [19], 相应地也能扩大系统的成像范围, 实现非可视条件下的成像。虽然 RIS 的使用将为通信成像一体化提供更多设计思路和解决方案, 但整体技术路线仍不超出第 2 节的内容。与之不同的是, 常见的反射型 RIS 只能反射信号而不能接收和处理信号 [19], 因此 RIS 辅助的成像更具有挑战性。

- **RIS 辅助的基于波束成形测距的成像。** RIS 由亚波长尺寸的可调单元组成, 其散射相位 (和幅值) 可以重新配置以实现智能调控电磁传播环境的目的。由于 RIS 本身也具有大天线阵列, 类似第 2.1 节介绍的基于收发天线阵列的成像技术, 通过设计 RIS 散射系数码本也可以基于波束成形测距获得深度图像 [31]。
- **RIS 辅助的基于逆散射问题求解的成像。** 由于常见的反射型 RIS 不具有接收和处理信号的能力, 基于 RIS 的逆散射问题通常为双站场景 [32–35], RIS 孔径处的信号被反射到基站 (Base Station, BS) 处接收, 如图 2 所示。根据 RIS 信道模型 [19], 成像问题可以被建模为 (12) 的形式并使用压缩感知方法求解 [32, 33]。在逆散射问题建模中, 借助 RIS 的智能调控能力可实现多径信号的相位对准和信号增强 [34], 还可以将成像逆问题转化为正向问题求解 [35]。

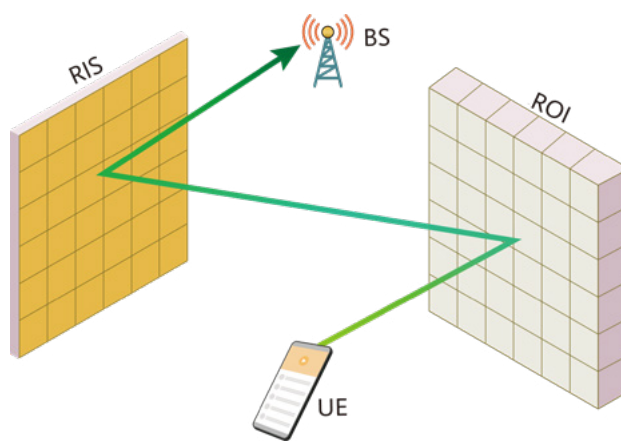


图 2 RIS 辅助通信成像一体化示意图

3.2 AI 辅助的成像

AI 已经被证明具有强大的图像处理能力, 可以完成图像分类、生成、超分辨率等任务 [21]。因此, 在通信成像一体化中引入 AI 技术有望进一步提升成像性能。根据 (12) 的问题建模, 最简单的思路是训练从量测 \mathbf{s} 直接映射到图像 σ 的神经网络。然而, 这种训练方式没有使用已有的物理知识, 所需的数据量大、训练时间长、可迁移性差。最近, 模

型驱动的神经网络通过结合已知的物理知识，在这些方面更具优势 [22]。本小节将主要介绍通信成像一体化中模型驱动神经网络的设计思路。

- **神经网络辅助图像去噪。**该方法首先基于传统成像算法获得图像初解，该初解中可能存在大量误检和伪影。通过将初解输入神经网络，使用神经网络实现图像去噪，可以有效提升成像精度 [36]。
- **物理信息辅助损失函数设计。**以 (12) 给出的问题为例，物理信息辅助的损失函数可以设计为 [37]

$$L = \beta \|\hat{\sigma} - \sigma\|_2^2 + \xi \|s - \mathbf{A}\hat{\sigma}\|_2^2 \quad (17)$$

其中， β 和 ξ 是可调参数， $\hat{\sigma}$ 是 σ 的估计值。上述损失函数可以在网络训练中充分结合物理知识和数据信息，获得更好的网络训练效果。

- **传统迭代算法的展开。**基于 CS 的传统算法大多都属于迭代算法 [28]。通过将迭代算法的每次循环视为神经网络的一层，可将迭代算法展开为级联神经网络，并从训练数据中学习网络的若干参数 [38]。通过将物理模型嵌入神经网络，可以极大地减少训练参数并获得更快的模型收敛速度。

4 挑战与展望

前文已对通信成像一体化的研究现状进行了综述。上述内容仅仅是通信成像一体化研究的开端，该领域仍有大量技术问题值得探索。基于对现有研究进展的思考和总结，本节对通信成像一体化的研究挑战和未来方向进行讨论。

4.1 挑战

- **尺寸受限的成像孔径。**根据 (16)，横向分辨率的提升需要大孔径支撑，因此通信系统的成像精度受孔径尺寸的约束。为提升成像性能，可借助广泛分布的多用户天线合成大孔径 [10]。但超大孔径会引发各向异性散射问题，不同观测角度的体素散射系数也不同 [39]，使成像问题更加复杂。因此，如何处理好孔径尺寸与各向异性散射的折衷是当前面临的挑战之一。
- **带宽受限的通信系统。**根据 (4)，距离分辨率和系统带宽成反比。但是，通信系统的可用带宽非常有限。通过拼接不同子带可以实现大带宽的效果 [13]，但这会导致复杂的系统和算法设计。此外，单载频 3D 成像的可行性虽已被验证 [40]，但只能在极近距离内实现。因此，如何提升距离分辨率也是亟待解决的难题之一。
- **不可避免的定位误差。**现有通信成像一体化研究都基于收发端位置已知的假设 [10, 32]。这在 BS 端的单站成像中影响不大，但在图 2 所示的成像系统中几乎不可能获得 UE 的绝对准确位置。UE 的位置误差将会造

成 (11) 中 FT 的误差或 (12) 中感知矩阵 A 的建模误差，对成像结果会产生严重影响。因此，如何应对成像系统的定位误差也是必须面对的挑战之一。

- **系统框架设计和硬件实施。**成像功能的实现要求大量导频信号以提取图像信息，因此如何在有限的时频空资源下合理分配导频和数据信号是系统设计中的一个重要问题。此外，基于 CS 的成像算法一般具有较高的计算复杂度，系统的计算资源也需要进一步调度。在具体的硬件实施中，还会遇到系统同步误差、相位误差、量化误差等问题 [13]，其中相位误差对成像性能的影响尤其显著。未来还需要具体的算法设计以补偿硬件损失。

4.2 展望

- **应用场景设计。**现有的通信成像一体化研究大多集中在成像算法设计上，但是对成像的应用场景却很少描述。基于成像结果，未来有望实现 3D 电磁环境重构和目标远场 RCS 估计 [41]，赋能增强现实等应用，并辅助通信系统算法设计。部分研究将成像结果用于语义分割和场景理解 [32, 42]，这有望被应用到安全检查和行为检测等领域 [6]。通信成像一体化在未来将赋能更多样的应用场景设计。
- **通信与成像性能的促进与折衷。**现有的通信成像一体化研究主要关注于从基于导频信号的信道估计结果中提取图像信息。由于图像的待恢复数据维度高，成像功能的实现本质上需要大量导频信号的发送，因此可能会导致通信速率的降低。通信与成像性能的折衷在 [5] 中有详细讨论。但同时，由于成像和通信都是从接收信号中提取信息，二者的联合算法设计有望实现整体估计性能的提升 [10, 33]。此外，基于成像结果的 3D 电磁环境重构有望在数据通信阶段进一步辅助通信信道估计和信号检测，降低系统误码率。
- **原型系统搭建和实测试验。**通信成像一体化的研究目前尚处于起步阶段，仅有少数研究搭建实测系统对成像算法进行验证 [13, 25, 32]。通信成像一体化的应用落地需要更多实测数据的支撑，并解决硬件不理想特性带来的性能损失。

5 结语

本文对通信成像一体化的研究进展进行综述，介绍了波束成形测距和逆散射问题求解两个主要技术路线，并讨论了 RIS 和 AI 等先进使能技术对成像的辅助作用。然后，本文对通信成像一体化目前面临的挑战进行总结，并对未来研究方向进行展望。总之，通信成像一体化是 ISAC 领域的一个重要分支，具有广阔的研究前景和较大的应用价值，有望成为未来无线通信系统的关键技术之一。

参考文献

- [1] F. Liu, Y. Cui, C. Masouros, J. Xu, T. X. Han, Y. C. Eldar, and S. Buzzi, "Integrated sensing and communications: Towards dual-functional wireless networks for 6G and beyond," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 6, pp. 1728–1767, Jun. 2022.
- [2] J. Yang, S. Jin, C.-K. Wen *et al.*, "Model-based learning network for 3-D localization in mmWave communications," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 20, no. 8, pp. 5449–5466, Mar. 2021.
- [3] C. D. Ozkaptan, E. Ekici, O. Altintas, and C.-H. Wang, "OFDM pilot-based radar for joint vehicular communication and radar systems," in Proc. *IEEE VNC*, Dec. 2018, pp. 1–8.
- [4] J. Yang, C.-K. Wen, and S. Jin, "Hybrid active and passive sensing for SLAM in wireless communication systems," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 7, pp. 2146–2163, Jul. 2022.
- [5] N. Mehrotra and A. Sabharwal, "On the degrees of freedom region for simultaneous imaging & uplink communication," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 6, pp. 1768–1779, Jun. 2022.
- [6] D. M. Sheen, D. L. McMakin, and T. E. Hall, "Three-dimensional millimeter-wave imaging for concealed weapon detection," *IEEE Trans. Microwave Theory Tech.*, vol. 49, no. 9, pp. 1581–1592, Sep. 2001.
- [7] X. Zhuge and A. G. Yarovoy, "Three-dimensional near-field MIMO array imaging using range migration techniques," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 21, no. 6, pp. 3026–3033, Jun. 2012.
- [8] J. Gao *et al.*, "An efficient algorithm for MIMO cylindrical millimeter-wave holographic 3-D imaging," *IEEE Trans. Microwave Theory Tech.*, vol. 66, no. 11, pp. 5065–5074, Nov. 2018.
- [9] B. Zhang, W. Hong, and Y. Wu, "Sparse microwave imaging: Principles and applications," *Sci. China Inf. Sci.*, vol. 55, no. 8, pp. 1722–1754, Jul. 2012.
- [10] X. Tong *et al.*, "Joint multi-user communication and sensing exploiting both signal and environment sparsity," *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, vol. 15, no. 6, pp. 1409–1422, Nov. 2021.
- [11] E. F. Knott, J. F. Schaeffer, and M. T. Tully, *Radar cross section*, 2nd ed. Norwood, MA, USA: Artech House, 1993.
- [12] F. Guidi, A. Guerra, and D. Dardari, "Personal mobile radars with millimeter-wave massive arrays for indoor mapping," *IEEE Trans. Mob. Comput.*, vol. 15, no. 6, pp. 1471–1484, Jun. 2016.
- [13] J. Guan, A. Paidimarri, A. Valdes-Garcia, and B. Sadhu, "3-D imaging using millimeter-wave 5G signal reflections," *IEEE Trans. Microwave Theory Tech.*, vol. 69, no. 6, pp. 2936–2948, Jun. 2021.
- [14] M. Born and E. Wolf, *Principles of Optics: Electromagnetic Theory of Propagation, Interference and Diffraction of Light*, 7th ed. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 1999.
- [15] D. L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, Apr. 2006.
- [16] J. Fang *et al.*, "Fast compressed sensing SAR imaging based on approximated observation," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 7, no. 1, pp. 352–363, Jan. 2014.
- [17] M. F. Imani *et al.*, "Review of metasurface antennas for computational microwave imaging," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 68, no. 3, pp. 1860–1875, Mar. 2020.
- [18] L. Li, H. Ruan, C. Liu, Y. Li, Y. Shuang, A. Alù, C.-W. Qiu, and T. J. Cui, "Machine-learning reprogrammable metasurface imager," *Nat. Commun.*, vol. 10, no. 1, Mar. 2019, Art. no. 1082.
- [19] W. Tang *et al.*, "Path loss modeling and measurements for reconfigurable intelligent surfaces in the millimeter-wave frequency band," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 70, no. 9, pp. 6259–6276, Sep. 2022.
- [20] Y. Huang, J. Yang, W. Tang, C.-K. Wen, S. Xia, and S. Jin, "Joint localization and environment sensing by harnessing NLOS components in RIS-aided mmWave communication systems," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, early access, Apr. 2023.
- [21] C. Dong, C. C. Loy, K. He, and X. Tang, "Image super-resolution using deep convolutional networks," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 38, no. 2, pp. 295–307, Feb. 2016.

- [22] R. Guo, T. Huang, M. Li, H. Zhang, and Y. C. Eldar, "Physics-embedded machine learning for electromagnetic data imaging: Examining three types of data-driven imaging methods," *IEEE Signal Process Mag.*, vol. 40, no. 2, pp. 18–31, Mar. 2023.
- [23] W. Hess, D. Kohler, H. Rapp, and D. Andor, "Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM," in *Proc. IEEE ICRA*, May 2016, pp. 1271–1278.
- [24] Z. Wang, X. Mu, and Y. Liu, "Terahertz near-field communications and sensing," [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2306.09723>
- [25] O. Li *et al.*, "Integrated sensing and communication in 6G: a prototype of high resolution THz sensing on portable device," in *Proc. EuCNC/6G Summit*, Jun. 2021, pp. 544–549.
- [26] J. W. Smith and M. Torlak, "Efficient 3-D near-field MIMO-SAR imaging for irregular scanning geometries," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 10 283–10 294, Jan. 2022.
- [27] X. Li and Y. Chen, "Lightweight 2D imaging for integrated imaging and communication applications," *IEEE Signal Process Lett.*, vol. 28, pp. 528–532, Feb. 2021.
- [28] Q. Zou and H. Yang, "A concise tutorial on approximate message passing," [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2201.07487>
- [29] J. Wang, W. Tang, J. C. Liang, L. Zhang, J. Y. Dai, X. Li, S. Jin, Q. Cheng, and T. J. Cui, "Reconfigurable intelligent surface: Power consumption modeling and practical measurement validation," [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2211.00323>
- [30] G. Castaldi, L. Zhang, M. Moccia, A. Y. Hathaway, W. X. Tang, T. J. Cui, and V. Galdi, "Joint multi-frequency beam shaping and steering via space-time-coding digital metasurfaces," *Adv. Funct. Mater.*, vol. 31, no. 6, Feb. 2021, Art. no. 2007620.
- [31] A. Taha, H. Luo, and A. Alkhateeb, "Reconfigurable intelligent surface aided wireless sensing for scene depth estimation," [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2211.08210>.
- [32] J. Hu, H. Zhang, K. Bian, Z. Han, H. V. Poor, and L. Song, "MetaSketch: Wireless semantic segmentation by reconfigurable intelligent surfaces," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 21, no. 8, pp. 5916–5929, Aug. 2022.
- [33] S. Zhu, Z. Yu, Q. Guo, J. Ding, Q. Cheng, and T. J. Cui, "RIS-assisted joint uplink communication and imaging: Phase optimization and bayesian echo decoupling," [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2301.03817>
- [34] Y. He, D. Zhang, and Y. Chen, "High-resolution WiFi imaging with reconfigurable intelligent surfaces," *IEEE Internet Things J.*, vol. 10, no. 2, pp. 1775–1786, Jan. 2023.
- [35] Y. Jiang, F. Gao, Y. Liu, S. Jin, and T. Cui, "Near field computational imaging with RIS generated virtual masks," [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2304.11510>
- [36] Z. Wei and X. Chen, "Deep-learning schemes for full-wave nonlinear inverse scattering problems," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 57, no. 4, pp. 1849–1860, Sep. 2018.
- [37] Y. Jin, Q. Shen, X. Wu, J. Chen, and Y. Huang, "A physics-driven deep-learning network for solving nonlinear inverse problems," *Petrophysics*, vol. 61, no. 1, pp. 86–98, Feb. 2020.
- [38] H. He, C.-K. Wen, S. Jin, and G. Y. Li, "Model-driven deep learning for MIMO detection," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 68, pp. 1702–1715, Feb. 2020.
- [39] M. Çetin *et al.*, "Sparsity-driven synthetic aperture radar imaging: Reconstruction, autofocusing, moving targets, and compressed sensing," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 31, no. 4, pp. 27–40, Jul. 2014.
- [40] T. Fromenteze, M. Boyarsky, J. Gollub, T. Sleasman, M. Imani, and D. R. Smith, "Single-frequency near-field MIMO imaging," in *Proc. EUCAP*, Mar. 2017, pp. 1415–1418.
- [41] A. Broquetas, J. Palau, L. Jofre, and A. Cardama, "Spherical wave near-field imaging and radar cross-section measurement," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 46, no. 5, pp. 730–735, May 1998.
- [42] X. Tong, Z. Zhang, and Z. Yang, "Multi-view sensing for wireless communications: Architectures, designs, and opportunities," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 61, no. 5, pp. 40–46, May 2023.

高斯信道下通信感知一体化的 信息理论极限

刘凡¹, 熊一帆², 袁伟杰¹, 崔原豪¹, 韩霄³

¹ 南方科技大学

² 北京邮电大学

³ 华为技术有限公司 无线技术实验室

1 引言

下一代无线通信系统将使智慧城市、智慧工厂、车联网、无人机低空经济等新兴技术的实现成为可能 [1]。这些新兴技术都具备一个共同特点，即同时需要高质量的通信能力和稳健且高精度的感知能力。以车联网为例，其要求通信时延在 10ms 以内，定位精度达到厘米级，以实现车-车协同与车-路协同，以及对交通环境的高精度感知。然而，现存 4G/5G 网络与上述垂直行业的业务需求存在一定矛盾。举例而言，LTE 网络通信速率在 100 Mbps 量级，端到端时延在百毫秒量级；3GPP 在 Rel 16 版本引入的 5G 网络无线接入定位技术具备室内小于 3m，室外小于 10m 的定位性能，均难以满足上述通信与感知需求。为解决上述挑战，在未来 5G-Advanced (5G-A)、6G 无线网络中部署泛在无线感知功能，被认为是一种行之有效的解决途径。因此，通信感知一体化逐渐成为 5G-A、6G 的核心技术之一 [2]。

从技术趋势角度看，在毫米波频段，现有雷达与通信系统的硬件架构、信道特性以及信号处理方法已经十分接近，两者的结合乃至一体化已成必然趋势；从应用需求角度看，相当一部分 5G-A/6G 新兴应用需要进行感知与通信联合设计，例如智慧工厂、智慧家庭等物联网应用，以及上述车联网、自动驾驶等智能交通应用。为高效利用频谱、功率等无线资源，并服务于多种新兴应用场景，通感一体化被广泛认为是能够大幅提升资源利用率的一种低成本解决方案。有鉴于此，中国工程院在 2020 年底发布《全球工程前沿 2020》报告，将“无线通信与感知一体化技术”列为信息电子领域工程开发前沿 Top 2。2021 年，科技部在其“十四五”国家重点研发计划“多模态网络与通信”重点专项指南中，将“6G 通信-感知-计算融合网络架构”列为该专项的关键技术之一。工业界方面，华为公司在 2020 全球移动宽带论坛上提出了其对 5G-A 的三大愿景，其中之一即为“融合感知通信”，要求蜂窝网络既能提供通信能力，也能提供感知能力。此外，还要求通信和感知功能互相协作，实现互惠互利。中国移动提出，6G 时代未来需求的最大的特征就是深度感知和理解物理世界。ITU、3GPP、IEEE 等国际标准化组织也在通感一体化方向展开了广泛研究。其中，ITU 和 3GPP 将通感一体化技术分别列为 Work Item 和 Study Item，围绕其场景需求、关键用例、信号设计、传输协议等多个方面展开研究；IEEE 则启动了 IEEE 802.11bf WLAN Sensing 标准的研究和起草，旨在对 Wi-Fi 感知技术进行标准化。此外，美国 Next G Alliance，欧盟 Hexa-X，以及我国的 IMT-2030 (6G) 推进组均围绕通感一体化技术形成了大量标准提案与工业白皮书。2023 年 6 月，ITU 在《IMT 面向 2030 及未来发展的框架和总体目标建议书》中定义了 6G 总体愿景，标志着 6G 时代的正式开始 [3]。该纲领性文件正式确立了通感一体化作为 6G 的六大典型应用场景之一。通感一体化能够提供广域多维感知，获取关于未知物体、连接设备和周围环境的空间信息。这一场景将支持自动化、安全驾驶、数字

孪生等创新应用，并与人工智能相结合，进一步增强物理环境的感知能力，有望成为各种用例的关键推动因素。

通信与感知系统采用两类性能评价指标体系 [4]。在 ISAC 系统中，由于通信与感知子系统之间共享无线资源与硬件平台，ISAC 系统需要在时间、频率、功率等资源约束下，同时完成通信信息传输以及目标信息感知两大任务。在这一体制下，感知精度、检测概率与通信速率、误码率等指标间往往存在相互制约、此消彼长的关系，ISAC 系统将不可能同时达到通信最优和感知最优性能，于是不可避免地在两者之间产生性能折衷 (Performance Tradeoff)。这使得 ISAC 系统的性能边界无法基于经典理论进行分析。如何刻画通信与感知的性能折衷关系与耦合机理，为通感一体化提供“理论标尺”，是亟需解决的基础理论问题 [5, 6]。为揭示该折衷机理，核心思想是研究通信和感知子系统所能达到的性能极限，定义通信和感知的性能度量，并刻画二者的可达区域。该问题是通感一体化领域的开放问题，学术界尚无明确的一般性结论。

本文介绍作者团队在通感一体化性能极限方面的最新研究进展。特别地，本文将主要聚焦在高斯信道这一适用性最为广泛的信道模型上，并考虑点对点通信与单站或双站感知一体化场景。本文首次针对随机 ISAC 信号定义了一类 Miller-Chang type Cramér-Rao bound (CRB)，给出了 ISAC 系统对目标参数进行无偏估计时的误差下界。进一步地，本文分析了 CRB 与通信速率的可达区域 (CRB-Rate Region)，并针对该区域 Pareto 边界上的两个重要角点——感知最优角点 P_{SC} 和通信最优角点 P_{CS} 进行了分析。具体而言，本文给出了 P_{SC} 点处感知最优时的信号结构、高 SNR 通信容量及可达策略，以及 P_{CS} 点处感知 CRB 的上界与下界。我们的研究表明，ISAC 系统中的通信与感知性能存在双重折衷，即：子空间折衷 (Subspace Tradeoff) 和确定-随机折衷 (Deterministic-Random Tradeoff)。前者主要依赖于无线资源在通信与感知子系统之间的分配策略，后者则取决于 ISAC 信号的调制与编码方式。特别地，确定-随机折衷指出 ISAC 信号中包含的随机性有利于通信，而确定性有利于感知。这一经验准则广泛存在于各类 ISAC 信号设计策略中，但尚未得到一般化的数学分析与证明。本文的结论为这一准则提供了的严谨的理论支撑，有望对 ISAC 系统的设计与实现起到一定指导作用。

2 ISAC 系统模型

我们考虑如图 1 所示的单站或双站点对点下行 ISAC 系统，该系统包含如下组成部分：一台 ISAC 发射机、一台感知接收机、一台通信接收机、一个或多个感知目标。ISAC 发射机发射一体化信号同时完成目标感知和下行通信任务。在向量高斯信道下，感知接收机和通信接收机的接收信号模型可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_s &= \mathbf{H}_s(\eta) \mathbf{X} + \mathbf{Z}_s \\ \mathbf{Y}_c &= \mathbf{H}_c \mathbf{X} + \mathbf{Z}_c \end{aligned} \quad (1)$$

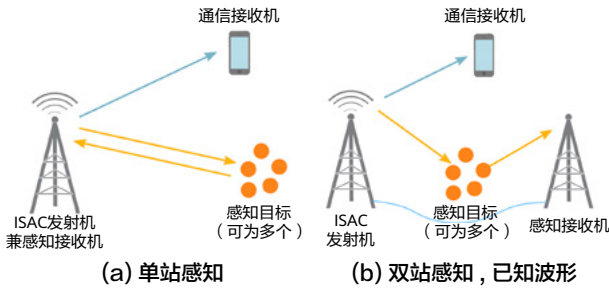


图 1 点对点通感一体化典型场景

上述模型中, $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{M \times T}$ 是 ISAC 发射机发射的通感一体化信号, 其中 M 是发射天线/子载波数量, T 是离散样本数量; $\mathbf{H}_s \in \mathbb{C}^{N_s \times M}$ 和 $\mathbf{H}_c \in \mathbb{C}^{N_c \times M}$ 是感知信道和通信信道矩阵, 其中 N_s 和 N_c 分别是感知接收机和通信接收机的天线/子载波数量; $\mathbf{Z}_s \in \mathbb{C}^{N_s \times T}$ 和 $\mathbf{Z}_c \in \mathbb{C}^{N_c \times T}$ 是零均值高斯白噪声矩阵, 方差分别为 σ_s^2 和 σ_c^2 。特别地, $\boldsymbol{\eta} \in \mathbb{R}^K$ 表示感兴趣的目标参数, 如角度、距离、多普勒等等。不失一般性, 假设感知信道矩阵 $\mathbf{H}_s: \mathbb{R}^K \rightarrow \mathbb{C}^{N_s \times M}$ 是 $\boldsymbol{\eta}$ 的确定性函数。上述感知信道模型的一个典型例子是集中式 MIMO 雷达多目标角度估计模型。考虑单站 MIMO 感知 L 个点目标, 每个目标相对于 ISAC 基站天线阵列的角度为 $\theta_l, l = 0, 1, 2, \dots, L$, 每个目标与 ISAC 基站之间的路径损耗与目标的雷达散射截面积 (RCS) 的乘积所产生的复幅度记为 $\beta_l, l = 0, 1, 2, \dots, L$, 则感知信道矩阵 \mathbf{H}_s 可建模为:

$$\mathbf{H}_s = \sum_{l=1}^L \beta_l \mathbf{b}(\theta_l) \mathbf{a}^T(\theta_l) \quad (2)$$

上式中, $\mathbf{a}(\theta)$ 和 $\mathbf{b}(\theta)$ 代表发射与接收天线的阵列矢量。此时, 感知参数定义为 $\boldsymbol{\eta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_L, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_L]^T$ 。

在典型感知系统中, 接收机通常和发射机协作, 例如图 1 所示的单站或双站感知。因此, 一体化信号 \mathbf{X} 作为感知参考信号, 在 ISAC 发射机和感知接收机处均完美已知。另一方面, 由于 \mathbf{X} 包含需要传输给通信接收机的有用信息, 该信号是一个随机信号, 且对通信接收机未知。因此, 需要将 \mathbf{X} 建模为一个服从概率分布 $p_{\mathbf{X}}(\mathbf{X})$ 的随机矩阵, 其每一次实现 (Realization) 在 ISAC 发射机和感知接收机处均完美已知, 对于通信接收机则未知。除此之外, 我们还假设 $\mathbb{E}\{\mathbf{X}\} = \mathbf{0}$, 并将其样本协方差矩阵和统计协方差矩阵分别记为 $\mathbf{R}_X = T^{-1} \mathbf{X} \mathbf{X}^H$ 和 $\tilde{\mathbf{R}}_X = \mathbb{E}\{\mathbf{R}_X\}$ 。

不失一般性, 我们将 ISAC 系统所要执行的通信与感知任务定义为:

- **感知任务:** 在感知接收机处, 基于已知的参考信号 \mathbf{X} , 从观测信号 \mathbf{Y}_s 中尽可能准确地估计目标参数 $\boldsymbol{\eta}$;
- **通信任务:** 在通信接收机处, 基于已知的信道状态信息 (或信道统计信息) \mathbf{H}_c , 从接收信号 \mathbf{Y}_c 中尽可能准确地恢复出 \mathbf{X} 。

此外, 我们假设 $\boldsymbol{\eta} \sim p_{\boldsymbol{\eta}}(\boldsymbol{\eta})$, 且每 T 符号 i.i.d 变化一次。相应地, 也假设 \mathbf{H}_c 每 T 符号 i.i.d 变化一次。

3 通信与感知性能指标

3.1 通信性能指标

在点对点信道中, 通信性能通常由可达速率进行刻画。由于假设了 \mathbf{H}_c 为分组衰落 (Block-fading) 信道, 其可达速率为遍历速率 (Ergodic Rate), 定义为

$$I_c = \max_{p_{\mathbf{X}}(\mathbf{X})} T^{-1} I(\mathbf{Y}_c; \mathbf{X} | \mathbf{H}_c), \text{ s. t. } p_{\mathbf{X}}(\mathbf{X}) \in \mathcal{F} \quad (3)$$

上式中, $I(\mathbf{Y}_c; \mathbf{X} | \mathbf{H}_c)$ 为以 \mathbf{H}_c 为条件的 \mathbf{X} 到 \mathbf{Y}_c 的条件互信息, \mathcal{F} 则是概率分布 $p_{\mathbf{X}}(\mathbf{X})$ 的可行集, 通常由功率或感知性能约束等条件构成。

3.2 感知性能指标

在感知任务中, 目标参数估计性能通常用均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 进行刻画。然而, 在上述模型 (1) 中, MSE 由 \mathbf{H}_s 和 $\boldsymbol{\eta}$ 之间的函数关系、 $\boldsymbol{\eta}$ 的概率分布、所采用的具体估计算法等因素共同决定, 在大多数情形下均无法闭式表出。因此, 我们考虑利用贝叶斯克拉美-罗下界 (Bayesian CRB, BCRB) 作为感知性能的评价指标。该下界是对随机参数 $\boldsymbol{\eta}$ 进行弱无偏估计 (Weakly Unbiased Estimation) 的 MSE 下界, 通常可以由最大后验概率 (Maximum a Posteriori, MAP) 估计器在高 SNR 时渐进达到。换言之, BCRB 在高 SNR 时等同于 MAP 估计器的 MSE 性能。

给定 ISAC 信号的一个随机实现, 则任意弱无偏估计器的 MSE 都具有如下 BCRB:

$$\text{MSE}_{\boldsymbol{\eta}|\mathbf{X}} \geq \text{Tr}(\mathbf{J}_{\boldsymbol{\eta}|\mathbf{X}}^{-1}) \quad (4)$$

其中, $\mathbf{J}_{\boldsymbol{\eta}|\mathbf{X}}$ 是在某一随机实现 \mathbf{X} 下关于 $\boldsymbol{\eta}$ 的贝叶斯 Fisher 信息矩阵 (Bayesian Fisher Information Matrix, BFIM), 可以表示为如下仿射变换

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_{\boldsymbol{\eta}|\mathbf{X}} &= \Phi(\mathbf{R}_X) \\ &\triangleq \frac{T}{\sigma_s^2} \left(\sum_{i=1}^{r_1} \mathbf{F}_i \mathbf{R}_X \mathbf{F}_i^H + \sum_{j=1}^{r_2} \mathbf{G}_j \mathbf{R}_X^T \mathbf{G}_j^H \right) + \mathbf{J}_P \end{aligned} \quad (5)$$

其中, \mathbf{R}_X 是样本协方差矩阵, r_1, r_2, \mathbf{F}_i 和 \mathbf{G}_j 由 Jacobian 矩阵 $\tilde{\mathbf{F}} = \frac{\partial \text{vec}(\mathbf{H}_s)}{\partial \boldsymbol{\eta}}$ 的分块确定, \mathbf{J}_P 则是参数先验分布 $p_{\boldsymbol{\eta}}(\boldsymbol{\eta})$ 所贡献的先验 Fisher 信息, 可表示为

$$\mathbf{J}_P = \mathbb{E}_{\boldsymbol{\eta}} \left\{ \frac{\partial \ln p_{\boldsymbol{\eta}}(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}} \frac{\partial \ln p_{\boldsymbol{\eta}}(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}^T} \right\} \quad (6)$$

由于篇幅所限, 本文不对 BFIM 的结构做具体分析, 感兴趣的读者可以查阅文献 [7] 中对 BFIM 的详细推导。

注意到式 (4) 中的下界仅能描述在给定的 ISAC 信号的某一随机实现时的感知性能, 因此会随着 ISAC 信号的随机变化而变化。为描述 ISAC 系统的整体估计性能, 我们考虑对式 (4) 左右两边关于 \mathbf{x} 同时求期望, 得到

$$\begin{aligned} \text{MSE}_{\eta} &\triangleq \mathbb{E}_{\mathbf{x}} \{ \text{MSE}_{\eta|\mathbf{x}} \} \\ &\geq \mathbb{E}_{\mathbf{x}} \left\{ \text{Tr} \left(\mathbf{J}_{\eta|\mathbf{x}}^{-1} \right) \right\} = \mathbb{E}_{\mathbf{x}} \left\{ \text{Tr} \left([\Phi(\mathbf{R}_X)]^{-1} \right) \right\} \end{aligned} \quad (7)$$

上式称为对 η 参数进行估计的 Miller–Chang type CRB (MCB) [8]。其将 \mathbf{x} 视为多余参数 (Nuisance Parameter), 并关于 \mathbf{x} 对条件 CRB 求期望。我们再次强调, 由于感知接收机与 ISAC 发射机协作, 且 ISAC 信号需要携带有用信息, 该信号对感知接收机一定是一个“随机但已知 (Random But Known)”的信号。因此, MCB 对 ISAC 系统尤为适用。换言之, 由于 ISAC 系统采用随机信号进行感知, 则其感知性能一定依赖于该信号的概率分布。本文中若无特殊说明, 一般将式 (7) 简称为 CRB。

4 ISAC 系统的信息论极限

对 ISAC 系统的性能分析与分立的通信或感知系统的性能分析具有较大不同。其一, ISAC 系统利用携带通信信息的随机信号进行感知, 而传统的雷达信号均为确定信号或不携带信息的伪随机信号。因此 ISAC 系统需要定义全新的感知指标, 如本文所考虑的 MCB。其二, 在 ISAC 系统中, 通信和感知子系统共享无线资源, 且性能指标体系不同, 因此不可避免地在二者之间呈现性能折衷 (Performance Tradeoff), 即二者性能不可能同时达到最优。如图 2 所示, 这一折衷以及相应的 ISAC 性能边界可以由通信可达速率 (3) 和感知 CRB (7) 的帕累托前沿 (Pareto Frontier) 进行刻画。我们称一个 CRB–速率对 (CRB–Rate Pair) 是可达的 (Achievable), 当且仅当它位于图中帕累托边界的内部区域。否则, 将无法在 ISAC 系统中实现相应的通信和/或感知性能。具体而言, 可将该帕累托边界的刻画建模成如下泛函优化问题 (Functional Optimization Problem):

$$\begin{aligned} \max_{p_{\mathbf{x}}(\mathbf{X})} & I(\mathbf{Y}_c; \mathbf{X} | \mathbf{H}_c) \\ \text{s. t.} & \mathbb{E}_{\mathbf{x}} \left\{ \text{Tr} \left([\Phi(\mathbf{R}_X)]^{-1} \right) \right\} \leq \epsilon, \\ & \mathbb{E}_{\mathbf{x}} \left\{ \text{Tr}(\mathbf{R}_X) \right\} \leq P_T. \end{aligned} \quad (8)$$

以上问题在某一给定感知 CRB 约束下, 优化 ISAC 信号的概率分布 $p_{\mathbf{x}}(\mathbf{X})$ 使得通信互信息最大。尽管该问题关于概率分布函数 $p_{\mathbf{x}}(\mathbf{X})$ 是一凸优化问题, 其求解具有相当高的复杂度。其原因在于该泛函优化问题是无限维问题, 通常需要进行量化才可以利用 Blahut–Arimoto 算法等数值方法求解, 且难以求出闭式解。为揭示通感性能折衷的本质规律, 本文考虑 CRB–速率边界的两个角点, 即通信速率最大时的 CRB 最小点 P_{CS} , 以及 CRB 最小时通信速率最大点 P_{SC} 。在两个角点间采用时分切换 (Time-Sharing) 显

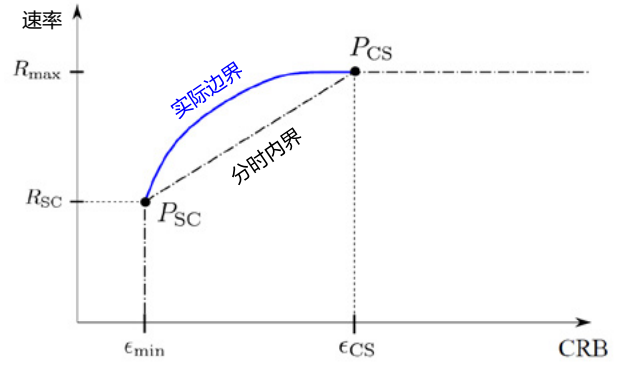


图 2 CRB–速率区域示意图

然可以得到 CRB–速率区域的分时内界。下面, 我们对这两点的性质进行分析。

4.1 P_{CS} 点处的通信与感知性能

我们首先考察 P_{CS} 点处的通信与感知性能。注意到该点处的通信性能及可达方式是众所周知的。在平均功率 $\mathbb{E}_{\mathbf{x}} \{ \text{Tr}(\mathbf{R}_X) \} \leq P_T$ 约束下, 信道输入分布为高斯分布时达到点对点高斯信道的容量。换言之, 在 P_{CS} 点处, \mathbf{x} 的每一列应当独立同分布于圆对称复高斯分布 $\mathcal{CN}(\mathbf{0}, \tilde{\mathbf{R}}_{CS}^*)$ 。其中统计协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}_{CS}^*$ 由如下速率最大化问题的最优解给出:

$$\begin{aligned} R_{\max} &= \max_{\mathbf{R} \succeq \mathbf{0}, \mathbf{R}=\mathbf{R}^H} \mathbb{E}_{\mathbf{H}_c} \left\{ \log \left| \mathbf{I} + \sigma_c^{-2} \mathbf{H}_c \mathbf{R} \mathbf{H}_c^H \right| \right\} \\ \text{s. t.} & \text{Tr}(\mathbf{R}) \leq P_T \\ &= \mathbb{E}_{\mathbf{H}_c} \left\{ \log \left| \mathbf{I} + \sigma_c^{-2} \mathbf{H}_c \tilde{\mathbf{R}}_{CS}^* \mathbf{H}_c^H \right| \right\} \end{aligned} \quad (9)$$

易知上述问题的最优解具有如下特征值分解结构:

$$\tilde{\mathbf{R}}_{CS}^* = \mathbf{U}_c \Lambda_c^* \mathbf{U}_c^H \quad (10)$$

其中, \mathbf{U}_c 为通信信道 \mathbf{H}_c 的右奇异矩阵, Λ_c^* 则为最优特征值矩阵, 其中特征值可以由著名的注水 (Water-Filling) 功率分配算法求解得到。在此基础上, 易知 P_{CS} 点处的 ISAC 信号应具有如下结构:

$$\mathbf{X}_{CS}^* = \left(\tilde{\mathbf{R}}_{CS}^* \right)^{1/2} \mathbf{D} = \mathbf{U}_c (\Lambda_c^*)^{1/2} \mathbf{D} \quad (11)$$

其中, \mathbf{D} 为随机矩阵, 其每一列独立同分布于标准复高斯分布 $\mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ 。

此时, 一个自然的问题是, P_{CS} 点处的感知性能如何? 由于 P_{CS} 点的可达策略为高斯分布, 这一问题等效于: 采用高斯信号进行感知时的 CRB 如何? 从式 (7) 可以看出, CRB 取决于样本协方差矩阵 $\mathbf{R}_X = T^{-1} \mathbf{X} \mathbf{X}^H$, 而非统计协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}_X = \mathbb{E} \{ \mathbf{R}_X \}$ 。特别地, 在 P_{CS} 点处, \mathbf{x} 的每一列独立同分布于 $\mathcal{CN}(\mathbf{0}, \tilde{\mathbf{R}}_{CS}^*)$, 因此 \mathbf{R}_X 服从于复 Wishart

分布。记 P_{CS} 点处的 CRB 为 ϵ_{CS} 。注意到 $\text{Tr} \{(\Phi(\mathbf{R}_X))^{-1}\}$ 为 \mathbf{R}_X 的凸函数，由 Jensen 不等式，CRB 具有如下下界：

$$\begin{aligned} \epsilon_{CS} &\triangleq \mathbb{E}_{\mathbf{X}} \{ \text{Tr} \{ (\Phi(\mathbf{R}_X))^{-1} \} \} \geq \text{Tr} \{ (\Phi(\mathbb{E}(\mathbf{R}_X)))^{-1} \} \\ &= \text{Tr} \left\{ \left[\Phi(\tilde{\mathbf{R}}_{CS}^*) \right]^{-1} \right\} \end{aligned} \quad (12)$$

注意到上式对服从任意分布的 \mathbf{R}_X 均成立。可以看到，对服从 Wishart 分布的 \mathbf{R}_X ，CRB 性能一定存在损失。这是因为上述 Jensen 下界只有在 $\mathbf{R}_X = \mathbb{E}(\mathbf{R}_X)$ 时取得，而 Wishart 矩阵仅在 $T \rightarrow \infty$ 时才满足这一条件。

另一方面，文献 [7] 中证明， P_{CS} 点处的感知 CRB 还具有如下上界：

$$\epsilon_{CS} \leq \frac{T}{T - \min\{K, M_{CS}\}} \text{Tr} \left\{ \left[\Phi(\tilde{\mathbf{R}}_{CS}^*) \right]^{-1} \right\} \quad (13)$$

式 (13) 所给出的上界表明， P_{CS} 点处的感知性能损失由所需要感知的独立参数数量 K 和统计协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}_{CS}^*$ 的秩 $M_{CS} = \text{rank}(\tilde{\mathbf{R}}_{CS}^*)$ 决定。特别地，在通信 SNR 足够高时，我们有 $\text{rank}(\tilde{\mathbf{R}}_{CS}^*) = \text{rank}(\mathbf{H}_c)$ 。我们又一次看到，当且仅当 $T \rightarrow \infty$ 时，ISAC 系统才不会损失感知性能。

4.2 P_{SC} 点处的通信与感知性能

尽管 P_{CS} 点的可达策略结论已知， P_{SC} 点处的通信与感知性能刻画及可达策略仍然未知。为回答这一问题，我们再次考虑 Jensen 不等式。注意到对任意满足平均功率小于 P_T 的复半正定矩阵 \mathbf{R}_X ，有：

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\mathbf{X}} \{ \text{Tr} \{ (\Phi(\mathbf{R}_X))^{-1} \} \} &\geq \text{Tr} \{ (\Phi(\mathbb{E}(\mathbf{R}_X)))^{-1} \} \\ &\geq \text{Tr} \left\{ \left[\Phi(\tilde{\mathbf{R}}_{SC}^*) \right]^{-1} \right\} \triangleq \epsilon_{\min} \end{aligned} \quad (14)$$

其中， $\tilde{\mathbf{R}}_{SC}^*$ 是如下确定性优化问题的最优解：

$$\tilde{\mathbf{R}}_{SC}^* = \arg \min_{\mathbf{R} \succeq \mathbf{0}, \mathbf{R}=\mathbf{R}^H} \text{Tr} \{ (\Phi(\mathbf{R}))^{-1} \} \quad \text{s.t.} \quad \text{Tr}(\mathbf{R}) \leq P_T \quad (15)$$

注意到 (15) 为一凸优化问题。具体而言，该问题为半正定规划问题 (Semidefinite Programming, SDP)。然而，该问题并非严格凸 (Strictly Convex)，其最优解并不唯一。已知对半正定规划问题，其所有最优解都在其最大秩解 (Maximum-Rank Solution) 所张成的子空间中。因此，该问题的最优解可参数化表示为

$$\tilde{\mathbf{R}}_{SC}^* = \mathbf{U}_s \mathbf{\Lambda}_s \mathbf{U}_s^H \quad (16)$$

其中 \mathbf{U}_s 是最大秩解的特征向量矩阵， $\mathbf{\Lambda}_s$ 是半正定复对称矩阵。

可以证明，在绝大多数情形下，上述问题具有唯一解。当唯一性成立时，式 (14) 中等号成立当且仅当

$$\mathbf{R}_X = \mathbb{E}(\mathbf{R}_X) = \tilde{\mathbf{R}}_{SC}^* \quad (17)$$

上式说明，为使得 CRB 取得全局最小值 ϵ_{\min} ，样本协方差矩阵 \mathbf{R}_X 必须是一个确定性矩阵 [9, 10]。这一结果是非平凡的，因为在绝大多数情形下，由于 \mathbf{X} 是随机矩阵， $\mathbf{R}_X = T^{-1} \mathbf{X} \mathbf{X}^H$ 也应当是一个随机矩阵。然而，样本协方差矩阵 \mathbf{R}_X 确定，并不意味着 ISAC 信号也必须确定。相反， \mathbf{X} 仍可以是携带信息的随机信号，并可被表示为

$$\mathbf{X}_{SC}^* = \sqrt{T} (\tilde{\mathbf{R}}_{SC}^*)^{1/2} \mathbf{Q} = \sqrt{T} \mathbf{U}_s \mathbf{\Lambda}_s^{1/2} \mathbf{Q} \quad (18)$$

其中， $\mathbf{Q} \in \mathbb{C}^{M_{SC} \times T}$ 是随机半酉矩阵 (Semi-Unitary Matrix)，满足 $\mathbf{Q} \mathbf{Q}^H = \mathbf{I}$ ，且 $M_{SC} = \text{rank}(\tilde{\mathbf{R}}_{SC}^*)$ 。注意到由于 $(\tilde{\mathbf{R}}_{SC}^*)^{1/2}$ 是确定矩阵，在 P_{SC} 点处的通信自由度仅由 \mathbf{Q} 矩阵的概率分布贡献。

基于以上结论，我们可将 P_{SC} 点处的可达通信速率求解问题归结为：在全体 $M_{SC} \times T$ 维的半酉矩阵构成的集合上寻找概率分布 $p_{\mathbf{Q}}(\mathbf{Q})$ ，使得互信息 $I(\mathbf{Q}; \mathbf{Y}_c | \mathbf{H}_c)$ 最大化。在微分几何理论中，该集合又被称为 $M_{SC} \times T$ 维 Stiefel 流形，一般记为 $S(T, M_{SC})$ 。更确切地说，这一问题等效于 Stiefel 流形上的填球问题 (Sphere Packing Problem)。可以证明， P_{SC} 点处的高 SNR 渐进可达速率为 [7]

$$R_{SC} = \left(1 - \frac{M_{SC}}{2T}\right) \mathbb{E}_{\mathbf{H}_c} \{ \log |\sigma_c^{-2} \mathbf{H}_c \tilde{\mathbf{R}}_{SC}^* \mathbf{H}_c^H| + c_0 \} + \mathcal{O}(\sigma_c^2) \quad (19)$$

其中

$$c_0 = \frac{L}{T} \left[\left(T - \frac{L}{2}\right) \log \frac{T}{e} - \log \Gamma(T) + \log 2\sqrt{\pi} \right] \quad (20)$$

且有 $c_0 \rightarrow 0$ ， $T \rightarrow \infty$ 。

从式 (19) 立即观察到，当 $T \rightarrow \infty$ 时，通信自由度无损失。这是因为即使是高斯矩阵，其各行也会随着 T 的增加而渐进正交，即渐进等效于半酉矩阵。

5 讨论

在以上理论分析中，不论是式 (7) 中的 CRB 还是式 (19) 中的通信速率均在高 SNR 下渐进可达。因此，我们可以从上述理论结果中得到高 SNR 场景下 ISAC 系统中的两类至关重要的折衷机理，即：确定-随机折衷 (Deterministic-Random Tradeoff, DRT) 和子空间折衷

(Subspace Tradeoff, ST)。下面分别对这两类折衷做简要讨论。

5.1 确定-随机折衷

直觉上,为提升通信速率,需要让发射的信号尽量随机,以携带更多信息;而若要考虑感知性能,则需要发射较为确定的信号,以确保感知性能稳定。一方面,对比式(9)和式(19),可见为了达到最佳感知性能,信号的确性造成了通信自由度损失,其数值为 $M_{SC}/2T$ 。另一方面,对比式(13)和式(14),则可看出为达到最佳通信性能,发射高斯信号也造成了一定的感知自由度损失,最大损失为 $\min\{K, M_{CS}\}$ 。值得注意的是,当感知持续时间 T 与 M_{SC} 之比充分大时,确定-随机折衷变得不再显著。这是因为即便 \mathbf{x} 是通信最优的高斯信号,在 $T/M_{SC} \rightarrow \infty$ 时,其各行之间都渐近正交,从而高斯信号和半酉信号渐近等效。此外,若待感知参数数量 K 远小于感知持续时间 T ,高斯信号的随机性所带来的感知自由度损失几乎可以忽略。换言之,若感知任务负荷较轻,则可以直接使用通信最优的高斯分布信号进行感知。另一方面,若 T/M_{SC} 或 $T/\min\{K, M_{CS}\}$ 保持恒定,即使 $T \rightarrow \infty$,确定-随机折衷也将始终存在。

为进一步说明确定-随机折衷在实际 ISAC 系统中的意义,考虑一个简单情形: $M=1$ 且 $T=1$ 。此时,发射的信号是一个标量,不妨记作 x 。为达到最优感知性能,需要 $R_X = |x|^2$ 为确定值,于是发射信号需要具有恒定幅度。而若要达到最大通信速率,发射信号的经验分布需要趋近于高斯分布。两种情形的信号星座图如图3所示。可见,感知最优的信号失去了幅度这一自由度,从而携带信息能力减弱。与此同时,信号恒模特性使得 x 在每个实现中都有恒定的感知性能。而 x 服从高斯分布时,其感知能力会在各次实现之间发生波动,平均意义上不如恒模信号。

5.2 子空间折衷

对比式(11)和式(18),可以看出感知最优发射信号的列空间与 \mathbf{U}_s 对齐,而通信最优发射信号的列空间与 \mathbf{U}_c 对齐。因此,文献[7]中将 \mathbf{U}_s 和 \mathbf{U}_c 的列空间分别称为感知

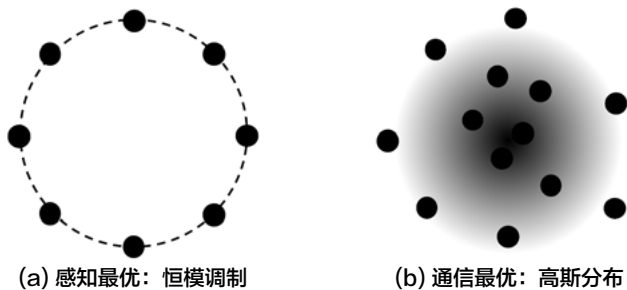


图3 $M=1$ 且 $T=1$ 时,感知与通信性能最优时的发射信号星座图

子空间和通信子空间。这带给我们的启示是:当 ISAC 系统的设计目标并非是最优化通信或感知性能中的一者,而是实现二者间的某种平衡时,可在通信子空间和感知子空间之间适当分配信号功率。文献[7]中还指出,上述功率分配可通过统计协方差成形来实现,即求解如下的多目标优化问题:

$$\begin{aligned} \max_{\tilde{\mathbf{R}}_X} & (1-\alpha)\text{Tr}\left\{\left[\Phi\left(\tilde{\mathbf{R}}_X\right)\right]^{-1}\right\}-\alpha \log \left|I+\sigma_c^{-2} \mathbf{H}_c \tilde{\mathbf{R}}_X \mathbf{H}_c^H\right| \\ \text{s.t.} & \text{Tr}\left\{\tilde{\mathbf{R}}_X\right\}=P_T, \tilde{\mathbf{R}}_X \succeq \mathbf{0}, \tilde{\mathbf{R}}_X=\tilde{\mathbf{R}}_X^H \end{aligned} \quad (21)$$

其中 $\alpha \in [0, 1]$ 是调节通感性能折衷的参数。

子空间折衷的显著程度与通信和感知子空间之间的耦合强度密切相关。直观来看,当通信用户本身就是感知目标时, \mathbf{U}_c 和 \mathbf{U}_s 的列空间相同。此时不存在子空间折衷,通感性能折衷完全由确定-随机折衷决定。考虑另一个极端,若通信子空间和感知子空间相互正交,此时完全可以在通信子空间中发射高斯信号,而在感知子空间中发射半酉信号。这表明此时不存在确定-随机折衷,可以完全依靠(21)式的统计协方差成形来实现通感性能折衷的最佳调节。

从以上分析可看出,ISAC系统中的通信-感知性能折衷实质为一种双重折衷。具体而言,当ISAC系统工作模式从通信最优工作点 P_{CS} 过渡到感知最优工作点 P_{SC} 时,ISAC信号从完全随机(高斯分布)过渡为相对确定(Stiefel流形上的均匀分布)。另一方面,ISAC信号的功率从通信子空间流向感知子空间,且子空间之间的耦合强度决定了功率资源的使用效率——耦合强度越大,则可在通信与感知之间复用的功率越多。

5.3 ISAC 系统设计的指导性原则

从本文的理论分析中可以得到一些 ISAC 系统设计的指导性原则,我们列举如下:

- 一体化波形的使用场景判别准则:** ISAC 系统一般采用两类信号设计:正交资源分配信号和一体化信号。前者指通信与感知信号占据不同的正交资源资源块,如频分、时分、空分、码分等;后者指在通信与感知之间完全复用所有无线资源,既通常所说的一体化波形设计。第一种方案中,通信与感知信号互不干扰,实现较为简单,然而资源利用率较低;第二种方案设计较为复杂,但资源利用率较高。本文的分析指出,ISAC系统中的资源利用率由通信和感知信道之间的耦合程度决定。若耦合程度较高,则应使用一体化信号提高资源利用率;若耦合程度较低,使用一体化信号无法提升资源利用率,则应使用频分、时分、空分、码分等正交资源分配方案来降低复杂度。
- 以通信为中心的最优一体化波形判别准则:** 本文指出,ISAC信号中所包含的随机性有利于通信,所包含的确

定性有利于感知。在何种情形下应该使用何种波形，一直以来并无指导性原则。本文对于 P_{CS} 点的分析表明，当信号样本数量与待感知参数数量的比值 T/K 较大时，可以直接使用通信最优的高斯码本进行感知（在实际情形中通过对高阶 QAM 进行星座整形得到）。此时实现的成本相对较低，感知性能损失相对较小。反之，若 T/K 较小，则需要对 ISAC 信号进行一定设计，调整其随机性以达到系统能够接受的感知性能。

- **以感知为中心的最优一体化波形设计方法：**本文给出了 P_{SC} 点处的高 SNR 通信可达速率。要达到这一速率，需要在感知最优的样本协方差矩阵所诱导的 Stiefel 流形上均匀选取半酉矩阵作为码本。这一方案能够指导以感知为中心的 ISAC 波形设计，从而提升通信性能。例如在文献 [11, 12] 等工作中，考虑利用 MIMO 雷达的天线、信号频率等指标调制携带信息，实质上是利用置换矩阵（Permutation Matrix）携带了通信符号信息。由于置换矩阵为酉矩阵，其信号样本协方差保持不变，因此雷达性能不变。然而这一方案无法达到 P_{SC} 点，其原因在于在全体置换矩阵是 Stiefel 流形的离散子集，在其上所构造的码本通信性能一定弱于 Stiefel 流形上的均匀码本。

6 总结

通感一体化是下一代无线网络中的关键使能技术，而通信与感知间的性能折衷则是其中最为关键的基础理论问题之一。本文立足信息论和估计理论，聚焦于通信与感知的性能极限与可达边界问题，介绍了作者团队在通感一体化领域的最新研究进展，主要讨论了其中关于通感性能折衷的洞见。具体而言，本文讨论了通信最优工作点 P_{CS} 处感知 CRB 的上界与下界，并给出了感知最优工作点 P_{SC} 处感知最优时的信号结构、高 SNR 通信容量及可达策略。本文的研究表明，ISAC 系统中的通信与感知性能存在双重折衷，即：确定-随机折衷和子空间折衷。这一折衷机理的揭示有望对 ISAC 系统的设计起到指导作用。

参考文献

- [1] W. Tong and P. Zhu, *6G: The Next Horizon: From Connected People and Things to Connected Intelligence*. Cambridge University Press, 2021.
- [2] F. Liu, Y. Cui, C. Masouros, J. Xu, T. X. Han, Y. C. Eldar, and S. Buzzi, "Integrated sensing and communications: Towards dual-functional wireless networks for 6G and beyond," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 6, pp. 1728–1767, June 2022.

- [3] ITU-R WP5D, "IMT framework for 2030 and beyond," ITU, Tech. Rep., 2023.
- [4] F. Liu, L. Zheng, Y. Cui, C. Masouros, A. P. Petropulu, H. Griffiths, and Y. Eldar, "Seventy years of radar and communications: The road from separation to integration," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 40, no. 5, pp. 106–121, July 2023.
- [5] 熊一帆, 刘凡, 袁伟杰, 崔原豪, 杨凯, 武刚, 张奇勋, 尉志青, 冯志勇, 张平. 通信感知一体化的信息理论极限. 中国科学: 信息科学, 网络出版, 2023.
- [6] M. Ahmadipour, M. Kobayashi, M. Wigger, and G. Caire, "An information-theoretic approach to joint sensing and communication," *IEEE Trans. Inf. Theory*, pp. 1–1, *early access*, 2022.
- [7] Y. Xiong, F. Liu, Y. Cui, W. Yuan, T. X. Han, and G. Caire, "On the fundamental tradeoff of integrated sensing and communications under Gaussian channels," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 69, no. 9, pp. 5723–5751, Sept. 2023.
- [8] R. Miller and C. Chang, "A modified Cramér-Rao bound and its applications (corresp.)," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 24, no. 3, pp. 398–400, May 1978.
- [9] Y. Xiong, F. Liu, Y. Cui, W. Yuan, and T. X. Han, "Flowing the information from Shannon to Fisher: Towards the fundamental tradeoff in ISAC," in *Proc. IEEE GLOBECOM*, 2022.
- [10] F. Liu, Y. Xiong, K. Wan, T. X. Han, and G. Caire, "Deterministic/random tradeoff of integrated sensing and communications: A ratedistortion perspective," in *Proc. IEEE ISIT*, 2023.
- [11] E. BouDaher, A. Hassanien, E. Aboutanios, and M. G. Amin, "Towards a dual-function MIMO radar-communication system," in *Proc. 2016 IEEE Radar Conf. (RadarConf)*, Philadelphia, PA, USA, May 2016, pp. 1–6.
- [12] T. Huang, N. Shlezinger, X. Xu, Y. Liu, and Y. C. Eldar, "MAJoRCom: A dual-function radar communication system using index modulation," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 68, pp. 3423–3438, 2020.



太赫兹通信感知一体化时频空信号设计

吴永知，韩充
上海交通大学

摘要

太赫兹（0.1 ~ 10 THz）频段具备超大带宽的天然优势，有望实现超高数据速率以及毫米级精准感知。基于太赫兹频段的通信感知一体化（简称“通感一体化”）技术将颠覆第六代（Sixth Generation, 6G）及未来的无线通信系统，真正实现“万物智联”（Connected Intelligence）。本文将从时频域、时延-多普勒域和时频空域三个维度分析波形设计与接收机算法，以充分发挥太赫兹通感一体化技术的潜能。

1 引言

随着无线数据速率的迅猛发展，高精度感知需求不断攀升，“万物感知、万物互联、万物智能”的宏伟蓝图正在徐徐展开 [1]。在太赫兹频段和通信感知一体化（简称“通感一体化”）技术的双重加持下，这一宏伟蓝图终将在第六代（Sixth Generation, 6G）及未来的无线通信系统中实现。其中，太赫兹技术将引入全新的频谱，而通感一体化技术则带来全新的感知功能，这两大技术的融合逐渐成为一个热门的研究课题 [2]。在未来的智能信息社会中，无线链路速率有望达到 Tbps 级。不仅如此，太赫兹技术提供的超大带宽有助于实现超高精度感知，如毫米级感知或毫度级感知。

基于太赫兹频段的大量连续带宽 [3]，太赫兹通感一体化可以通过共享频谱、硬件和信号处理模块，同时传输数十亿条数据流，并进行超高精度感知。太赫兹通感一体化不仅能带来性能增益和功能增益，还能有效降低硬件成本，提高频谱效率和能效 [4]。面向未来，太赫兹通感一体化将为各类服务和应用提供高质量体验，帮助其实现超高数据速率和超高分辨率感知。

波形设计是通感一体化系统中极为重要的一环，一体化增益的实现，依赖一套通用波形 [4]。感知和通信可以直接在非重叠无线资源上调度，如时分通感一体化、频分通感一体化。如果能设计出一套完全统一的波形，就能实现更高的频谱效率及能效。因此，本文将重点研究太赫兹通感一体化的双功能波形设计（这也是物理层传输的基本原则），具体分为三个维度：时频域（Time-Frequency Domain）、时延-多普勒域（Delay-Doppler Domain）和时频空域（Time-Frequency-Space Domain）。此外，单目标和多目标通用接收感知算法也在本文的研究范畴内。

2 波形设计

在设计通感一体化的发射波形时，感知功能和通信功能可以完全共享硬件和信号处理模块，从而降低功耗和信号处理复杂度。现有的以通信为中心的通感一体化波形可分为两类：（1）工作在时频域的波形；（2）工作在时延-多普勒域的波形。此外，太赫兹通感一体化系统通常会采用大规模天线阵列，因此要考虑发射波形与超大规模 MIMO 的兼容性，即时频空域设计。

2.1 时频域处理

与 4G/5G 标准一样，正交频分复用（Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM）仍然是通感一体化技术关注的焦点 [5-9]。基带 OFDM 发射信号可以通过以下公式计算：

$$s(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} X[m, n] \text{rect}\left(\frac{t - nT_o}{T_o}\right) e^{j2\pi m \Delta f (t - T_{cp} - nT_o)}, \quad (1)$$

式中， t 表示时刻， M 、 N 分别代表子载波和符号的数量， $X[m, n] m = 0, 1, \dots, M-1; n = 0, 1, \dots, N-1$ 表示信息数据符号， $\text{rect}(t)$ 则代表矩形脉冲， Δf 表示子载波间隔。符号持续时间 $T = \frac{1}{\Delta f}$ ，符号总持续时间 $T_o = T + T_{cp}$ ，其中 T_{cp} 表示循环前缀（Cyclic Prefix）持续时间。基于二维离散傅里叶变换（Discrete Fourier Transform, DFT）方法，[6] 的作者提出了 OFDM 通感一体化框架，该框架可借助计算效率较高的快速傅里叶变换（Fast Fourier Transform, FFT）算法实现。基于该框架的多重信号分类（Multiple Signal Classification, MUSIC）算法可实现 OFDM 目标感知，该算法虽然提高了分辨率，但也增加了计算复杂度，且需要较高的信噪比。然而，OFDM 波形本身的峰均功率比较高，在太赫兹功放中容易引起削波失真，并且会降低能效 [10]。

部分单载波波形具备频域处理的优势，如 DFT-s-OFDM（又名 SC-FDMA）及其变体，其峰均功率比低于多载波波形，因此更适合用于实现太赫兹通感一体化。在 OFDM 调制前，DFT-s-OFDM 会对信息符号进行 DFT 扩展操作，因此在频域上呈现出高斯随机性 [11]。根据经典的 OFDM 感知算法，需要将 [6] 中的逐点相除改为共轭阿达玛乘积（Conjugated Hadamard Product），或使用恒定包络导频信号 [12]。

2.2 时延-多普勒域处理

多普勒扩频效应与载波频率成正比，因此太赫兹频段中的多普勒扩频效应更强，尤其是高速移动场景。但是，在时域中处理多普勒频移比较困难，可能会降低高速移动通信的链路性能。针对多普勒效应，最近出现了一种正交时频空（Orthogonal Time Frequency Space, OTFS）调制方案，该方案将时变信道（Time-Variant Channel）转换成时延-多普勒域中的二维准非时变信道（Quasi-Time-Invariant Channel），因此能够适配时延-多普勒域中的各种信道状况 [13]。基带 OTFS 发射信号可表示为：

$$s(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} X^{\text{TF}}[m, n] \text{rect}\left(\frac{t - nT}{T}\right) e^{j2\pi m \Delta f (t - nT)}, \quad (2)$$

式中， $X^{\text{TF}}[m, n]$ 表示应用辛有限傅里叶逆变换（Inverse Symplectic Finite Fourier Transform, ISFFT）之后生成的时频域信号 [14]：

$$X^{\text{TF}}[m, n] = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{M-1} X[l, k] e^{j2\pi \left(\frac{nk}{N} - \frac{ml}{M}\right)}. \quad (3)$$

对比 OFDM，OTFS 颠覆了按符号插入循环前缀的方式，改为按帧插入。OTFS 应用在通感一体化方面的有效性在 [15] 中得到验证，其中的感知估计器需要构建时延-多普勒域信道矩阵，但对于太赫兹通感一体化而言，该感知估计器并不高效。



与 OFDM 类似的是, OTFS 的时域发射采样信号, 与时延-多普勒域信息符号的离散傅里叶逆变换 (Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT) 输出等效。因此, OTFS 的峰均功率比仍不能满足太赫兹功放的需求。对此, [16] 提出“DFT 扩展 OTFS” (DFT-Spread OTFS, DFT-s-OTFS) 波形。为降低 OTFS 的峰均功率比, DFT-s-OTFS 对多普勒轴上的信息符号进行 DFT 预编码操作。此外, 基于精确的时延-多普勒域输入输出 (Input-Output, I/O) 关系, 本文还提出了时延-多普勒域处理的“二阶段估计” (Two-Phase Estimation) 法, 该方法可通过二维循环移位和 FFT 算法实现。

2.3 时频空域处理

虽然时延-多普勒域处理对多普勒效应的鲁棒性更强, 但接收侧的处理也变得更加复杂。此外, 太赫兹频段中存在严重的路径损耗, 为了补偿这种损耗, 使用超大规模 MIMO 天线阵列波束赋形技术为太赫兹通感一体化系统生成定向波束。MIMO-OTFS 在数据检测方面的复杂度极高。抛开峰均功率比问题, OFDM 不仅能很好地兼容超大规模

MIMO, 还能为多个用户灵活分配时频资源, 因此 OFDM 波形在太赫兹频段中仍然是一种候选波形 [2]。针对时频空域信号, MIMO-OFDM 系统可以将每个子载波单独进行处理, 将频域和空域解耦。当使用混合波束赋形与 OFDM 调制时, 时域发射向量在 [17] 中给出:

$$\mathbf{s}_n(t) = \sum_{m=0}^{M-1} \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{F}_{\text{BB}}[m] \mathbf{x}_S[m, n] e^{j2\pi m \Delta f t}, \quad (4)$$

式中, $\mathbf{x}_S[m, n] \in \mathbb{C}^{N_s \times 1}$ 表示由子载波 m 、符号 n 上的 N_s 条数据流生成的数据符号, $\mathbf{F}_{\text{BB}}[m] \in \mathbb{C}^{N_{\text{RF}} \times N_s}$ 代表数字预编码器, $\mathbf{F}_{\text{RF}} \in \mathbb{C}^{N_t \times N_{\text{RF}}}$ 代表模拟预编码器, N_{RF} 表示发射射频链的数量, N_t 表示发射天线的数量。

表 1 总结了时频域、时延-多普勒域和时频空域的信号模型。时频域中若不存在载波间干扰, I/O 关系可以近似为阿达玛乘积, 即单抽头模型, 通过单抽头频域均衡, 可提高数据检测的计算效率。在时延-多普勒域中, I/O 关系可以近似为二维循环移位, 与时延和多普勒抽头相关。推导出 I/O 关系后, 再结合不同域的发射信号和接收信号, 就可以估计感知参数。

表 1 时频域、时延-多普勒域和时频空域矩阵形式的信号模型

域	循环前缀数量	时域发射信号	I/O 关系	近似 I/O 关系
时频域	N 个循环前缀	$\mathbf{S} = \mathbf{F}_M^H \mathbf{X}^{\text{TF}}$	$\mathbf{Y}^{\text{TF}} = \alpha \mathbf{F}_M \text{vec}^{-1}(\Delta_1^{(\nu)} \text{vec}(\mathbf{F}_M^H \mathbf{b}_\tau \mathbf{X}^{\text{TF}}))$	$\mathbf{Y}^{\text{TF}} \approx \alpha \mathbf{X}^{\text{TF}} \odot \Psi_{\tau, \nu}$
时延-多普勒域	1 个循环前缀	$\mathbf{S} = \mathbf{X}^{\text{DD}} \mathbf{F}_N^H$	$\mathbf{Y}^{\text{DD}} = \alpha \text{vec}^{-1}(\Delta_2^{(\nu)} \Pi_{MN}^{l_\tau} \text{vec}(\mathbf{F}_M^H \mathbf{B}_\tau \mathbf{F}_M \mathbf{X}^{\text{DD}} \mathbf{F}_N^H)) \mathbf{F}_N$	$\mathbf{Y}^{\text{DD}} \approx \alpha \Pi_M^{l_\tau} \mathbf{X}^{\text{DD}} \Pi_N^{k_\nu}$
时频空	N 个循环前缀	$\mathbf{x}^{\text{TF}}[m, n] = \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{F}_{\text{BB}}[m] \mathbf{x}_S[m, n],$ $\mathbf{S}_u = \mathbf{F}_M^H \mathbf{X}_u^{\text{TF}}, X_{u,m,n}^{\text{TF}} = x_u^{\text{TF}}[m, n]$	$\hat{\mathbf{x}}[m, n] = \mathbf{W}_{\text{RF}}^H \mathbf{a}_r(\theta, \phi) \mathbf{a}_t^T(\theta, \phi) \mathbf{x}^{\text{TF}}[m, n],$ $\mathbf{Y}_u^{\text{TF}} = \alpha \hat{\mathbf{X}}_u \odot \Psi_{\tau, \nu}, \hat{X}_{u,m,n} = \hat{x}_u[m, n]$	

符号: $\mathbf{F}_M \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 表示 DFT 矩阵, \mathbf{X}^{TF} 和 \mathbf{X}^{DD} 分别表示时频域和时延-多普勒域中的矩阵形态的发射信号; \mathbf{Y}^{TF} 和 \mathbf{Y}^{DD} 分别表示时频域和时延-多普勒域中的接收信号。 $\Delta_1^{(\nu)} = \text{diag}(\text{vec}(\mathbf{V}))$, 其中 $\mathbf{V}_{m,n} = e^{j2\pi\nu(nT_o + T_{\text{cp}} + \frac{m}{M}T)}$; $\Delta_2^{(\nu)} = \text{diag}\{\delta^0, \delta^1, \dots, \delta^{MN-1}\}$, 其中 $\delta = e^{j2\pi\nu \frac{T}{M}}$ 。 Π 代表前向循环移位矩阵。 $\Psi_{\tau, \nu} = \Psi_\tau \Psi_\nu^T$, 其中 $\Psi_\tau = [e^{-j2\pi 0 \Delta f \tau}, e^{-j2\pi 1 \Delta f \tau}, \dots, e^{-j2\pi (M-1) \Delta f \tau}]^T$ 、 $\Psi_\nu = [e^{j2\pi 0 T_o \nu}, e^{j2\pi 1 T_o \nu}, \dots, e^{j2\pi (N-1) T_o \nu}]^T$; $\mathbf{b}_\tau = \text{diag}(\Psi_\tau)$ 、 $\mathbf{B}_\tau = \text{diag}\{b^0, b^1, \dots, b^{M-1}\}$, 其中 $b = e^{j2\pi(\frac{l_\tau}{M} - \frac{\tau}{T})}$ 、 $l_\tau = \lceil \frac{M\tau}{T} \rceil$ 、 $k_\nu = \lceil \frac{N\nu}{\Delta f} \rceil$ 。 \mathbf{W}_{RF} 代表模拟组合器, $\mathbf{a}(\theta, \phi)$ 代表阵列导向向量, $m = 0, 1, \dots, M-1$; $n = 0, 1, \dots, N-1$; $u = 1, 2, \dots, N_{\text{RF}}$ 。

3 接收机设计

本节将探讨时频域、时延-多普勒域和时频空域中的感知算法设计，分单目标估计和多目标估计两个部分展开。

3.1 单目标估计

不失一般性，针对各域（时频域、时延-多普勒域或时频空域）的加性高斯白噪声（Additive White Gaussian Noise, AWGN），其矢量化 I/O 关系可以表示为：

$$\mathbf{y} = \alpha \mathbf{H}(\tau, \nu) \mathbf{x} + \mathbf{w} \quad (5)$$

式中， α 表示复信道系数， $\mathbf{H}(\tau, \nu)$ 表示与感知信道时延 τ 和多普勒 ν 相关的信道矩阵， \mathbf{w} 表示噪声矢量。感知算法需要基于 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 估计时延和多普勒参数，最大似然（Maximum Likelihood）估计器可表示为：

$$(\hat{\tau}, \hat{\nu}) = \arg \min_{(\alpha, \tau, \nu)} \|\mathbf{y} - \alpha \mathbf{H}(\tau, \nu) \mathbf{x}\|^2. \quad (6)$$

对信道系数 α 的偏导数进行求导得出 α 的估计值，该问题可转化为最大化问题：

$$(\hat{\tau}, \hat{\nu}) = \arg \max_{(\tau, \nu)} \frac{|\mathbf{H}(\tau, \nu) \mathbf{x}^H \mathbf{y}|^2}{\mathbf{x}^H \mathbf{H}(\tau, \nu) \mathbf{H}(\tau, \nu) \mathbf{x}}. \quad (7)$$

由于不同域存在不同的 I/O 关系，最大似然估计器需转换为不同的算法。

为降低搜索复杂度，我们为时频域、时延-多普勒域和时频空域的所有场景统一设计了一套“二阶段法”，即阶段一的网格估计 + 阶段二的无网格搜索。其中，网格估计是在离散

网格 $\Gamma_1 = \{(\frac{m}{M\Delta\tau}, \frac{n}{N\Delta\nu}), m = 0, \dots, M-1; n = -\frac{N}{2}, \dots, \frac{N}{2}-1\}$ 上执行的（对于时频域， $T' = T_0$ ；对于时延-多普勒域， $T' = T$ ）。无网格搜索的范围 Γ_2 仅限于网格估计结果的邻域。这样，时延和多普勒参数的分数部分就可以通过二维黄金分割搜索法估计出来。

表 2 表明，利用相应的 I/O 关系和近似 I/O 关系，可以进一步将不同域的感知估计器转换为不同的算法。例如，在时频域中，可以利用二维 DFT 算法进行网格估计。在时延-多普勒域中，可以通过二维循环移位进行网格搜索。在时频空域中，可利用“Sum-DFT 法”（即 S-DFT）来估计感知参数。各种感知算法的计算复杂度，也在表 2 中一一列出。

3.2 多目标估计

基于单目标估计的感知算法，直接消除不同目标之间的干扰信号，就能得到多目标估计的解。给定一个包含 $3P$ 参数的未知向量集 (α, τ, ν) ，这些参数的最大似然估计器可表示为：

$$(\hat{\alpha}, \hat{\tau}, \hat{\nu}) = \arg \min_{(\alpha, \tau, \nu)} \left\| \mathbf{y} - \sum_{i=1}^P \alpha_i \mathbf{H}_i(\tau_i, \nu_i) \mathbf{x} \right\|^2. \quad (8)$$

通过干扰消除机制 [16]，在估计第 i 个目标的参数时消除前面估计的 $(i-1)$ 个目标的干扰信号，从而得出第 i 个目标的估计器，即：

$$(\hat{\tau}_i, \hat{\nu}_i) = \arg \max_{(\tau_i, \nu_i)} \left| (\mathbf{H}_i \mathbf{x})^H \left(\mathbf{y} - \sum_{j=1}^{i-1} \hat{\alpha}_j \mathbf{H}_j(\hat{\tau}_j, \hat{\nu}_j) \mathbf{x} \right) \right|^2, \quad (9)$$

表 2 时频域、时延-多普勒域和时频空域处理的感知算法

域	搜索阶段	估计器	复杂度
时频域	网格	二维 DFT: $(\hat{m}, \hat{n}) = \arg \max_{(m,n) \in \Gamma_1} g_{m,[n]_N} ^2$, $\mathbf{g} = \mathbf{F}_M^H (\text{conj}(\mathbf{X}^{\text{TF}}) \odot \mathbf{Y}^{\text{TF}}) \mathbf{F}_N$	$\mathcal{O}(MN \log(MN))$
	无网格	二维黄金分割搜索: $(\hat{\tau}, \hat{\nu}) = \arg \max_{(\tau, \nu) \in \Gamma_2} \text{vec}(\mathbf{F}_M \text{vec}^{-1}(\Delta_1^{(\nu)} \text{vec}(\mathbf{F}_M^H \mathbf{b}_\tau \mathbf{X}^{\text{TF}})))^H \mathbf{y}^{\text{TF}} ^2$	$\mathcal{O}(N_{\text{iter}} MN \log(MN))$
时延-多普勒域	网格	二维循环移位: $(\hat{l}, \hat{k}) = \arg \max_{(l,k) \in \Gamma_1} \text{vec}(\mathbf{\Pi}_M^l \mathbf{X} \mathbf{\Pi}_N^k)^H \mathbf{y}^{\text{DD}} ^2$	$\mathcal{O}((MN)^2)$
	无网格	二维黄金分割搜索: $(\hat{\tau}, \hat{\nu}) = \arg \max_{(\tau, \nu) \in \Gamma_2} \text{vec}(\text{vec}^{-1}(\Delta_2^{(\nu)} \mathbf{\Pi}_{M\tau}^l \text{vec}(\mathbf{F}_M^H \mathbf{B}_\tau \mathbf{F}_M \mathbf{X}^{\text{DD}} \mathbf{F}_N)) \mathbf{F}_N)^H \mathbf{y}^{\text{DD}} ^2$	$\mathcal{O}(N_{\text{iter}} MN \log(MN))$
时频空域	网格	Sum-DFT: $(\hat{m}, \hat{n}) = \arg \max_{(m,n) \in \Gamma_1} g_{m,[n]_N} ^2$, $\mathbf{g} = \sum_{u=1}^{N_{\text{RF}}} \mathbf{F}_M^H (\text{conj}(\hat{\mathbf{X}}_u) \odot \mathbf{Y}_u^{\text{TF}}) \mathbf{F}_N$	$\mathcal{O}(N_{\text{RF}} MN \log(MN))$
	无网格	二维黄金分割搜索: $(\hat{\tau}, \hat{\nu}) = \arg \max_{(\tau, \nu) \in \Gamma_2} \left \sum_{u=1}^{N_{\text{RF}}} \text{Tr} \left((\Psi_{\tau, \nu} \odot \hat{\mathbf{X}}_u)^H \mathbf{Y}_u^{\text{TF}} \right) \right ^2$	$\mathcal{O}(N_{\text{iter}} N_{\text{RF}} MN)$

符号： N_{iter} 表示黄金分割搜索（Golden Section Search）的迭代次数。

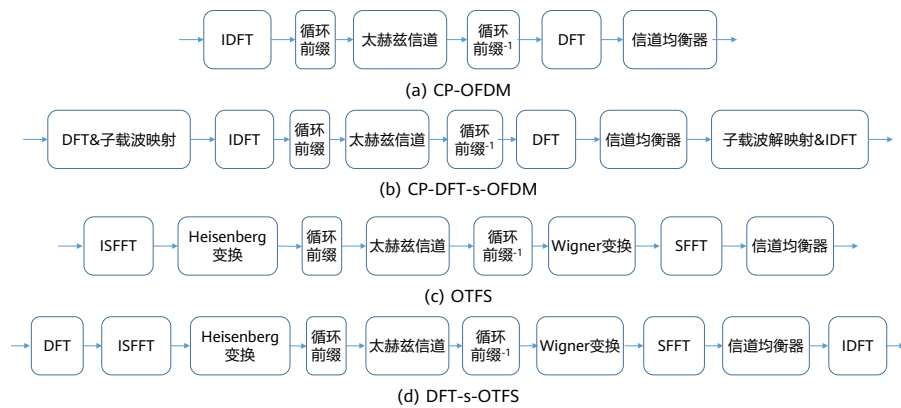
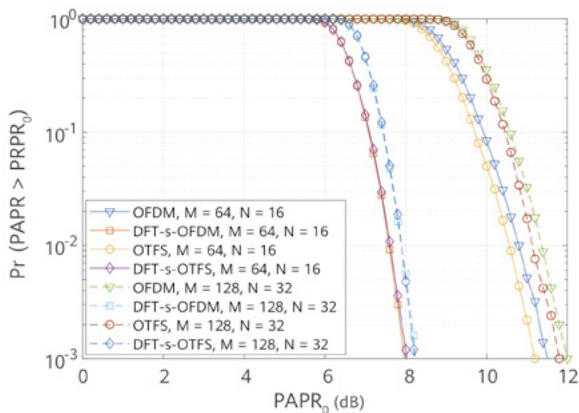
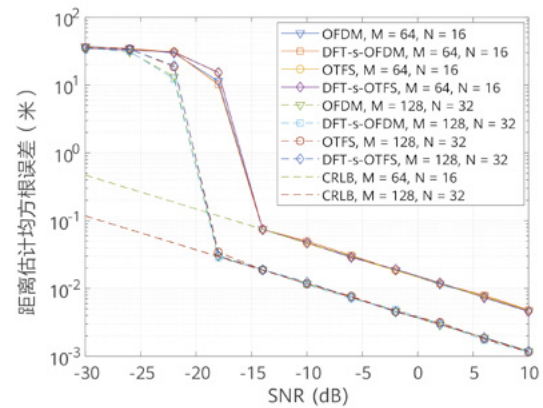


图1 波形收发器示意图

图2 子载波数 M 和符号数 N 取不同值时, OFDM、DFT-s-OFDM、OTFS与DFT-s-OTFS波形的发射信号峰均功率比对比图3 子载波数 M 和符号数 N 取不同值时, 各波形目标距离估计的均方根误差对比。信噪比高于 -15dB 时, 均方根误差可降至克拉美罗下界 (Cramér-Rao Lower Bound, CRLB)。

估计的信道系数 α_i 为:

$$\hat{\alpha}_i = \frac{(\mathbf{H}_i(\hat{\tau}_i, \hat{\nu}_i)\mathbf{x})^H \left(\mathbf{y} - \sum_{j=1}^{i-1} \hat{\alpha}_j \mathbf{H}_j(\hat{\tau}_j, \hat{\nu}_j)\mathbf{x} \right)}{\mathbf{x}^H \mathbf{H}_i^H(\hat{\tau}_i, \hat{\nu}_i) \mathbf{H}_i(\hat{\tau}_i, \hat{\nu}_i) \mathbf{x}} \quad (10)$$

4 仿真结果

本节将通过仿真结果验证上述波形在时频域和时延-多普勒域中进行信号处理的性能。图1展示了各波形的收发器示意图, 包括OFDM、DFT-s-OFDM、OTFS和DFT-s-OTFS波形。首先, 设置如下关键仿真参数: 载波频率为 0.3THz ; 子载波间隔为 1.92MHz ; 调制方式为 4-QAM 调制。为评估这些波形的峰均功率比, 我们对离散时间基带信号进行了4倍过采样。从图2可以看出, DFT-s-OTFS波形与DFT-s-OFDM波形的峰均功率比相当, 但比OTFS和OFDM波形的峰均功率比低了约 3dB 。

然后, 设定一个距离为 10米 、相对速度为 20公里/小时 的感知目标。如图3所示, 所有波形都能达到毫米级的距离估计精度。如果将子载波数从 64 增加到 128 、符号数从 16 增加到 32 , 还可以进一步降低距离估计误差。

5 结语

太赫兹通感一体化是新一代无线通信系统的关键技术。本文从时频域、时延-多普勒域和时频空域三个角度分析了太赫兹通感一体化的波形设计和感知算法。在单个域中(时频域、时延-多普勒域或时频空域), 可以利用推导出的I/O关系, 高效地实现感知算法。仿真结果表明, 太赫兹通感一体化在时频域和时延-多普勒域中均能达到毫米级的感知精度。

在低速移动场景中, OFDM仍是实现太赫兹通感一体化的较优波形。OFDM兼容超大规模MIMO, 支持灵活的多用户调度和资源分配, 因而能提供良好的感知性能和通信性能。在高速移动场景中, DFT-s-OTFS对于多普勒效应的鲁棒性更强, 但相应的, 其检测复杂度也更高。在能效要求较高的场景中, 可以利用峰均功率比较低的DFT-s-OFDM和DFT-s-OTFS波形提高能效。

参考文献

- [1] W. Tong and P. Zhu, "6G: The next horizon: From connected people and things to connected intelligence," Cambridge University Press, 2021.
- [2] C. Han, Y. Wu, Z. Chen, Y. Chen, and G. Wang, "THz ISAC: A physical-layer perspective of terahertz integrated sensing and communication," *IEEE Communications Magazine*, to appear, 2023.
- [3] Z. Chen, C. Han, Y. Wu, L. Li, C. Huang, Z. Zhang, G. Wang, and W. Tong, "Terahertz wireless communications for 2030 and beyond: A cutting-edge frontier," *IEEE Communications Magazine*, vol. 59, no. 11, pp. 66–72, 2021.
- [4] F. Liu, Y. Cui, C. Masouros, J. Xu, T. X. Han, Y. C. Eldar, and S. Buzzi, "Integrated sensing and communications: Toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 40, no. 6, pp. 1728–1767, 2022.
- [5] C. R. Berger, B. Demissie, J. Heckenbach, P. Willett, and S. Zhou, "Signal processing for passive radar using OFDM waveforms," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 4, no. 1, pp. 226–238, 2010.
- [6] C. Sturm and W. Wiesbeck, "Waveform design and signal processing aspects for fusion of wireless communications and radar sensing," *Proceedings of the IEEE*, vol. 99, no. 7, pp. 1236–1259, 2011.
- [7] J. Johnston, L. Venturino, E. Grossi, M. Lops, and X. Wang, "MIMO OFDM dual-function radar-communication under error rate and beampattern constraints," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 40, no. 6, pp. 1951–1964, 2022.
- [8] J. A. Zhang, X. Huang, Y. J. Guo, J. Yuan, and R. W. Heath, "Multibeam for joint communication and radar sensing using steerable analog antenna arrays," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 1, pp. 671–685, 2019.
- [9] K. Wu, J. A. Zhang, X. Huang, and Y. J. Guo, "Integrating low-complexity and flexible sensing into communication systems," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 40, no. 6, pp. 1873–1889, 2022.
- [10] T. Mao, J. Chen, Q. Wang, C. Han, Z. Wang, and G. K. Karagiannidis, "Waveform design for joint sensing and communications in millimeter-wave and low terahertz bands," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 70, no. 10, pp. 7023–7039, 2022.
- [11] K. Wu, J. A. Zhang, X. Huang, and Y. J. Guo, "Integrating low-complexity and flexible sensing into communication systems," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 40, no. 6, pp. 1873–1889, 2022.
- [12] Y. Wu, F. Lemic, C. Han, and Z. Chen, "Sensing integrated DFT-spread OFDM waveform and deep learning-powered receiver design for terahertz integrated sensing and communication systems," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 71, no. 1, pp. 595–610, 2023.
- [13] Z. Wei, W. Yuan, S. Li, J. Yuan, G. Bharatula, R. Hadani, and L. Hanzo, "Orthogonal time-frequency space modulation: A promising next-generation waveform," *IEEE Wireless Communications*, vol. 28, no. 4, pp. 136–144, 2021.
- [14] P. Raviteja *et al.*, "Interference cancellation and iterative detection for orthogonal time frequency space modulation," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 17, no. 10, pp. 6501–6515, 2018.
- [15] L. Gaudio *et al.*, "On the effectiveness of OTFS for joint radar parameter estimation and communication," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 19, no. 9, pp. 5951–5965, 2020.
- [16] Y. Wu, C. Han, and Z. Chen, "DFT-spread orthogonal time frequency space system with superimposed pilots for terahertz integrated sensing and communication," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023.
- [17] Y. Wu and C. Han, "Time-frequency-space signal design with dynamic subarray for terahertz integrated sensing and communication," in *Proc. of IEEE International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, to appear, 2023.



具备 AI 辅助跟踪的多基站协同感知

Elia Favarelli¹, Elisabetta Matricardi¹, Lorenzo Pucci¹, Enrico Paolini¹, 许文², Andrea Giorgetti¹

¹ 意大利博洛尼亚大学“伽利尔摩·马可尼”电气电子与通信系 (DEI) 与 CNIT 无线通信实验室 (WiLab)

² 华为技术有限公司 慕尼黑先进无线技术实验室

摘要

本文研究了基于多基站的感知通信网络的性能。其中，基站通过融合中心 (Fusion Center) 交换环境信息进行协作，同时保障与用户设备 (User Equipment, UE) 间的通信链路畅通。首先，网络中的基站作为单站感知系统运行，对监控区域进行全面扫描，生成距离角地图，每张距离角地图都提供一组不同物体的位置信息。随后，融合中心将这些距离角地图融合为一张完整地图，并利用卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 完成目标类别推理 (如行人或车辆)，辅助自适应聚类算法对检测目标进行分组。最后，利用概率假设密度 (Probability Hypothesis Density, PHD) 滤波器和多伯努利混合 (Multi-Bernoulli Mixture, MBM) 滤波器这两种多目标跟踪算法估计目标的状态。研究表明，该通感网络框架具有优异的感知性能，在保障 UE 通信的前提下 (通信容量仅减少 10% ~ 20%)，可将最优子模式分配 (Optimal Sub-Pattern Assignment, OSPA) 的误差降至 60 厘米以下。此外，我们研究了使用不同数量的感知基站对系统性能的影响。对本文考虑的场景，只需 3 个感知基站就能将定位误差降至 1 米以内。

关键词

通感一体化，跟踪，正交频分复用，毫米波，AI，卷积神经网络

1 引言

下一代移动通信网络的到来将解锁一系列新功能和创新服务。随着网络不断向更大的天线阵列（即大规模 MIMO）以及更高的频段演进，基于射频信号的高效感知成为可能 [1, 2]。联合感知通信（Joint Sensing and Communication, JSC）技术基于现有的通信基础设施提供感知能力，相比雷达等依赖专用频谱和收发器的系统，JSC 在成本、频谱效率和能源效率等方面均具备明显优势 [3]。通过无处不在的感知服务捕捉非协作对象对电磁波的反射，未来感知系统和通信系统将高度融合，从而在智能车联网等应用中发挥关键作用 [4]。现今，感知在不同领域（如交通监控、自动驾驶、工业安全和环境制图等）的巨大潜力已受到广泛关注 [5, 6]。

借助毫米波（mmWave）频段，大规模 MIMO 技术能够实时检测、跟踪并精确定位行人、车辆、无人机等移动对象 [7]，通过将复杂对象中的散射体解析成不同的距离单元可获取目标的距离像（相当于目标的指纹或签名 [9]）。与此同时，AI 技术（尤其是图像识别）的巨大进步也催生出大量可靠的方案组合，进一步促进通感一体化（Integrated Sensing and Communication, ISAC）的实现 [8-10]。

本文尝试将多目标跟踪算法与多传感器融合技术结合，利用一组具备单站感知能力的基站协作发射正交频分复用（Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM）信号来获取距离角地图。本文的主要贡献包括：

- 提出地图软融合策略，即对各个基站生成的距离角地图进行融合；
- 利用 AI 技术进行目标类别推理，辅助自适应聚类方法管理点状目标和扩展目标；
- 将自适应聚类与跟踪算法相结合，估计并预测目标状态，并对概率假设密度（Probability Hypothesis Density, PHD）滤波器和多伯努利混合（Multi-Bernoulli Mixture, MBM）滤波器这两种跟踪算法进行了测评；
- 提出最优子模式分配（Optimal Sub-Pattern Assignment, OSPA）指标和下行总容量，以评估感知能力与通信能力。
- 实验分析了感知基站的数量对定位及通信性能的影响。

本文中，大写粗体字母代表矩阵，小写粗体字母代表向量。 $\mathbf{D}_{q,t}$ 代表依赖索引 q 和 t 的矩阵， $\mathbf{v}_{t,p}$ 表示矩阵 \mathbf{V}_t 的 p 列， \mathbf{I}_n 表示 $n \times n$ 单位矩阵。 $\|\cdot\|_p$ 表示 p 范数（ p -norm）， $|\cdot|$ 表示集合基数。 $\delta(\cdot)$ 是狄拉克 δ 函数（Dirac Delta Function）， $\lceil \cdot \rceil$ 是舍入运算符， $(\cdot)^c$ 代表共轭。 $\mathbf{x} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \Sigma)$ 表示协方差为 Σ 的零均值循环对称复高斯随机向量， $\mathbf{x} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$ 表示均值为 $\boldsymbol{\mu}$ 、协方差为 Σ 的实值高斯随机向量。

在接下来的篇幅中，第 2 节介绍 JSC 模型，第 3 节阐述数据融合策略、目标识别方法、聚类方案和跟踪算法，第 4 节提供系统性能评估，第 5 节总结全文。

2 系统模型

在图 1 所示场景下，整个 JSC 网络系统由若干个支持单站 JSC 的基站组成。这些基站利用大规模 MIMO 技术在 mmWave 波段发射 OFDM 信号，通过回传网络与融合中心相连，协同检测、跟踪监控区域中的目标。在感知过程中，各基站通过专门的感知波束扫描环境并生成一张距离多普勒地图（Range-Doppler Map）。为了保障通信功能，各基站在扫描环境的同时，还会复用时分资源，发射波束与各自小区中的 UE 维持通信。为了有效降低不同基站感知波束之间的干扰，本文提出如下时分/频分协同方案。

每个单站感知基站都配有两个独立的均匀线性阵列（Uniform Linear Array, ULA），分别用于信号发射（天线数量为 N_T ）和信号接收（天线数量为 N_R ），阵列内各天线单元之间均存在半个波长的间隔。其中，发射波形用于通信和感知，而感知接收机仅用于收集向后散射信号。为了与 UE 进行下行通信，各基站发射的帧由 M 个 OFDM 符号、 K 个子载波组成，通信信号也同时用来感知环境。感知和通信之间的功率分配问题采用多波束辐射模式叠加空间分集的方式解决（详见后文说明）。每个基站向 UE 发射通信波束，同时导引感知波束来扫描环境，间隔角为 $[-\theta_0, \theta_0]$ 、步长为 $\Delta\theta$ 。在每个感知方向上，接收机收集 $M_s < M$ 个 OFDM 符号。

每个感知方向的发射（复）符号包含在 OFDM 时频网格中，该网格可表示为包含 $x_k^{(m)}$ 个天线单元的矩阵 $\mathbf{X}_s \in \mathbb{C}^{K \times M_s}$ ，其中 k 是子载波索引， m 是 OFDM 符号（或时间）索引。

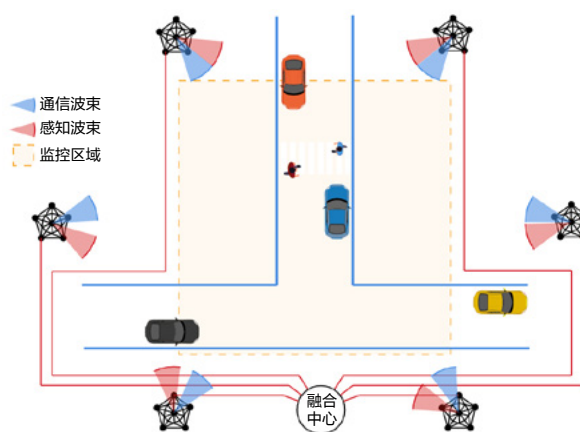


图 1 城区 JSC 网络使用 6 个基站做单站感知，监控行人（点状目标）及车辆（扩展目标）。基站在与 UE 通信的同时，还会通过感知波束检测周围环境。融合中心（Fusion Center）通过回传网络从基站收集检测结果，生成类似图，用于检测、目标识别和多目标跟踪等活动。

从该网格出发，利用波束成形器 $\mathbf{w}_T \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$ 对天线单元进行预编码操作，将复符号映射到天线上，得到发射符号 $\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)} = \mathbf{w}_T x_k^{(m)}$ 的向量。如上文所述，接收端采用多波束辐射模式在通信和感知间分配可用功率。因此，波束赋形矢量 \mathbf{w}_T 可定义为：

$$\mathbf{w}_T = \frac{\sqrt{P_T G_T^a}}{N_T} \left(\sqrt{\rho_p} \mathbf{a}_T^c(\theta_{T,s}) + \sqrt{1 - \rho_p} \mathbf{a}_T^c(\theta_{T,c}) \right) \quad (1)$$

式中， $\rho_p \in [0, 1]$ 表示分配给感知波束的功率， P_T 表示发射功率， G_T^a 表示波束导引方向的发射阵列增益，而 $\mathbf{a}_T(\theta_{T,c}) \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$ 和 $\mathbf{a}_T(\theta_{T,s}) \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$ 则分别代表与通信和感知方向关联的导引矢量，其离开方向（Direction of Departure, DoD）分别为 $\theta_{T,c}$ 和 $\theta_{T,s}$ 。

从发射符号 $\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)}$ 的向量出发，各天线接收到的符号，经过 OFDM 调制后，符号向量 $\tilde{\mathbf{y}}_k^{(m)} \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$ 由下式给出：

$$\tilde{\mathbf{y}}_k^{(m)} = \mathbf{H}_k^{(m)} \tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)} + \tilde{\mathbf{n}}_k \quad (2)$$

式中， $\mathbf{H}_k^{(m)} \in \mathbb{C}^{N_R \times N_T}$ 表示第 m 个符号、第 k 个子载波的信道矩阵（详见后文）， $\tilde{\mathbf{n}}_k \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_N^2 \mathbf{I}_{N_R})$ 表示噪声矢量。¹

然后，在相应的感知方向上利用接收波束赋形向量 $\mathbf{w}_R = \mathbf{a}_R^c(\theta_{R,s})$ 进行空间合成， $\theta_{R,s} = \theta_{T,s}$ ，得到接收符号的网格 $\mathbf{Y}_s \in \mathbb{C}^{K \times M_s}$ 。该网格的天线单元 (k, m) 定义为 $y_k^{(m)} = \mathbf{w}_R^T \tilde{\mathbf{y}}_k^{(m)}$ 。基于各个感知方向的接收符号网格，即可生成距离角地图，详情参见 2.2 节。

2.1 目标模型

本文既考虑了点状目标（如行人），也考虑了扩展目标（如车辆）。针对车辆，我们的模型包含 12 个反射点：4 个用来捕捉车辆前后及两侧的平面反射（得到一个精确的可见度函数和真实的雷达截面），4 个用于驾舱，其余 4 个用来模拟四角 [11–13]。

我们用 L 表示扩展目标和点状目标的反射总数，那么式 (2) 中引入的信道矩阵可表示为：

$$\mathbf{H}_k^{(m)} = \sum_{l=1}^L \beta_l e^{j2\pi m T_s f_{D,l}} e^{-j2\pi k \Delta f \tau_l} \mathbf{a}_R(\theta_l) \mathbf{a}_T^T(\theta_l) \quad (3)$$

式中， $\Delta f = 1/T$ 表示子载波间隔， $T_s = T + T_{cp}$ 表示包括循环前缀时间 T_{cp} 在内的 OFDM 符号总持续时间。此外， $f_{D,l}$ 表示多普勒频移， τ_l 表示往返时延， θ_l 表示波达方向（Direction of Arrival, DoA）， $\mathbf{a}_R(\theta_l)$ 表示接收端后向散射信号 l 的阵列响应矢量。复项 $\beta_l = |\beta_l| e^{j\phi_l}$ 包含第 l 条传播

路径的相移和衰减。对于反射点 l ，每根接收天线的信噪比（感知信噪比）为：

$$\begin{aligned} \text{SNR}_l^{(s)} &= \rho_p \cdot \gamma_l \cdot \frac{P_T G_T^a G_R}{\sigma_N^2} |\beta_l|^2 \\ &= \rho_p \cdot \gamma_l \cdot \frac{P_T G_T^a G_R}{N_0 K \Delta f} \frac{c^2 \sigma_{\text{rcs},l}}{(4\pi)^3 f_c^2 d_l^4} \end{aligned} \quad (4)$$

式中， G_R 表示接收端单个天线单元的增益； $\gamma_l = |\text{AF}(\theta_{T,s} - \theta_l)|^2 \in [0, 1]$ 表示接收端的归一化阵列增益，并考虑到了感知方向和目标波达方向之间不对齐的情况。 N_0 表示接收端的单侧噪声功率谱密度， d_l 表示反射点 l 与基站之间的距离， $\sigma_{\text{rcs},l}$ 对应雷达截面， f_c 是载波频率， c 是光速。

表 1 不同反射点的平均雷达截面

反射	$\bar{\sigma}_{\text{rcs}} (\text{m}^2)$
行人	1
表面	20
驾舱	0
角	5

行人和车辆散射体的雷达截面 $\sigma_{\text{rcs},l}$ 是随机产生的，通过斯怀林 I 型分布（Swirling-I Type Distribution）建模，雷达截面的均值 $\bar{\sigma}_{\text{rcs}}$ 见表 1 [14]。后向散射信号的数量 L 取决于与基站的相对角度位置，根据可见度函数，该数量会随时间而变化，因为目标是移动的 [11]。

2.2 度量模型

如前所述，基站采用多波束模式扫描——定义见式 (1)——来检测环境中的对象。通信波束指向 UE，而感知方向会随时间变化，按预置的角增量依次指向不同的方向。沿每个方向收集 M_s 个 OFDM 符号，形成接收符号网格 \mathbf{Y}_s ，基于该网格生成范围角地图。完成一次全量扫描所需的时间记为 T_{scan} ，该时间长短取决于选定的感知方向的数量以及符号的持续时间 T_s 。当收集到所有符号并组装到矩阵 \mathbf{Y}_s 中后，第一步就是对 \mathbf{Y}_s 和 \mathbf{X}_s 做逐点相除，该操作通常也叫“倒数滤波” [15, 16]，目的是消除发射符号的影响，并生成一个新的矩阵，记为 \mathbf{G}_s 。接着，从 \mathbf{G}_s 中的行和列产生双周期图，从而得到距离多普勒地图 [15]。然后，基于距离多普勒地图，我们选定周期图中最大值所在的列，并将之与相应的扫描方向做唯一关联，就能生成第 q 个基站第 t 次扫描的距离角地图 $\mathbf{D}_{q,t}$ 。²

¹ 载波间干扰和符号间干扰可忽略不计。

² 目标参数估计本质上是频率估计问题，由于周期图（渐近）表示对数似然，因此要选择最大值所在的列。

3 数据融合、目标分类及针对目标的处理

如图 2，基站把各自的距离角地图 $\mathbf{D}_{q,t}$ 上传融合中心。融合中心以分辨率为 Δ_x 、 Δ_y （点数分别为 N_x 、 N_y ）的线性均匀网格作为基准图。为确保地图融合的一致性，融合中心会根据基站的具体位置和均匀线性阵列的方向对基站上传的距离角地图做旋转、平移操作，然后在网格底图上对这些距离角地图重采样。再通过逐点相加，把重采样后的距离角地图（记为 $\overline{\mathbf{D}}_{q,t}$ ）融合成一张软地图 $\mathbf{L}_t = \sum_{q=1}^{N_s} \overline{\mathbf{D}}_{q,t}$ ，其中 N_s 表示用于感知的基站数量。³

3.1 目标识别

受目标的几何形状和雷达截面影响，不同目标表现出不同的反射模式（即反射指纹 [9]）。为此，我们采用卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN），直接从重采样和融合后的软地图 \mathbf{L}_t 中推理目标的类别是行人还是车辆，而软地图正好包含了这些信息。

完成图 2 所示流程之后，首先要通过图像裁剪将各个目标分割开，分割方式是将每个目标放入边长为 W_{size} 像素的正方形窗格中。跟踪算法基于目标在前一时刻 $t-1$ 的位置信息，预测出目标在当前时刻 t 的位置，然后将窗格放置在预测位置的中心。在构造 CNN 的训练集时，我们假设目标的实际位置和类别是已知的。若目标状态的预测结果并不理想，目标与相对帧之间会失准。为提高分类器在此类情况下的性能和鲁棒性，我们在训练时给目标的真实位置添加一定的扰动，即在 x 和 y 方向上均添加标准偏差为 σ_w 的高斯噪声（从而产生随机位移）。这样，目标分类会更准确，泛化误差也更低。在训练的最后，CNN 在新的场景中也能实时推理出目标的类别。

3.2 自适应聚类

为了从软地图中提取检测结果，从而有效地识别出扩展对象和点状对象，本文采用了一个“三步走”的聚类方法（参见图 2 中的绿色块）：

1. 基于阈值 γ_d 构造一个切除滤波器，将大概率因噪声产生的低值点从地图 \mathbf{L}_t 中去除。
2. 利用 k -近邻（ k -Nearest Neighbors, k -NN）算法（ $k=1$ ）和自适应门控 ξ_k （忽略离目标较远的剩余点），将可能属于上一个检测目标的数据聚类 [17]。该方案下，参数 ξ_k 可以根据不同的目标类别做适配。与固定 ξ_k 值的方案相比，该方案的优势分析见第 4 节。
3. 通过基于密度的含噪数据空间聚类（Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN）算法将其余的点（即大于 γ_d 且在门控 ξ_k 之外的点）聚类，并定义汇聚为同簇的点间最大距离 ξ_d ，以及构成一个簇的最少点数 N_d [18]。

作为从软地图中提取出来的目标检测结果，每个聚类质心最终存储在矩阵 \mathbf{Z}_t 中。

3.3 跟踪算法

在跟踪算法中，我们采用以下状态矢量表示每个目标的状态：

$$\mathbf{s}_{t,n} = (s_{t,n,x}, s_{t,n,y}, s_{t,n,v_x}, s_{t,n,v_y})^T \quad (5)$$

式中， t 和 n 分别代表时间索引和目标索引。该矢量的前两个元素代表目标的位置坐标，最后两个元素代表目标的速度分量。目标的位置坐标可以根据地图中提取出的信息来更新，而目标的速度分量则需要根据前一时刻（ $t-1$ ）以及当前时刻的目标位置来推理。

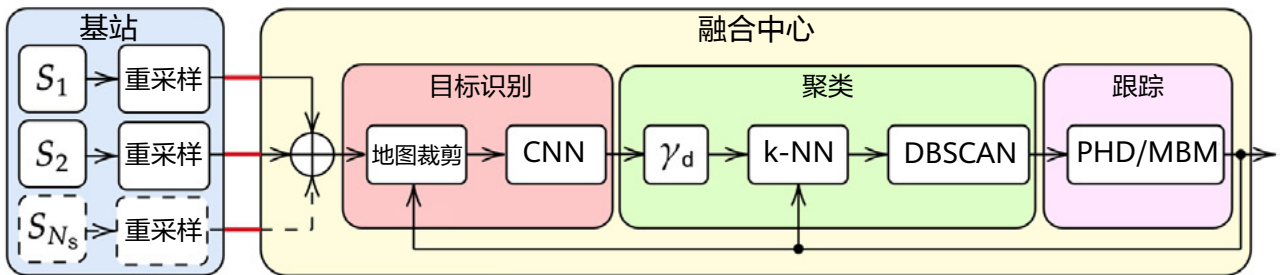


图 2 基站协同-目标分类-目标跟踪的感知处理流程示意图。基站扫描环境，生成距离角地图，并根据预设网格对距离角地图重采样。融合中心将所有重采样的距离角地图融合为一张完整地图，经过地图裁剪和分类完成目标识别（红色块），再对检测到的目标按类聚合（绿色块），最后利用跟踪算法来估计目标状态（粉色块）。

³ \mathbf{L}_t 是通过周期图估计而来的，因此也可以看成目标对数似然地图。由于基站间噪声不相关，所以可以求和。

PHD 滤波器在文献 [19, 20] 中运用较广, 实现 PHD 滤波器的一种可能方式是, 将目标强度函数近似为预置了分量个数的高斯混合 (Gaussian Mixture), 形式如下:

$$D_{t-1|t-1}(\mathbf{x}) = \sum_{h=1}^{\mathcal{H}_{t-1|t-1}} w_{t-1|t-1}^{(h)} \mathcal{N}_{\mathbf{x}}(\boldsymbol{\mu}_{t-1|t-1}^{(h)}, \mathbf{P}_{t-1|t-1}^{(h)}) \quad (6)$$

式中, \mathbf{x} 是一个普通的随机有限集 (Random Finite Set), $\mathcal{H}_{t-1|t-1}$ 表示强度函数中高斯分量的个数, $w_{t-1|t-1}^{(h)}$ 表示第 h 个分量的权重, $\boldsymbol{\mu}_{t-1|t-1}^{(h)}$ 和 $\mathbf{P}_{t-1|t-1}^{(h)}$ 则分别表示相应分量的均值和协方差。强度函数也可视为非典型概率密度函数 (Probability Density Function), 其积分表示场景中的预估目标数。

在预测环节, 通过线性卡尔曼预测器 (Kalman Predictor) 来推理连续时间步长 $D_{t|t-1}(\mathbf{x})$ 内的强度函数 [21]。生存概率 P_s 、跃迁矩阵 \mathbf{F} 和过程噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} (表示运动不确定性) 皆为常数。向待预测的强度函数 $D_{t|t-1}(\mathbf{x})$ 添加 \mathcal{B} 个出生分量, 表示监控区域出现新目标的可能性。这样, 预测后的分量总数为 $\mathcal{H}_{t|t-1} = \mathcal{H}_{t-1|t-1} + \mathcal{B}$ 。

在更新环节, 预测分量的更新通过卡尔曼更新方程 (Kalman Update Equation) 实现 [21], 度量值 \mathbf{Z}_t 提取自地图 \mathbf{L}_t 。此时, 检测概率 P_d 可视作常量, 基于所选的地图检测点, 可估计出各度量值的协方差矩阵 \mathbf{R}_t , 见式 (15)。后验信息中的分量个数可记为 $\mathcal{H}_{t|t} = \mathcal{H}_{t|t-1}(M_t + 1)$, M_t 表示时刻 t 的度量值个数。

要从 PHD 滤波器的后验信息中估计目标的数量, 仅需将分量的权重求和, 再舍入取整即可:

$$\hat{N}_{\text{obj}} = \left\lceil \sum_{h=1}^{\mathcal{H}_{t|t}} w_{t|t}^{(h)} \right\rceil \quad (7)$$

要估计第 n 个目标的状态, 仅需提取可能性最大的第 n 个分量的均值:

$$\hat{\mathbf{s}}_{t,n} = \arg \max_{w_{t|t}^{(h)}} \boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(h)} \quad (8)$$

在多目标跟踪问题上, MBM 滤波器可视为 PHD 滤波器的替代方案, 解决多目标跟踪问题需要用到度量与目标之间的关联概率 [22, 23]。MBM 滤波器可近似出多对象概率密度函数:

$$\text{MBM}_{t-1|t-1}(\mathbf{x}) = \sum_{g=1}^{\mathcal{G}_{t-1|t-1}} w_{t-1|t-1}^{(g)} \text{MB}_{t-1|t-1}^{(g)}(\mathbf{x}) \quad (9)$$

式中, $\mathcal{G}_{t-1|t-1}$ 表示 MBM 分布中多伯努利 (Multi-Bernoulli, MB) 分量的个数或全局假设, $w_{t-1|t-1}^{(g)}$ 则表示第 g 个 MBM 分量的权重。那么, 式 (9) 中的 MB 分布可以写成:

$$\text{MB}_{t-1|t-1}^{(g)}(\mathbf{x}) = \sum_{\mathfrak{X} \subseteq \mathbf{x}} \prod_{l=1}^{\mathcal{L}_{t-1|t-1}^{(g)}} B_{t-1|t-1}^{(g,l)}(\mathbf{x}_l) \quad (10)$$

式中, $\mathcal{L}_{t-1|t-1}^{(g)}$ 表示 MB 分布中伯努利分量的个数或局部假设, 对互不相交的随机有限集的所有并集求和, 这些并集共同生成 \mathbf{x} , 即, 需要对度量与目标之间潜在的数据关联进行取值 [23]。式 (10) 中的单个伯努利分量可以写成:

$$B_{t-1|t-1}^{(g,l)}(\mathbf{x}_l) = r_{t-1|t-1}^{(g,l)} \mathcal{N}_{\mathbf{x}_l}(\boldsymbol{\mu}_{t-1|t-1}^{(g,l)}, \mathbf{P}_{t-1|t-1}^{(g,l)}) \quad (11)$$

式中, $r_{t-1|t-1}^{(g,l)}$ 表示第 g 个全局假设中第 l 个局部假设的存在概率, $\boldsymbol{\mu}_{t-1|t-1}^{(g,l)}$ 和 $\mathbf{P}_{t-1|t-1}^{(g,l)}$ 则分别表示相应分量的均值和协方差。

在预测过程中, 再次执行线性卡尔曼预测, 推理出连续时间步长中的参数。若有新对象出现, 则向每个全局假设添加 \mathcal{B} 个伯努利分量。为利用好环境信息, 上述两种算法均按照场景配置生成对应的分量, 换言之, 假设的数量、均值、协方差和权重均取决于实际环境中车道和人行横道的位置。预测后的分量总数取值为 $(\mathcal{L}_{t-1|t-1} + \mathcal{B})\mathcal{G}_{t-1|t-1}$ 。

在更新过程中 (用线性卡尔曼更新), 会根据度量值与目标之间可能性最高的关联, 推导出更新后的参数 [22]。然后找出概率 $w_{t|t}^{(i)}$ 最高的 MBM 分量, 根据存在概率 $r_{t|t}^{(i,j)} \geq \gamma_e$ 的 MB 分量的均值 $\boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(i,j)}$, 从后验分布中提取估计值 $\hat{\mathbf{s}}_{t,n}$ 。

3.4 运动与度量模型

为表征聚类程序的虚警检测能力, 我们基于泊松点过程 (Poisson Point Process) 构建杂波度量模型, 强度定义为 λ_c 。

目标终结的建模则基于一个恒定的生存概率值 P_s 。预测时, 针对漏检相关的分量, 其权重会乘以一个与 P_s 成正比的系数, 因此连续漏检会形成异常的目标状态分量。

扩展目标和点状目标的行为可通过线性预测模型来跟踪。由于 T_{scan} 的值小于目标速度, 因此可以将连续获取的目标运动近似为一个分段线性函数。对应的跃迁矩阵和过程噪声协方差矩阵为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_{\text{scan}} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T_{\text{scan}} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\mathbf{Q} = \alpha_q T_{\text{scan}} \cdot \mathbf{I}_4 \quad (13)$$

式中, 参数 α_q 表示目标运动预测的不确定性。

本文中, 只有目标的位置信息是通过度量值估计的,

而连续位置度量则用于速度推理。⁴ 基于以上假设，度量矩阵如下：

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

由于地图的分辨率高，每个目标会有多个检测结果（在地图上表现为多个临近的像素点），形成非对角度量协方差矩阵。为了估计这类矩阵，需对 $\mathbf{z}_{t,m}$ 聚类后要度量矩阵（地图） \mathbf{L}_t 中提取的点 $\mathbf{L}_t^{(z_{t,m})}$ 进行定义。用 $\mathbf{V}_t^{(z_{t,m})}$ 表示矩阵 $2 \times N_{z_{t,m}}$ ，矩阵中包含了像素点相对于 $\mathbf{L}_t^{(z_{t,m})}$ 的坐标，因此，样本协方差度量矩阵可以这样计算：

$$\mathbf{R}_t = \frac{1}{N_{z_{t,m}} - 1} \sum_{p=1}^{N_{z_{t,m}}} (\mathbf{v}_{t,p}^{(z_{t,m})} - \mathbf{z}_{t,m})(\mathbf{v}_{t,p}^{(z_{t,m})} - \mathbf{z}_{t,m})^T \quad (15)$$

式中， $N_{z_{t,m}}$ 表示第 m 次度量的地图点数 $\mathbf{z}_{t,m}$ ， $\mathbf{v}_{t,p}^{(z_{t,m})}$ 代表矩阵 $\mathbf{V}_t^{(z_{t,m})}$ 中第 p 个地图点的坐标。

3.5 后期处理

考虑到算法较为复杂，我们采用了一套后期处理程序来保障估计精度。在 PHD 滤波器中，为减少后验强度函数中的分量个数，依次进行了剪枝、封顶、合并等操作：

1. 剪枝：去除后验信息中所有权重 $w_{t|t}^{(h)}$ 低于预设阈值 γ_p 的分量 [20]。
2. 封顶：控制后验信息的分量个数上限 γ_q ，从后验信息的剩余分量中选择 $w_{t|t}^{(h)}$ 值最大的 γ_q 个分量 [22]。
3. 合并：在剩余分量集合 ζ_m 中，对平均距离（定义见下式）低于预设阈值 γ_s 的分量进行合并：

$$d(\boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(i)}, \boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(j)}) = \|\boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(i)} - \boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(j)}\|_2 \quad (16)$$

权重、均值和协方差分别按下式更新：

$$\begin{aligned} w_{t|t}^{(k)} &= \sum_{i \in \zeta_m} w_{t|t}^{(i)} \\ \boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(k)} &= \sum_{i \in \zeta_m} w_{t|t}^{(i)} \boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(i)} \\ \mathbf{P}_{t|t}^{(k)} &= \sum_{i \in \zeta_m} w_{t|t}^{(i)} \mathbf{P}_{t|t}^{(i)} + (\boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(i)} - \boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(k)})(\boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(i)} - \boldsymbol{\mu}_{t|t}^{(k)})^T \end{aligned}$$

式中， k 是分配给派生分量的新索引， i 是合并分量的索引。

在 MBM 滤波器中，对于符合要求的数据关联，更新阶段的门控会根据 $w_{t|t}^{(k)} < \xi_a$ ，对所有弱关联假设进行剪枝，MBM 和 MB 分量的剪枝则分别基于 γ_g 和 γ_l 进行。最后，剩余的 MBM 分量会基于阈值 γ_c 封顶。为了提高估计精度，在可能性最大的 MBM 分量中，选取距离短于 γ_m 的 MB 分量进行合并。

⁴假设基站不去估计目标普勒——虽然它们有可能这样做。

4 数值结果

4.1 性能指标

通信性能用“网络总容量”——即所有下行基站的速率总和——来评估。假设在 N_{tot} 个可用基站中，有 N_s 个同时用于感知和通信（则仅用于通信的基站数量为 $N_{\text{tot}} - N_s$ ），且专用于感知功能的功率为 ρ_p (1)，此时网络总容量为：

$$C(\rho_p) = (N_s \Delta f K \log_2(1 + (1 - \rho_p) \text{SNR}^{(c)}) + (N_{\text{tot}} - N_s) \Delta f K \log_2(1 + \text{SNR}^{(c)})) / N_{\text{tot}} \quad (17)$$

式中， $\text{SNR}^{(c)}$ 表示用户的通信信噪比。⁵

为评估网络定位能力，选择 OSPA 作为单值指标 [24, 25]：

$$\text{OSPA} = \sqrt[p]{\frac{1}{N_c} \left(\sum_{(i,j) \in \zeta_g^*} d(\hat{\mathbf{s}}_{t,i}, \hat{\mathbf{s}}_{t,j})^p + \frac{\xi_g^p}{2} (|\hat{\mathbf{S}}_t| + |\hat{\mathbf{S}}_t| - 2|\zeta_g^*|) \right)}$$

式中， $\hat{\mathbf{S}}_t$ 包含所有估计目标的坐标信息，即算法推理的 $\hat{\mathbf{S}}_t$ 中的前两行； N_c 表示 OSPA 指标的元素数，由 $N_c = |\hat{\mathbf{S}}_t| + |\hat{\mathbf{S}}_t| - |\zeta_g^*|$ 给定，其中 $|\cdot|$ 代表随机有限集的基数。参数 p 代表 OSPA 阶数，而 ξ_g 代表 OSPA 门控。虚警与漏检的判断规则如下：超过门控阈值 ξ_g 的估计判为虚警；若实际目标位置与门控内所有估计都不相关，则判为漏检。集合 ζ_g^* 代表估计的对象集 $\hat{\mathbf{S}}_t$ 与真值集 \mathbf{S}_t 之间的最佳赋值，选用最佳赋值可最大限度降低 OSPA 误差。而 OSPA 指标的第一项，即 $d(\mathbf{s}_{t,i}, \hat{\mathbf{s}}_{t,j})^p$ ，可以看作目标的估计位置 and 实际位置之间的距离（ $p = 2$ 时，该项对应估计位置的平方误差）。则 OSPA 其余部分可改写成：

$$\frac{\xi_g^p}{2} (|\hat{\mathbf{S}}_t| - |\zeta_g^*|) + \frac{\xi_g^p}{2} (|\hat{\mathbf{S}}_t| - |\zeta_g^*|) \quad (18)$$

第一项与漏检成正比，第二项与虚警相关。

最后，为评估目标分类的性能，将分类精度定义为：

$$\text{Accuracy} = \frac{T_P + T_N}{T_P + T_N + F_P + F_N} \quad (19)$$

式中， T_P 、 T_N 、 F_P 和 F_N 分别代表真正（True Positive）、真负（True Negative）、假正（False Positive）和假负（False Negative）分类。

4.2 参数设置

本文设定的场景涉及 4 个扩展目标、4 个点状目标，可用基站数 N_{tot} 为 6。行人和车辆会做出不同形式的运

⁵为了更清晰地展现数值结果，我们假设所有用户的通信信噪比相同。

动, 如恒定转速、线性加速/减速、匀速直线运动, 有时也会保持静止。目标监控区域的大小为 $x \in [-20, 20]$ 米、 $y \in [-20, 20]$ 米。基站围绕监控区域呈一个半径为 50 米的环形分布, 与均匀线性阵列垂直的轴指向监控区域的中心, 扫描孔径为 120° (即 $\Theta_0 = 60^\circ$), 扫描步长为 $\Delta\Theta = 2.4^\circ$ 。

传输参数设置如下: 调制方式为 QPSK, $f_c = 28\text{GHz}$, $\Delta f = 120\text{kHz}$, $K = 3168$ (带宽约 400MHz), $M = 1120$, $M_s = 112$ 。有效等向辐射功率为 30dBm, 噪声功率谱密度 $N_0 = 4 \cdot 10^{-20}$ W/Hz。6 个基站各有 $N_T = N_R = 50$ 根天线。每个基站的扫描时长为 $T_{\text{scan}} = 50$ 毫秒, 对场景全局监控 10 秒后得到 $N_m = 200$ 个度量值 (完成地图收集)。地图融合的网格分辨率为 $\Delta_x = 0.1$ 米、 $\Delta_y = 0.1$ 米。各基站分配给感知功能的功率比例均为 $\rho_p = 0.3$ 。

目标识别任务的窗口大小为 $W_{\text{size}} = 6$ 米, 位置扰动标准差为 $\sigma_w = 0.5$ 米。CNN 网络包括以下几层: (1) 2D 卷积层, 包含 20 个 5×5 的随机掩码滤波器以及整流线性单元 (Rectified Linear Unit, ReLU) 激活函数; (2) 连续的 2D 最大汇集层, 下采样因子为 2; (3) 全连接层, 也是 softmax 激活函数所在的层 (输出维度为 2), 负责对目标类别中提取的特征进行制图。

聚类算法的检测阈值设为 $\gamma_d = 2 \cdot 10^{-7}$, 测试 k-NN 门控 ξ_k 在 $[4, 6]$ 范围内的最佳取值。对于 DBSCAN, 截止距离 $\xi_d = 3$, 构成一个簇的最少点数 N_d 设为 50。

两种跟踪算法中, 杂波强度 $\lambda_c = 0.1$, 预测不确定性 $\alpha_q = 5$, 初始分量协方差 $\mathbf{P} = 0.5 \cdot \mathbf{I}_4$ 。检测概率 P_d 和生存概率 P_s 分别是 0.99 和 0.9, 合并阈值 γ_m 设为 5。PHD 滤波器的分量剪枝阈值 $\gamma_p = 100 \cdot 10^{-6}$, 分量个数上

限为 $\gamma_q = 10$ 。MBM 滤波器中, 存在概率的剪枝阈值为 $\gamma_l = 100 \cdot 10^{-6}$, 而 MBM 分量的剪枝阈值设为 $\gamma_g = 10^{-15}$, MBM 分量个数上限为 $\gamma_c = 10$ 。容许关联的门控设为 $\xi_a = 14$, 存在阈值为 $\gamma_e = 0.99$ 。上述两种算法都通过协方差 $\mathbf{P}^{(b)} = 0.1 \cdot \mathbf{I}_4$ 对新出现对象的出生分量进行初始化, $\boldsymbol{\mu}^{(b)}$ 代表新出现对象的可能位置, 而恢复分量则在当前场景的中心通过协方差 $\mathbf{P}^{(b)} = 5 \cdot \mathbf{I}_4$ 进行初始化。

4.3 目标分类性能

当 $\rho_p = 0.3$, 感知基站的数量 N_s 取不同值时, 系统的分类精度 (见绿色曲线) 如图 3 所示, 上图对应 PHD 算法, 下图对应 MBM 算法。由图可知, 当 $N_s \geq 3$ 时, 两种算法下的目标分类精度均超过 85%, 而分类性能与感知基站的数量强相关。基站越少, 扩展目标上检测到的反射点就越少 (因为空间多样性降低了), 那么在融合后的地图上, 行人与车辆的目标指纹就更相似。另外, 当感知基站数 $N_s = 6$ 时, 目标分类精度超过 98%。

4.4 感知性能与通信性能

图 3 展示了当 $\rho_p = 0.3$ 而 N_s 取不同值时, PHD 算法 (上图) 和 MBM 算法 (下图) 的 OSPA 指标变化。其中, 蓝色虚线代表行人和车辆的门控 ξ_k 均固定为 4 时的算法性能; 红色虚线代表行人和车辆的门控 ξ_k 均固定为 6 时的算法性能; 黄色实线代表 AI 方案的性能, 该方案下, 门控根据目标识别类别自适应——目标为行人时, $\xi_k = 4$; 目标为车辆时, $\xi_k = 6$ 。

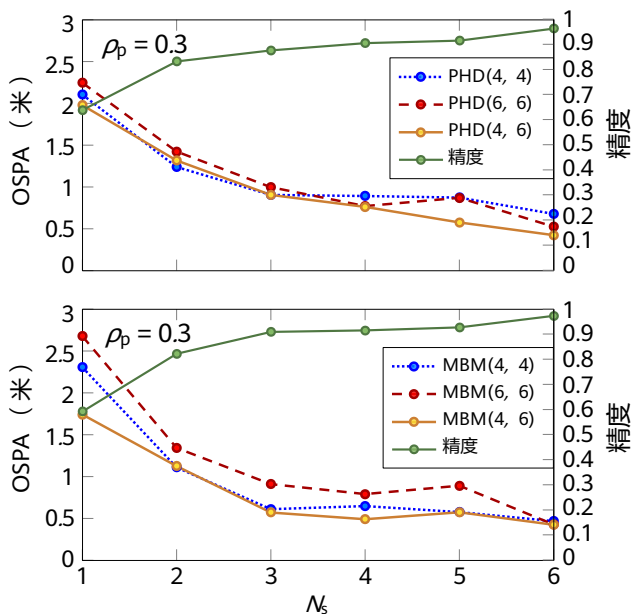


图 3 不同感知基站数量 N_s 下系统的定位性能与分类精度 (上图对应 PHD 算法, 下图对应 MBM 算法)。

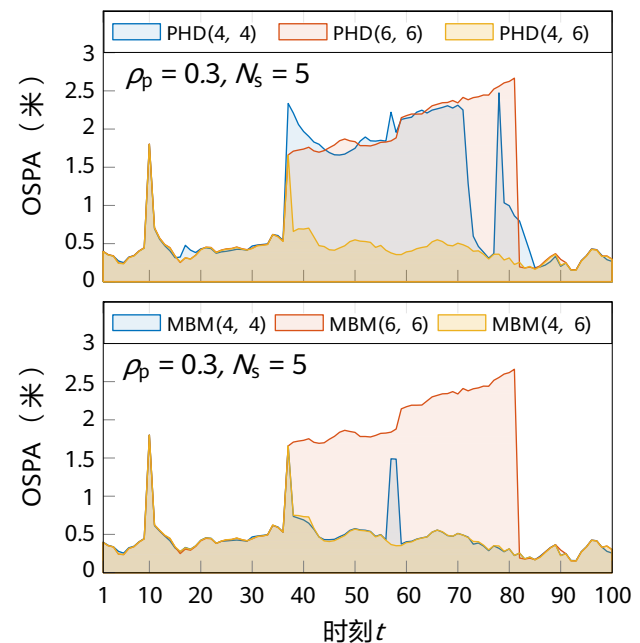


图 4 PHD (上图) 和 MBM (下图) 在不同时刻的定位性能。

这种自适应门控可以显著降低两种算法的定位误差: 对于 PHD 算法, 当感知基站数量 $N_s \geq 3$ 时, 自适应门控方案的误差小于 1 米; 对于 MBM 算法, 当 $N_s \geq 3$ 时, OSPA 指标值在 0.7 米以下。然而, 当 $N_s < 3$ 时, 目标分类可能不准, 若估计的目标类别和实际的目标类别不一致, 自适应门控方案无法为门控 ξ_k 准确赋值, 因此会出现性能劣化。

为了进一步验证自适应门控的优势 (见图 4), 我们将感知基站的数量固定下来, 获取前 100 次数据中的 OSPA 指标值。图中蓝色区域表示行人和车辆的门控 ξ_k 均固定为 4, 红色区域表示行人和车辆的门控 ξ_k 均固定为 6, 而黄色区域则表示自适应门控。可见, 自适应门控方案下, 两种算法的 OSPA 峰值大大降低, 因此定位性能更优。

通信性能方面, 基站总容量可由式 (17) 算出 (设 $\rho_p = 0.3$)。通信性能最差的情形就是所有基站都同时用于 JSC, 即 $N_s = 6$, 此时, 下行容量 $C = 0.9$ Gbit/s。与之相反, 若所有基站都仅用于通信而不用于感知 ($N_s = 0$), 下行容量可达到 $C = 1.1$ Gbit/s, 此时通信性能最佳。因此, 折中方案就是, 将 3 个基站用于 JSC, 另外 3 个仅用于通信, 此时可保证下行容量 $C = 1$ Gbit/s。

5 结语

本文提出一种基于 OFDM 波形的新型 JSC 框架, 通过基站协同和数据融合来提高定位性能。根据软地图中携带的目标反射指纹, 基于 CNN 网络实现目标分类, 再按目标类别自动适配多目标跟踪算法。

为管理点状目标和扩展目标, 本文还提出了“三步走”的聚类策略, 利用目标识别结果实现自适应门控。对于监控区域中的目标跟踪, 可使用 PHD 滤波器和 MBM 滤波器这两种目标跟踪算法。

测试过程中, 我们选取了一个同时存在行人和车辆的行车场景, 将一部分功率单独分配给感知波束, 来研究基站数量对感知性能的影响。

在系统性能方面, 本文评估了 OSPA 指标、目标分类精度以及通信性能 (体现为下行总容量)。结果表明, 当目标分类精度大于 90% 时, 相比没有目标识别的方案, 采用目标识别的自适应门控有助于提升系统性能。譬如, 选择 3 个基站做感知 ($N_s = 3$), 在保证下行总容量不低于 1Gbit/s 的前提下, 分类精度能达到 90% 左右, PHD 算法的 OSPA 误差小于 1 米, MBM 算法的 OSPA 误差约为 0.7 米。若 6 个基站全部用于感知 ($N_s = 6$), 目标分类精度超过 98%, 两种跟踪算法的定位误差均小于 0.7 米, 但下行总容量会损失 10% (从 1Gbit/s 降至 0.9Gbit/s)。

参考文献

- [1] R. Thomä, T. Dallmann, S. Jovanoska, P. Knott, and A. Schmeink, "Joint communication and radar sensing: An overview," in *Europ. Conf. on Ant. and Prop. (EuCAP)*, Dusseldorf, Germany, Mar. 2021, pp. 1–5.
- [2] S. Schieler, C. Schneider, C. Andrich, M. Döbereiner, J. Luo, A. Schwind, R. S. Thomä, and G. Del Galdo, "OFDM waveform for distributed radar sensing in automotive scenarios," *Int. J. of Microw. and Wireless Tech.*, vol. 12, no. 8, p. 716–722, 2020.
- [3] J. Zhang, X. Wang, P. Liu, J. Huang, and Z. Zheng, "Joint resource allocation and user association for multi-cell integrated sensing and communication systems," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2023, 07 2023.
- [4] Z. Wang, K. Han, J. Jiang, F. Liu, and W. Yuan, "Multi-vehicle tracking and ID association based on integrated sensing and communication signaling," *IEEE Wireless Commun. Letters*, vol. 11, no. 9, pp. 1960–1964, 2022.
- [5] J. A. Zhang, F. Liu, C. Masouros, R. W. Heath, Z. Feng, L. Zheng, and A. Petropulu, "An overview of signal processing techniques for joint communication and radar sensing," *IEEE J. of Sel. Topics in Signal Process.*, vol. 15, no. 6, pp. 1295–1315, 2021.
- [6] Y. Cui, F. Liu, X. Jing, and J. Mu, "Integrating sensing and communications for ubiquitous IoT: Applications, trends, and challenges," *IEEE Netw.*, vol. 35, pp. 158–167, 2021.
- [7] R. Liu, M. Jian, D. Chen, X. Lin, Y. Cheng, W. Cheng, and S. Chen, "Integrated sensing and communication based outdoor multi-target detection, tracking and localization in practical 5G networks," *arXiv preprint arXiv:2305.13924*, 2023.
- [8] R. Chauhan, K. K. Ghanshala, and R. Joshi, "Convolutional neural network (CNN) for image detection and recognition," in *2018 1th*

- Int. Conf. on Secure Cyber Comput. and Commun. (ICSCCC)*, 2018, pp. 278–282.
- [9] O. Kechagias-Stamatis and N. Aouf, "Automatic target recognition on synthetic aperture radar imagery: A survey," *IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag.*, vol. 36, no. 3, pp. 56–81, 2021.
- [10] Y. Tian, "Artificial intelligence image recognition method based on convolutional neural network algorithm," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 125 731–125 744, 2020.
- [11] M. Bühren and B. Yang, "Simulation of automotive radar target lists using a novel approach of object representation," in *IEEE Intell. Veh. Symp.*, 2006, pp. 314–319.
- [12] E. Favarelli, E. Matricardi, L. Pucci, E. Paolini, W. Xu, and A. Giorgetti, "Sensor fusion and extended multi-target tracking in joint sensing and communication networks," in *IEEE Int. Conf. on Commun. (ICC)*, accepted, Rome, Italy, May 2023.
- [13] —, "Map fusion and heterogeneous objects tracking in joint sensing and communication networks," in *20th European Radar Conference (EuRAD)*, Berlin, Germany, Sep. 2023.
- [14] M. I. Skolnik, *Radar handbook*. McGraw-Hill Education, 2008.
- [15] L. Pucci, E. Paolini, and A. Giorgetti, "System-level analysis of joint sensing and communication based on 5G new radio," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 7, July 2022, pp. 2043–2055.
- [16] J. T. Rodriguez, F. Colone, and P. Lombardo, "Supervised reciprocal filter for OFDM radar signal processing," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, pp. 1–22, 2023.
- [17] J. Watt, R. Borhani, and A. K. Katsaggelos, *Machine Learning Refined*. Cambridge University Press, 2016.
- [18] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise," in *Int. Conf. on Know. Disc. in Data Mining*, Portland, Oregon, 1996, pp. 226–231.
- [19] R. Mahler, "PHD filters of higher order in target number," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 43, no. 4, pp. 1523–1543, 2007.
- [20] B.-N. Vo and W.-K. Ma, "The Gaussian mixture probability hypothesis density filter," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 54, no. 11, pp. 4091–4104, 2006.
- [21] Q. Li, R. Li, K. Ji, and W. Dai, "Kalman filter and its application," in *8th International Conference on Intell. Networks and Intell. Systems (ICINIS)*, 2015, pp. 74–77.
- [22] A. F. García-Fernández, Y. Xia, K. Granström, L. Svensson, and J. L. Williams, "Gaussian implementation of the multi-Bernoulli mixture filter," in *22th Int. Conf. on Inf. Fusion (FUSION)*, 2019, pp. 1–8.
- [23] A. F. García-Fernández, J. L. Williams, K. Granström, and L. Svensson, "Poisson multi-Bernoulli mixture filter: Direct derivation and implementation," *IEEE Trans. on Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 54, no. 4, pp. 1883–1901, 2018.
- [24] A. S. Rahmathullah, A. F. García-Fernández, and L. Svensson, "Generalized optimal sub-pattern assignment metric," in *20th Int. Conf. on Inf. Fusion (FUSION)*, 2017, pp. 1–8.
- [25] M. Beard, B. T. Vo, and B.-N. Vo, "OSPA(2): Using the OSPA metric to evaluate multi-target tracking performance," in *Int. Conf. on Control, Autom. and Inf. Sci. (ICCAIS)*, 2017, pp. 86–91.



SWIPT 通信感知一体化系统性能

刘勰, 杨明磊, 刘楠

西安电子科技大学 雷达信号处理国家重点实验室

liumeng2021@163.com, mlyang@xidian.edu.cn, liunaneoe@163.com

摘要

从残余硬件损伤、信道估计误差、非理想串行干扰消除的维度分析了无线携能 (Simultaneous Wireless Information and Power Transfer, SWIPT) 非正交下行传输通信感知一体化 (简称“通感一体化”) 系统的性能, 并推导了精确中断概率、渐近中断概率、检测概率和能效表达式, 以评估系统的通信和感知性能。仿真结果显示, 引入 SWIPT 技术后, 通感一体化系统的通信和感知公平性、检测概率、能效均有提升, 证明理论分析结论准确。

关键词

通感一体化, 非正交下行传输, 无线携能

1 引言

接入通信网络的设备数量庞大, 传统通信频段在用户基础通信需求面前捉襟见肘, 推动通信频段向雷达频段发展 [1]。与此同时, 智慧城市、智慧交通等场景的迅速发展, 迫切需要在通信系统引入感知等全新的能力 [2]。通信感知一体化 (简称“通感一体化”) 因其可以同时实现通信和感知的能力, 以及其在硬件成本上的经济优势, 被业界视作一个可行的方案。具体来说, 通感一体化基站传输通感一体化信号, 可以在满足用户通信需求的同时感知非合作目标 [2-5]。

此前的一些研究成果 [3-5] 为通感一体化研究奠定了坚实的基础, 但这些研究分析的都是传统的正交传输系统, 意味着在同一时域/频域/码域中系统只能服务单个用户。非正交传输 (Non-Orthogonal Transmission, NO-T) 具备在传输端资源复用、接收端串行干扰消除的潜力, 让系统有能力同时服务多个用户且不会降低服务质量 [6]。[7] 和 [8] 分别推导了通信用户的中断概率 (Probability of Outage, OP) 和目标回波信号的遍历感知速率, 以此为依据评估了非正交下行传输 (Non-Orthogonal Downlink Transmission, NO-DLT) 和非正交上行传输 (Non-Orthogonal Uplink Transmission, NO-ULT) 通感一体化系统的通信感知性能。两项研究表明, 与传统正交传输相比, 非正交传输可以有效提升通信感知性能。

除了提升频谱效率, NO-T 通感一体化网络对能效的提升也是一大亮点。利用无线携能 (Simultaneous Wireless Information and Power Transfer, SWIPT) 技术从射频信号收集能量作为补偿, 可以进一步提升通感一体化网络的资源利用率、延长网络寿命 [9]。接收端能量收集常用的方案包括功率分割 (Power Splitting, PS) 和时间切换 (Time Switching, TS)。[10] 分析了采用 TS 方案收集能量的 SWIPT NO-DLT 系统中用户的 OP 和吞吐率, [11] 研究了在接收端采用 PS 方案提高毫米波 SWIPT NO-DLT 系统能效的方法, [12] 则为通感一体化基站设计了一种 PS 方案, 缩小 SWIPT 通感一体化系统感知的克拉美罗界 (Cramer-Rao Bound)。不论是 TS 还是 PS, 两种方案都充分利用了射频信号的时隙或功率, 以此改善 NO-T 通感一体化系统的能效水平。在通感一体化系统中应用 SWIPT 技术可以进一步降低系统的能源成本, 满足绿色通信、智慧能源等通信需求, 提高能源利用率。

受到这些研究的启发, 本研究将近端用户视作全双工能量收集中继, 用于辅助远端用户和基站的通信和感知, 分析这一 SWIPT NO-DLT 通感一体化系统的性能。为更贴近实际, 在分析中考虑了系统中残余硬件损伤 (Residual Hardware Impairment, RHI)、信道估计误差 (Channel Estimation Error, CEE) 和非理想串行干扰消除 (Imperfect Successive Interference Cancellation, ipSIC) 的影响。最后, 分别推导了通信用户的 OP、基站的检测概率 (Probability

of Detection, PoD) 和虚警概率 (Probability of False Alarm, PoFA), 以及系统的能效, 以评估该系统的性能。

2 系统模型

图 1 所示为本研究分析的 SWIPT NO-DLT 通感一体化系统, 其中包括通感一体化基站 S 、近端下行通信用户 D_n 、远端下行通信用户 D_f 。 S 发出的信号同时用于通信 (D_f 和 D_n) 和感知 (检测目标 T)。假设 D_n 具备 SWIPT 能力, 则 D_n 接收到的信号一部分用于信息解码, 另一部分用于能量收集。 D_n 还可以作为全双工解码转发 (Decoding-and-Forwarding, DF) 中继, 用收集的能量辅助 D_f 通信与 S 感知。简单起见, 用 h_{SD_n} 、 h_{SD_f} 和 h_{nf} 分别表示通信信道 $S \rightarrow D_n$ 、 $S \rightarrow D_f$ 和 $D_n \rightarrow D_f$, 用 h_{ST} 、 h_{TS} 和 h_{DT} 分别表示感知信道 $S \rightarrow T$ 、 $T \rightarrow S$ 和 $D_n \rightarrow T$ 。此外, $D_n \rightarrow S$ 的干扰信道记作 h_{DS} , 基站和 D_n 同时收发信号引起的环路自干扰 (Loop Self-Interference, LSI) 信道分别记作 $w_{LI}^S \sim \mathcal{CN}(0, \varpi_{LI}^S)$ 和 $w_{LI}^N \sim \mathcal{CN}(0, \varpi_{LI}^N)$ [13]。对该系统做如下假设: (a) 从 S 和 D_n 发送的信号可以同时用于感知和通信 [3]; (b) S 和 D_n 使用全双工模式, D_f 使用半双工模式; (c) 通感一体化系统中的单向信道符合 Nakagami- m 衰减 [14]。

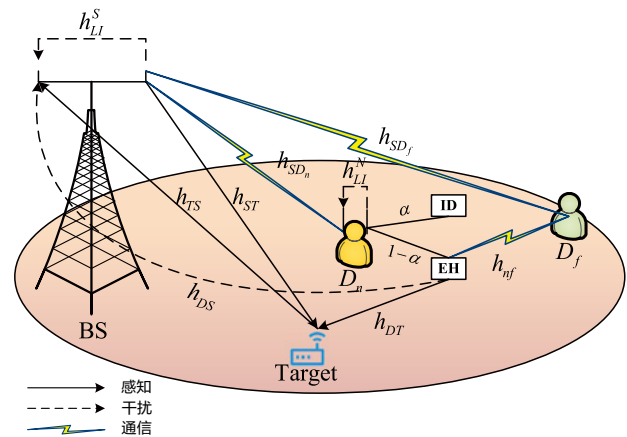


图 1 SWIPT NO-DLT 通感一体化系统示意图

2.1 通信模型

直连链路中, 基站向 D_n 和 D_f 发送叠加信号 $y_{BS} = \sqrt{a_n P_S} x_n + \sqrt{a_f P_S} x_f$, 其中 P_S 为基站的发送功率, a_n 、 a_f 分别为 D_n 、 D_f 的能量分配系数, $a_n < a_f$ 且 $a_n + a_f = 1$, x_n 、 x_f 分别表示 D_n 、 D_f 所需信号, 且 $\mathbb{E}[|x_n|^2] = \mathbb{E}[|x_f|^2] = 1$, 则 D_n 收集的能量为:

$$P_{EH} = (1 - \alpha) P_S |h_{SD_n}|^2, \quad (1)$$

其中, $\alpha \in [0, 1]$ 为功率分割比。因此, D_n 和 D_f 接收到的信号为:

$$\begin{aligned} y_{SD_n} &= \sqrt{\alpha} h_{SD_n} (y_{BS} + \eta_{SD_n}) + w_{LI}^N \sqrt{P_N} x_{LI}^N + n_{SD_n}, \quad (2) \\ y_{SD_f} &= h_{SD_f} (y_{BS} + \eta_{SD_f}) + n_{SD_f}, \quad (3) \end{aligned}$$

其中, $\eta_{SD_n} \sim \mathcal{CN}(0, \kappa_{SD_n}^2 P_S)$ 和 $\eta_{SD_f} \sim \mathcal{CN}(0, \kappa_{SD_f}^2 P_S)$ 为链路 $S \rightarrow D_n$ 和 $S \rightarrow D_f$ 引起的 RHI, κ_{SD_n} 、 κ_{SD_f} 分别为 D_n 、 D_f 上的 RHI 水平, $P_N = \xi P_{EH}$ 为 D_n 的发射功率, $\xi \in [0, 1]$ 为能量转换效率。 x_{LI}^N 为 D_n 端的 LSI 信号且 $\mathbb{E}[|x_{LI}^N|^2] = 1$ 。用 $n_{SD_n} \sim \mathcal{CN}(0, N_0)$ 和 $n_{SD_f} \sim \mathcal{CN}(0, N_0)$ 分别表示 D_n 和 D_f 上的加性高斯白噪声 (Additive White Gaussian Noise, AWGN), 其中 N_0 为噪声功率。

根据 NO-DLT 方案, D_f 仅解码 x_f , 因此, D_f 通过直连链路接收到的 x_f 的信干加噪比 (Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio, SINR) 可表示为:

$$\gamma_{SD_f}^{D_f} = \frac{\alpha_f \rho_{SD_f} \gamma_S}{(\alpha_n + \kappa_{SD_f}^2) \rho_{SD_f} \gamma_S + 1}, \quad (4)$$

其中, $\gamma_S = P_S/N_0$ 。

根据 NO-DLT 方案, D_n 先解码 x_f , 然后使用 SIC 技术解码 x_n , 则 D_n 接收到的 x_f 和 x_n 的 SINR 可分别用下式表示:

$$\gamma_{SD_n}^{D_f} = \frac{\alpha \alpha_f \rho_{SD_n} \gamma_S}{[\alpha \alpha_n + \kappa_{SD_n}^2 + (1 - \alpha) \xi \varpi_{LI}^N] \rho_{SD_n} \gamma_S + 1}, \quad (5)$$

$$\gamma_{SD_n}^{D_n} = \frac{\alpha \alpha_n \rho_{SD_n} \gamma_S}{[\kappa_{SD_n}^2 + \varepsilon \alpha \alpha_f + (1 - \alpha) \xi \varpi_{LI}^N] \rho_{SD_n} \gamma_S + 1}, \quad (6)$$

其中, $\varepsilon \in [0, 1]$ 为 RHI 导致部分信号解码失败造成的 ipSIC 系数。

协作链路中, D_n 利用收集的能量向 D_f 转发 x_f , 则 D_f 上通过协作链路接收到的信号可表示为:

$$y_{nf} = h_{nf} (\sqrt{P_N} x_f + \eta_{nf}) + n_{nf}, \quad (7)$$

其中 $n_{nf} \sim \mathcal{CN}(0, N_0)$ 为 AWGN。 $\eta_{nf} \sim \mathcal{CN}(0, \kappa_{nf}^2 P_N)$ 表示与链路 $D_n \rightarrow D_f$ 相关的 RHI, κ_{nf} 为 RHI 水平, 则 D_f 通过协作链路接收到的 x_f 的 SINR 为:

$$\gamma_{nf}^{D_f} = \frac{(1 - \alpha) \xi \rho_{SD_n} \rho_{nf} \gamma_S}{\kappa_{nf}^2 (1 - \alpha) \xi \rho_{SD_n} \gamma_S + 1}. \quad (8)$$

2.2 感知模型

该通感一体化系统中, 感知接收端收到的感知信号包括四个部分: (a) 与 D_n 和 S 相关的目标回波信号; (b) LSI、RHI 和 CEE; (c) 来自 D_n 的干扰; (d) AWGN。因此, 基站

接收到的信号可表示为:

$$\begin{aligned} y_S &= \delta [(h_{ST} h_{TS} + e_1) (y_{BS} + \eta_{SS}) + (h_{DT} h_{TS} + e_2) \\ &\times (\sqrt{P_N} x_f + \eta_{DS})] + h_{DS} (\sqrt{P_N} x_f + \eta_{DS}) + w_{LI}^S \sqrt{P_S} x_{LI}^S + n_S, \quad (9) \end{aligned}$$

其中, $\eta_{SS} \sim \mathcal{CN}(0, \kappa_{SS}^2 P_S)$ 、 $\eta_{DS} \sim \mathcal{CN}(0, \kappa_{DS}^2 P_N)$ 分别为链路 $S \rightarrow T \rightarrow S$ 、 $D_n \rightarrow T \rightarrow S$ 的 RHI, $e_1 \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_1^2)$ 、 $e_2 \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_2^2)$ 分别为链路 $S \rightarrow T \rightarrow S$ 、 $D_n \rightarrow T \rightarrow S$ 的 CEE。 x_{LI}^S 表示 S 侧的 LSI 信号且 $\mathbb{E}[|x_{LI}^S|^2] = 1$ 。 $n_S \sim \mathcal{CN}(0, N_0)$ 表示 AWGN。

与 NO-DLT 类似, S 使用 SIC 技术检测目标回波信号 [15]。由 (9) 可知, D_n 发送的信号以及 S 通过直连链路 $D_n \rightarrow S$ 被动接收的信号对感知有强干扰。 S 接收到的回声的 SINR 可以表示为:

$$\gamma_S^{echo} = \frac{\delta^2 \rho_{ST} \rho_{TS} \gamma_S + \delta^2 \rho_{DT} \rho_{TS} \gamma_N}{\delta^2 \Phi \gamma_S + \Theta \gamma_N + \varpi_{LI}^S \gamma_S + 1}, \quad (10)$$

其中, $\Phi = \sigma_1^2 (1 + \kappa_{SS}^2) + \rho_{ST} \rho_{TS} \kappa_{SS}^2 + \rho_{DT} \rho_{TS} \kappa_{DS}^2$, $\Theta = \delta^2 \sigma_2^2 (1 + \kappa_{DS}^2) + \varepsilon \rho_{DS} (1 + \kappa_{DS}^2)$, 且 $\gamma_N = P_N/N_0$ 。

3 性能分析

本节评估通感一体化系统的性能, 并分析通信中用户侧的精确 OP 和渐近 OP、感知中基站的 PoD, 以及系统的能效。

3.1 OP

D_n 的 OP。 D_n 无法通过链路 $S \rightarrow D_n$ 解码 x_n 时, D_n 发生中断事件。因此, D_n 的 OP 可由下式计算得出:

$$P_{out}^{D_n} = \Pr(\gamma_{SD_n}^{D_n} < \gamma_{thn}), \quad (11)$$

其中, γ_{thn} 为 x_n 的 SNR 阈值。

定理 1. D_n 的精确 OP 为:

$$P_{out}^{D_n} = 1 - \sum_{g_1=0}^{\alpha_{SD_n}} \frac{1}{g_1!} e^{-\frac{\varphi}{\beta_{SD_n}}} \left(\frac{\varphi}{\beta_{SD_n}} \right)^{g_1}, \quad (12)$$

其中, $(\cdot)!$ 为阶乘运算。

若 $\alpha \alpha_n > [\kappa_{SD_n}^2 + \varepsilon \alpha \alpha_f + (1 - \alpha) \xi \varpi_{LI}^N] \gamma_{thn}$, 由上式可知:

$$\varphi = \frac{\gamma_{thn}}{\alpha \alpha_n \gamma_S - [\kappa_{SD_n}^2 + \varepsilon \alpha \alpha_f + (1 - \alpha) \xi \varpi_{LI}^N] \gamma_S \gamma_{thn}}$$

否则, $P_{out}^{D_n} = 1$ 。

证明 . 将 (6) 代入 (11), 并经数学运算可得 D_n 的 OP 为:

$$\begin{aligned} P_{\text{out}}^{D_n} &= \Pr(\rho_{SD_n} < \varphi) \\ &= \int_0^\varphi f_{\rho_{SD_n}}(x) dx. \end{aligned} \quad (13)$$

根据 ρ_i 的累积分布函数 (Cumulative Distribution Function, CDF), (12) 得证。

推论 1. D_n 的渐近 OP 为:

$$P_{\text{out},\infty}^{D_n} = \frac{\varphi^{\alpha_{SD_n}}}{\alpha_{SD_n}! \beta_{SD_n}^{\alpha_{SD_n}}}. \quad (14)$$

证明 . 高 SNR 条件下, ρ_i 的 CDF 为:

$$F_{\rho_i}^\infty(x) = \frac{x^{\alpha_i}}{\alpha_i! \beta_i^{\alpha_i}}. \quad (15)$$

将 (15) 代入 (13), (14) 得证。

D_f 的 OP。出现以下情况时, D_f 发生中断事件: (a) D_n 和 D_f 无法通过链路 $S \rightarrow D_n$ 、 $S \rightarrow D_f$ 解码 x_f ; (b) D_n 通过链路 $S \rightarrow D_n$ 成功解码 x_f , 但 D_f 无法通过链路 $S \rightarrow D_f$ 、 $D_n \rightarrow D_f$ 解码 x_f 。因此, D_f 的 OP 为:

$$\begin{aligned} P_{\text{out}}^{D_f} &= \Pr\left(\max\left(\gamma_{SD_n}^{D_f}, \gamma_{SD_f}^{D_f}\right) < \gamma_{\text{thf}}\right) \\ &+ \Pr\left(\gamma_{SD_n}^{D_f} \geq \gamma_{\text{thf}}, \max\left(\gamma_{n_f}^{D_f}, \gamma_{SD_f}^{D_f}\right) < \gamma_{\text{thf}}\right), \end{aligned} \quad (16)$$

其中, γ_{thf} 为 x_f 的 SNR 阈值。

定理 2. D_f 的精确 OP 为:

$$\begin{aligned} P_{\text{out}}^{D_f} &= \left[1 - \sum_{g_1=0}^{\alpha_{SD_f}-1} \frac{1}{g_1!} e^{-\frac{\phi}{\beta_{SD_f}}} \left(\frac{\phi}{\beta_{SD_f}}\right)^{g_1}\right] \\ &\times \left[1 - \frac{e^{-\frac{\varsigma}{\beta_{n_f}}}}{\Gamma(\alpha_{SD_n}) \beta_{SD_n}^{\alpha_{SD_n}}} \sum_{g_3=0}^{\alpha_{n_f}-1} \sum_{t=0}^{g_3} \binom{g_3}{t} \zeta^{g_3-t} \vartheta^t\right. \\ &\left. \times \left(\frac{1}{\beta_{n_f}}\right)^{g_3} \int_\lambda^\infty y^{\alpha_{SD_n}-t-1} e^{-\frac{y}{\beta_{SD_n}} - \frac{\vartheta}{\beta_{n_f} y}} dy\right], \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 为伽玛函数, 且 $\vartheta = \frac{\gamma_{\text{thf}}}{(1-\alpha)\xi\gamma_S}$ 、 $\varsigma = \kappa_{n_f}^2 \gamma_{\text{thf}}$ 。若 $\alpha_{n_f} > \left[\alpha_{n_f} + \kappa_{SD_f}^2 + (1-\alpha)\xi\varpi_{LI}^N\right] \gamma_{\text{thf}}$ 且 $a_f > \left(a_n + \kappa_{SD_f}^2\right) \gamma_{\text{thf}}$, 由上式可得:

$$\begin{aligned} \lambda &= \frac{\gamma_{\text{thf}}}{\alpha_{n_f} \gamma_S - \left[\alpha_{n_f} + \kappa_{SD_f}^2 + (1-\alpha)\xi\varpi_{LI}^N\right] \gamma_S \gamma_{\text{thf}}}, \\ \phi &= \frac{\gamma_{\text{thf}}}{a_f \gamma_S - \left(a_n + \kappa_{SD_f}^2\right) \gamma_S \gamma_{\text{thf}}}, \end{aligned}$$

否则, $P_{\text{out}}^{D_f} = 1$ 。

证明 . 将 (4)、(5) 和 (8) 代入 (16), 并经数学运算可得 D_f 的 OP 为:

$$\begin{aligned} P_{\text{out}}^{D_f} &= \Pr(\rho_{SD_f} < \phi) \\ &\times [\Pr(\rho_{SD_n} < \lambda) + \Pr(\rho_{SD_n} \geq \lambda, \rho_{n_f} < \vartheta/\rho_{SD_n} + \varsigma)] \\ &= \int_0^\phi f_{\rho_{SD_f}}(y) \int_0^\lambda f_{\rho_{SD_n}}(x) dx dy \\ &+ \int_0^\phi f_{\rho_{SD_f}}(z) \int_\lambda^\infty f_{\rho_{SD_n}}(y) \int_0^{\frac{\vartheta}{y} + \varsigma} f_{\rho_{n_f}}(x) dx dy dz. \end{aligned} \quad (18)$$

根据 ρ_i 的概率密度函数 (Probability Density Function, PDF) 和 CDF 并经数学运算, (17) 得证。

推论 2. D_f 的渐近 OP 为:

$$\begin{aligned} P_{\text{out},\infty}^{D_f} &= \frac{\phi^{\alpha_{SD_f}}}{\alpha_{SD_f}! \beta_{SD_f}^{\alpha_{SD_f}}} \left[\frac{\lambda^{\alpha_{SD_n}}}{\alpha_{SD_n}! \beta_{SD_n}^{\alpha_{SD_n}}} + \frac{1}{\alpha_{n_f}! \beta_{n_f}^{\alpha_{n_f}}} \right. \\ &\times \frac{1}{\Gamma(\alpha_{SD_n}) \beta_{SD_n}^{\alpha_{SD_n}}} e^{-\frac{\lambda}{\beta_{SD_n}}} \sum_{t_1=0}^{\alpha_{n_f}-1} \sum_{t_2=0}^{\Xi} \binom{\alpha_{n_f}-1}{t_1} \binom{\Xi}{t_2} \\ &\left. \times \zeta^{\alpha_{n_f}-t_1} \vartheta^{t_1} \lambda^{\Xi-t_2} \beta_{SD_n}^{t_2+1} \Gamma(t_2+1) \right], \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $\Xi = \alpha_{SD_n} - t_1 - 1$ 。

证明 . 高 SNR 条件下, D_f 的渐近 OP 为:

$$P_{\text{out},\infty}^{D_f} = F_{\rho_{SD_f}}^\infty(\phi) \left[F_{\rho_{SD_n}}^\infty(\lambda) + \int_\lambda^\infty f_{\rho_{SD_n}}(x) F_{\rho_{n_f}}^\infty\left(\frac{\vartheta}{x} + \varsigma\right) dx \right]. \quad (20)$$

将 (15) 代入 (20), 根据 [16, Eq. (3.326.2.10)] 并经数学运算, (19) 得证。

3.2 PoD

感知设备需准确估算目标位置, 本节从基站 PoD 的维度评估感知性能。PoFA 与干扰和噪声有关, 而 PoD 与目标回波有关。PoFA 的数学表达式为 $P_{\text{fa}} = \Pr(\mathcal{H}_1 | \mathcal{H}_0)$, PoD 为 $P_{\text{d}} = \Pr(\mathcal{H}_1 | \mathcal{H}_1)$, 其中 \mathcal{H}_0 和 \mathcal{H}_1 分别为零假设和非零假设。如第 2.2 节所述, 感知接收端采用 SIC 技术, 可消除直连链路 $D_n \rightarrow S$ 的干扰。考虑 ipSIC 的影响, 由 (9) 可得:

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_0: y_S &= \delta \left[e_1 (y_{BS} + \eta_{SS}) + e_2 \left(\sqrt{P_N} x_f + \eta_{DS} \right) \right] \\ &+ h_{DS} \left(\sqrt{\varepsilon P_N} x_f + \eta_{DS} \right) + w_{LI}^S x_{LI}^S + n_S, \\ \mathcal{H}_1: y_S &= \delta [(h_{ST} h_{TS} + e_1) (y_{BS} + \eta_{SS}) + (h_{DT} h_{TS} + e_2) \\ &\times \left(\sqrt{P_N} x_f + \eta_{DS} \right)] + h_{DS} \left(\sqrt{\varepsilon P_N} x_f + \eta_{DS} \right) + w_{LI}^S \sqrt{P_S} x_{LI}^S + n_S. \end{aligned} \quad (21)$$

由 (21) 可知, 基站在 \mathcal{H}_0 和 \mathcal{H}_1 两种情况的接收功率分别为具有 3 和 4 个自由度的非中心卡方随机变量,

则该通感一体化系统的 PoFA 和 PoD 分别为:

$$P_{fa} = Q_{\frac{3}{2}} \left(\sqrt{2P_e^{fa}/P_{i+n}^{fa}}, \sqrt{2\psi/P_{i+n}^{fa}} \right), \quad (22)$$

$$P_d = Q_2 \left(\sqrt{\frac{2\delta^2 \rho_{TS} (P_S \rho_{ST} + P_N \rho_{DT})}{P_{i+n}^d}}, \sqrt{\frac{2\psi}{P_{i+n}^d}} \right), \quad (23)$$

其中 ψ 和 $Q(\cdot, \cdot)$ 分别为感知阈值和 Marcum Q 函数 [17]。

P_{i+n}^{fa} 、 P_{i+n}^d 和 P_{i+n}^d 可分别由下式计算得出:

$$P_e^{fa} = \delta^2 \left[(\sigma_1^2 + \varpi_{LI}^S) P_S + (\varepsilon \rho_{DS} + \sigma_2^2) P_N \right], \quad (24)$$

$$P_{i+n}^{fa} = \rho_{DS} \kappa_{DS}^2 P_N + \varpi_{LI}^S P_S + N_0, \quad (25)$$

$$P_{i+n}^d = \delta^2 \left[\kappa_{SS}^2 P_S \rho_{ST} \rho_{TS} + \sigma_1^2 P_S (1 + \kappa_{SS}^2) + \kappa_{DS}^2 P_N \rho_{DT} \rho_{TS} + \sigma_2^2 P_N (1 + \kappa_{DS}^2) \right] + \varepsilon (1 + \kappa_{DS}^2) \rho_{DS} P_N + \varpi_{LI}^S P_S + N_0. \quad (26)$$

3.3 能效

为进一步评估该通感一体化系统性能, 本节分析系统能效。根据 [18], 系统能效计算公式为:

$$\eta_{EE} = \frac{R_{sum}}{Q_E}, \quad (27)$$

其中, R_{sum} 、 Q_E 分别为总速率和总能耗, 且 $R_{sum} = R_n + R_f + R_s$, $Q_E = P_S + P_N + P_C$ 。 P_C 为系统固定能耗, R_n 、 R_f 分别为 D_n 、 D_f 的通信速率, R_s 为感知速率 [14], 可分别由下式计算得出:

$$R_n = \log_2 \left(1 + \gamma_{SD_n}^{D_n} \right), \quad (28)$$

$$R_f = \min \left[\log_2 \left(1 + \gamma_{SD_n}^{D_f} \right), \log_2 \left(1 + \gamma_{SD_f}^{D_f} + \gamma_{nf}^{D_f} \right) \right], \quad (29)$$

$$R_s = \log_2 \left(1 + \gamma_S^{echo} \right). \quad (30)$$

4 仿真结果

本节用蒙特卡洛计算机仿真验证理论分析, 仿真参数设置如下 (另有说明除外): $\chi = \tau = 2$, $a_f = 0.7$, $a_n = 0.3$, $\gamma_{thf} = 1$ dB, $\gamma_{thn} = 1.5$ dB, $\alpha = 0.7$, $\xi = 0.9$, $\delta = 0.5$, $N_0 = 1$ 。节点之间的距离归一设置为: $d_{SD_n} = 0.7$, $d_{SD_f} = 1$, $d_{nf} = 0.5$, $d_{ST} = d_{TS} = 1$, $d_{DT} = 0.8$, $d_{DS} = 0.6$ 。

图 2 展示了理想情况 ($\kappa = \varepsilon = 0$) 与非理想情况 ($\kappa = \varepsilon = 0.1$) 通信用户 OP 随 SNR 变化情况, 其中也包括未使用 SWIPT 技术时用户 OP 的变化情况。可以看出, SWIPT 技术可以大幅改善 D_f 的中断情况。然而, 由于 D_n 将收集到的部分能量转移给 D_f , D_n 的 OP 因此升高。与不使用 SWIPT 技术相比, 使用 SWIPT 可以进一步改善通信用户的公平性。此外还可以观察到, RHI 和 ipSIC 导致 OP 恶化。

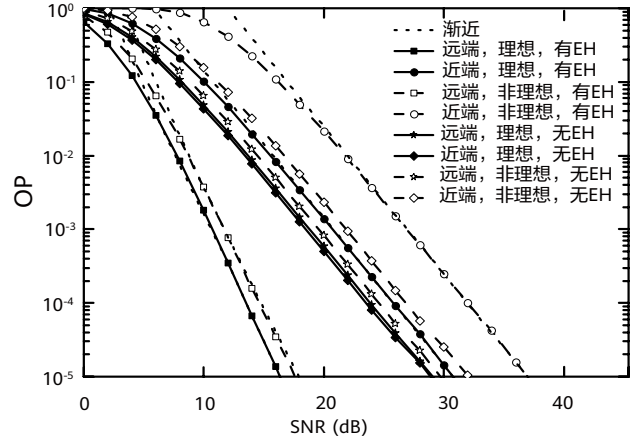


图 2 通信用户 OP 随 SNR 变化情况

图 3 展示了理想情况和非理想情况下的基站检测性能随 SNR 的变化情况, 其中 $P_{fa} = 10^{-6}$ 。为方便比较, 对唯一变量进行控制。由图 3 可知, 当 PoFA 不变时, 非理想因素导致检测阈值升高, 因此 RHI、CEE 和 ipSIC 对该通感一体化系统性能均有负面影响。具体来说, RHI 和 CEE 直接导致在 H_0 时感知接收端的接收功率增加。由于直连链路 $D_n \rightarrow S$ 造成的干扰无法完全消除, 因此在 H_0 时, ipSIC 间接导致基站的接收功率增加。另外还可以看出, 与 CEE 和 ipSIC 相比, RHI 对系统的 PoD 影响更大。

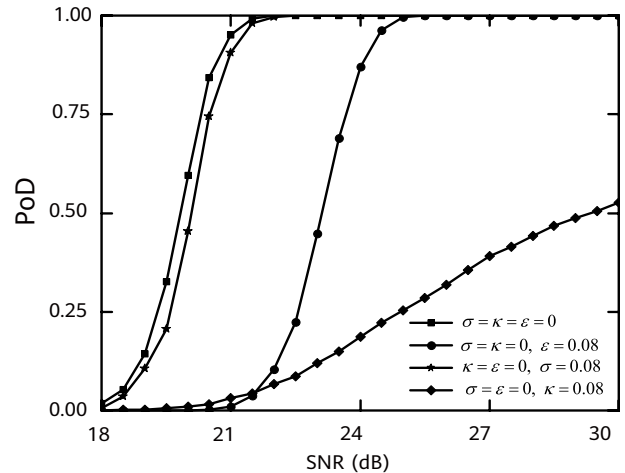


图 3 基站 PoD 随 SNR 变化情况

图 4 展示了系统能效随 SNR 变化情况, 其中 $P_C = 5$ dBm。可以看出, 系统能效随 SNR 升高先升后降。这是因为, 当 SNR 处于较低或中等水平时, 系统的总速率随 SNR 升高快速增大。然而, 随着 SNR 升高, 总速率增速放缓, 最终在高 SNR 时趋于稳定。此外, SWIPT 技术可以将 D_n 收集的能量用于目标检测, 因此可以提高通感一体化系统的能效。

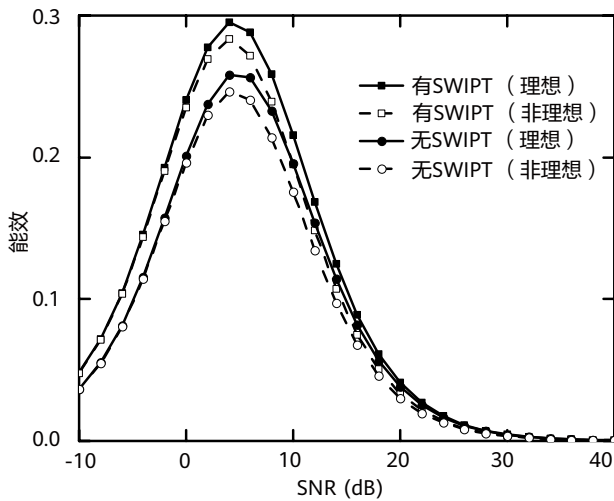


图 4 系统能效随 SNR 变化情况

5 结语

本研究设计了一种 SWIPT NO-DLT 通感一体化系统，并推导了存在 RHI、CEE 和 ipSIC 的情况下，用户的精确 OP 和渐近 OP、基站的 PoD 和 PoFA，以分析系统的通信和感知性能及能效。仿真结果表明，RHI、CEE 和 ipSIC 均对系统的通信和感知性能存在负面影响。应用 SWIPT 技术可以让近端用户收集能量辅助远端用户通信和基站感知，通信用户的公平性、基站的 PoD 和系统的能效相比无 SWIPT 技术的通感一体化系统相比均有改善。

参考文献

- [1] F. Liu, C. Masouros, A. P. Petropulu, H. Griffiths, and L. Hanzo, "Joint radar and communication design: Applications, state-of-the-art, and the road ahead," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 68, no. 6, pp. 3834–3862, Jun. 2020.
- [2] Z. Wei, F. Liu, C. Masouros, N. Su, and A. P. Petropulu, "Toward multi-functional 6G wireless networks: Integrating sensing, communication, and security," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 60, no. 4, pp. 65–71, Apr. 2022.
- [3] F. Liu, C. Masouros, A. Li, H. Sun, and L. Hanzo, "MU-MIMO communications with MIMO radar: From co-existence to joint transmission," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 17, no. 4, pp. 2755–2770, Feb. 2018.
- [4] B. Chang, W. Tang, X. Yan, X. Tong, and Z. Chen, "Integrated scheduling of sensing, communication, and control for mmWave/THz communications in cellular connected UAV networks," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 7, pp. 2103–2113, Jul. 2022.
- [5] J. Mu, Y. Gong, F. Zhang, Y. Cui, F. Zheng, and X. Jing, "Integrated sensing and communication-enabled predictive beamforming with deep learning in vehicular networks," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 25, no. 10, pp. 3301–3304, Oct. 2021.
- [6] Y. Liu, S. Zhang, X. Mu, Z. Ding, R. Schober, N. Al-Dahir, E. Hossain, and X. Shen, "Evolution of NOMA toward next generation multiple access (NGMA) for 6G," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 4, pp. 1037–1071, Apr. 2022.
- [7] C. Zhang, W. Yi, Y. Liu, and L. Hanzo, "Semi-integrated sensing-and-communication (Semi-ISAC): From OMA to NOMA," *IEEE Trans. Commun., Early Access*, pp. 1–16, Feb. 2023.
- [8] C. Ouyang, Y. Liu, and H. Yang, "On the performance of uplink ISAC systems," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 26, no. 8, pp. 1769–1773, Aug. 2022.
- [9] Y. Yuan, Y. Xu, Z. Yang, P. Xu, and Z. Ding, "Energy

- efficiency optimization in full-duplex user-aided cooperative SWIPT NOMA systems," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 67, no. 8, pp. 5753–5767, Aug. 2019.
- [10] R. R. Kurup and A. V. Babu, "Power adaptation for improving the performance of time switching SWIPT-based full-duplex cooperative NOMA network," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 24, no. 12, pp. 2956–2960, Dec. 2020.
- [11] L. Dai, B. Wang, M. Peng, and S. Chen, "Hybrid precoding-based millimeter-wave massive MIMO-NOMA with simultaneous wireless information and power transfer," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 37, no. 1, pp. 131–141, Jan. 2019.
- [12] X. Li, X. Yi, Z. Zhou, K. Han, Z. Han, and Y. Gong, "Multi-user beamforming design for integrating sensing, communications, and power transfer," in *2023 IEEE Wireless Commun. Netw. Conf. (WCNC)*, 2023, pp. 1–6.
- [13] T. M. Hoang, L. T. Dung, B. C. Nguyen, X. N. Tran, and T. Kim, "Secrecy outage performance of FD-NOMA relay system with multiple non-colluding eavesdroppers," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 70, no. 12, pp. 12 985–12 997, Dec. 2021.
- [14] C. Zhang, W. Yi, and Y. Liu, "Semi-integrated-sensing-and-communication (Semi-ISaC) networks assisted by NOMA," in *ICC 2022 - IEEE International Conf. Commun.*, May 2022, pp. 3790–3795.
- [15] A. R. Chiriyath, B. Paul, and D. W. Bliss, "Simultaneous radar detection and communications performance with clutter mitigation," in *2017 IEEE Radar Conf. (RadarConf)*, Jun. 2017, pp. 0279–0284.
- [16] I. S. Gradshteyn and I. M. Ryzhik, *Table of Integrals, Series, and Products, 7th ed.* New York, NY, USA: Academic, 2007.
- [17] F. Wang, H. Li, and M. A. Govoni, "Power allocation and codesign of multicarrier communication and radar systems for spectral coexistence," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 67, no. 14, pp. 3818–3831, Jul. 2019.
- [18] X. Li, J. Li, Y. Liu, Z. Ding, and A. Nallanathan, "Residual transceiver hardware impairments on cooperative NOMA networks," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 19, no. 1, pp. 680–695, Jan. 2020.



面向垂直行业和医疗应用的通信感知一体化

王光健¹, 刘乔¹, 臧军伟¹, 何佳¹, 余子明¹, 葛士斌¹, 张嘉男¹, 万涛¹, 李欧鹏¹, 杜贤峰¹, 刘瑶¹, 崔建行¹, 黄国龙¹, 张军平¹, 卢磊², 陈雁³

¹ 无线技术实验室

² 慕尼黑研究所

³ 渥太华先进无线技术实验室

摘要

本文介绍通信感知一体化 (Integrated Sensing and Communication, ISAC) 技术在垂直行业和医疗应用中的演进。文中预测了 ISAC 技术将赋能哪些垂直服务与应用, 诸如智能工厂、智能交通、智慧家庭、健康监测与治疗等, 并着重探讨了 ISAC 技术将如何融入这些垂直行业、发挥哪些作用。同时, 在具体商用方面, 开发并提供 ISAC 相关服务仍面临若干关键挑战。譬如, 为评估 ISAC 方案的性能, 需要有一套理论框架来支撑方案设计中的权衡与度量。除了理论上的考量, 我们还需仔细考察目标服务的覆盖要求、空口、联合波形优化与设计, 以及硬件缺陷等诸多因素。针对以上难点, 本文提出若干应对之策, 从理论和实践上对原型机开展了广泛的实验分析。结果表明, ISAC 技术作为 6G 系统的重要组成部分, 将助力垂直行业和医疗应用的蓬勃发展, 促进“万物智联”社会的到来。

关键词

通信感知一体化 (ISAC), 垂直行业, 医疗应用, 原型机演示

1 引言

本文探讨在 6G “万物智联” 的愿景下 [1]，通信感知一体化（Integrated Sensing and Communication, ISAC）技术的演进将赋能哪些垂直行业和医疗应用。可以预见，智能技术将为千行百业注入新的动力，这些行业包括但不限于智能工厂、智能交通、先进的医疗手段、智能办公、智慧家庭等。

智能社会纵然前景广阔，但在垂直行业中，ISAC 的商业应用仍面临技术上的挑战，其中一体化信号处理与感知能力就是一例。不过近年来，研究人员已经取得显著进展，从理论到实践都获得了突破，面向 6G 系统开发、测试了适合不同垂直应用的多款原型机。测试结果显示，这些原型机在提供多功能服务的同时，还具备了更高的性能。

后续内容中，第 2 节介绍垂直服务和应用；第 3 节探讨主要挑战与关键技术；第 4 节展示多款原型机及其测试结果，验证了 ISAC 技术在多功能垂直应用中的若干能力；最后，第 5 节对本文进行总结。

2 垂直服务和应用

如第 1 节所述，感知将作为一项新功能融入 6G 通信系统，使 6G 成为通信感知一体化的系统。在该系统中，6G 基站、6G 终端乃至整个 6G 网络都可以用作传感器，支撑定位、手势与动作识别、成像与制图等新感知能力的实现 [1]。这些新的感知能力将为垂直服务和应用开辟全新的领域，包括智能工厂、智能交通、智慧医疗、智慧家庭、环境感知等，如图 1 所示。本节介绍 6G ISAC 系统可赋能的垂直服务和应用。

• 智能工厂的高精度定位

高精度 3D 定位系统使能全自动机器人：高精度 3D 定位系统同时提供通信和感知能力，为智能工厂中的全

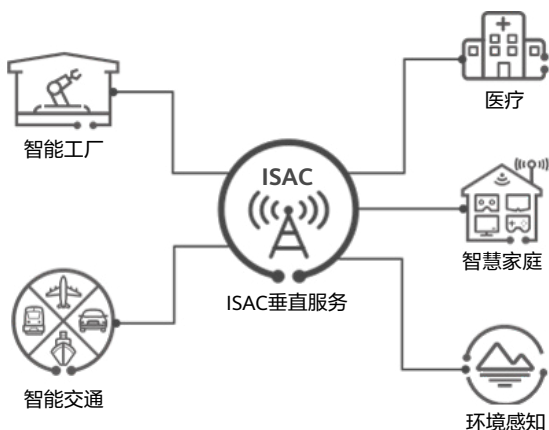


图 1 ISAC 赋能的垂直服务和应用



图 2 机器人高精度定位

自动机器人提供先进的定位、导航与制图等服务 [2]。对物理设施、材料、加工零件和数字化制造 workflows 对象而言，该系统是连接物理与网络世界的桥梁。利用这一系统，可以随时随地监控、诊断并优化制造过程。例如，将小零件存放到 3D 堆叠式仓库以节省空间；用自动导引车（Automated Guided Vehicle, AGV）机器人从仓库中轻松取出货物，并以超高精度垂直着陆的方式将货物投放到生产车间（图 2）。要避免吊运过程中的零件损坏，高精度的 3D 定位技术至关重要。在高效、快速运输零件的过程中，AGV 机器人会利用实时定位技术，避开障碍物或其他机器人，这种实时、动态的路径规划也需要毫秒级时延和毫米级精度的支持。

高精度相对定位赋能智能工厂安防：安全是工业生产的前提。随着人们安全意识的提高技术的进步，工厂的生产安全事故大为减少。然而，锅炉等危险设备爆炸、操作事故、墙体倒塌等事件仍时有发生，给大量人员造成生命安全威胁。检测和预维护是减少安全事故的关键。当前的检测和预维护主要依靠内部传感器和安全人员。如果使用传感器进行全方位检测，需要的传感器数量庞大、成本高昂；如果依靠安全人员进行实时检测，人工成本也很高。ISAC 系统提供了毫米级相对定位的能力，可轻松实现全方位实时检测，包括危险设备设施的检测与预维护、物品防跌落检测、人员伤害检测预警等，从而确保智能工厂零安全事故。相对定位的优势在于无需计算目标的绝对坐标位置，只需检测目标的相对位移。

• 智能交通的同步成像、制图与定位

汽车的智能化程度越来越高，从辅助驾驶到自动驾驶是汽车行业的发展趋势 [3]。智能交通的一个重要前提是实时环境重构，即通过获取实时环境信息，生成虚拟道路，最终实现智能交通。通过环境重构技术，车辆能够实时察觉环境中的微小细节，如不断变化的红绿灯和路牌、流动的人群，都可以被感知并成像。基于这些信息，车辆可以避免拥堵路段，实现高效且安全的自动驾驶。除了城区道路，该技术也适用于郊区道路，并能发挥重要作用。比如，夜晚在照明不足的马路上行驶，如果突然窜出一头鹿，自动驾驶汽车也能立即感知并迅速行动，避免对鹿和车上人员造成伤害。

• 面向医疗的增强型人体感知

超高分辨率辅助手术：在 6G 系统中，感知技术具备超高分辨率成像和检测的能力，为远程手术、癌症诊断等



图 3 ISAC 的远程医疗示例

众多医疗应用创造可能。这类应用需要毫米级的距离分辨率和超高的横向距离分辨率，前者依赖于更高的带宽，后者则依赖于更大的天线阵列孔径。6G 通信技术的频率将达到太赫兹、波长小于 1 毫米，因此能在便携设备中集成或安装增强型人体感知功能。以异地手术为例，外科医生只需佩戴超高分辨率的感知眼镜，结合超高分辨率的成像监测系统和远程手术平台，就能在外地完成手术。设备的分辨率高达毫米级，能极大降低对患者造成永久损伤的可能性。图 3 是 ISAC 在远程医疗中的应用示例。

健康监测的非视距 (None-Line-of-Sight, NLOS)

成像功能：传统光学成像技术提供的视距 (Line-of-Sight, LOS) 成像只能实现近似人眼可观察的水平。而 6G 感知能力可以实现非视距成像，从而在健康监测中发挥重要作用。如今，全球慢性病患者人数迅猛增加，给医疗保健系统带来沉重负担。慢性病（如哮喘、心律失常、低血糖、高血糖和慢性疼痛等）患者需要长期使用可穿戴设备来监测身体状况。举例来说，心脏病患者的心跳需要 24 小时监测，低血糖或高血糖患者的血糖水平在每餐饭后都要检测。6G 感知技术可以帮助患者实现非创伤性医疗检测，不仅能检测心跳，还能实时获取心脏血液流动的图像信息。普通消费者得以更经济、便利地监测自身健康状况，并且获得更丰富的信息细节。非创伤检测技术不会对患者造成伤害或不适，而且具有超高的可靠性和准确度。

智慧家庭的手势与动作识别

在智慧家庭场景中，基于 6G ISAC 系统的手势与动作识别可以为智能交互应用提供更好的感知体验。比如，6G 信号的传播特性能够实现非视距感知，这一功能在夜间感知场景中尤为重要。6G 手势和动作感知的另一优势是不涉及隐私风险，而视频监控出于隐私考虑，往往不适合在家庭等特定场景中使用。

老年人护理的大动作识别：6G ISAC 系统的大动作识别能轻松、持续地监测老年人的动作。通过检测老年人是否摔倒，是否有打喷嚏、咳嗽等不寻常动作，判断其健康状况，从而大大增强老年人的安全保障。以老年人摔倒为例，摔倒时的位移会比正常的手势幅度更大。6G ISAC 系统具有强大的大动作识别功能（如 2 厘米的距离分辨率、0.05 米/秒的速度分辨率、99.9% 以上的检测概率），可以轻松检测到摔倒时的大幅度异常动作，并向远程家庭医生或老年人子女发送告警。

智慧家庭的微动作识别：未来的智慧家庭会配备先进的手势捕捉和识别系统，可以追踪手的 3D 位置、旋转和手势。因此，只需挥挥手就可以在家里的任何地方开关灯，无需按开关。除了开关灯，还可以通过 6G 信号用手势控制智能电视。通过人脸识别和自然手势可以完成与智能电视系统的主要交互。也就是说，通过面部识别系统来识别用户，然后通过手势识别系统来控制电视（换频道和调节音量）。由于手势是通过 6G 信号捕捉的，用户即使不站在电视前，手势也能够被识别。要精确捕捉人体手势，距离分辨率须达到 1 厘米，速度分辨率须达到 0.05 米/秒，检测概率须大于 99%，覆盖距离须达到 8 米（即一个大客厅的范围）。此外，为了区分不同人的手势，理想的横向距离分辨率应在 5 厘米及以下。

智能环境感知的谱识别

谱识别是基于目标的电磁或光学特性，对目标进行识别的频谱感知技术。谱识别涉及对吸收、反射率和介电常数等参数的分析，可应用于环境感知（包括空气质量评估和污染检测）。例如，PM2.5 透射光谱在 2.5~7.5 太赫兹之间有两个不同的吸收带 [4]。同步图和异步图的吸收带和交叉峰的相关性表明，金属氧化物的吸收范围在 2.5~7.5 太赫兹之间。这些结果表明，基于 6G ISAC 系统的 PM2.5 太赫兹光谱分析具有广阔的应用前景，可用于分析污染物的组成和质量。

上述垂直服务和应用只是 6G ISAC 系统的部分用例。由于 6G 网络具有更高频段、更大带宽和海量天线阵列，基于 6G 的感知与成像解决方案能够实现极高的分辨率和精度。更高的分辨率和精度对许多领域实现增强感知至关重要，比如公共安全和关键资产保护、健康监测、智能交通、智慧家庭、智能工厂、手势和动作识别、空气质量测量、气体/毒性检测等。

3 主要挑战和技术

3.1 ISAC 在垂直应用中的主要挑战

ISAC 系统设计还处于起步阶段，系统的具体实施仍面临重大挑战。作为未来通信系统的核心技术，ISAC 领域未来几年里将涌现大量新研究，以实现 6G 系统的优化、原生设计。ISAC 面临的一些主要挑战以及关键研究方向如下。

基本权衡和新的评估指标

我们需要使用一个理论框架来分析和评估当前 ISAC 解决方案的性能，以识别其价值和缺点，进而解决这些缺点。第一步是将 ISAC 定义为一个通用框架，在该框架中，任何射频信号都可以用于传输通信数据和感知数据。由于这两种数据都使用单个射频源进行通信，因此通信和感知性能可能存在某种基本的权衡，这种

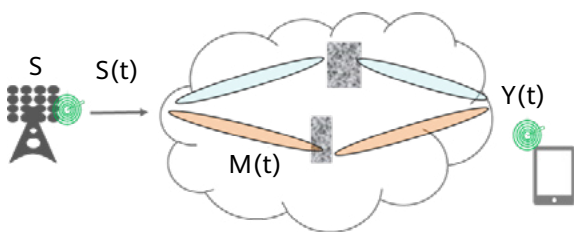


图 4 ISAC 的理论框架

权衡由统一的上限及其可实现性来描述，同时为 ISAC 网络提供设计标准。

- 覆盖要求：**传统的通信信道采用双基传输方式，路径损耗与发送端和接收端之间距离的平方成反比。在感知方面，我们主要关注发送端 - 目标 - 接收端的传播路径，其中包含两跳空间传播路径和目标散射特性。在这种情况下，路径损耗与每两条路径之间的距离的平方成反比。因此，在相同的覆盖距离下，感知系统比通信系统面临更大的路径损耗，ISAC 系统中各链路的预算要求也就不同。换句话说，基站需要考虑新的发射功率策略和高动态硬件架构，以实现相同的感知和通信覆盖。
- 硬件缺陷：**由于集成硬件解决方案降低了这两个系统之间的整体功耗、系统尺寸和信息交换时延，目前 ISAC 系统设计要求基带和射频硬件在功能上共享。此外，硬件收敛策略将促进失真校准和补偿中的感知和通信互助功能。考虑到历史通信系统和雷达系统之间的成本和尺寸差异，ISAC 系统硬件设计将更接近传统通信架构 [5]。作为权衡，我们需要考虑畸变参数对感知性能的影响。合理设计具有自干扰消除能力的集成射频架构对于 ISAC 系统来说至关重要。
- 联合波形设计与优化：**联合波形设计的主要挑战在于通信和感知的 KPI 迥异。提升通信性能是为了最大限度地提高频谱效率，而创造感知的最佳波形设计取决于目标估计分辨率和精度的提升，包括 MIMO 和大带宽友好波形 OFDM [6]，以及更传统的雷达波形 FMCW。目前的技术水平有望通过波形设计实现良好通信和感知性能的平衡。

- 集成信号处理：**在传统的通信系统中，典型的信号处理技术，如信道估计、解调，只在接收端实现。然而，对于单基感知，需要考虑自干扰消除技术。此外，集成传输波束成形、协作感知信号融合、高精度定位和跟踪、成像和重建技术对于行业 ISAC 应用至关重要。

3.2 ISAC 空口设计

ISAC 系统设计的重点领域之一是基带和射频硬件共享。硬件集成解决方案降低了整体功耗、系统大小和两个系统之间的信息交换时延，从而降低了时间、频率、空间和编码资源等开销。另一方面，由于上一节提到的相位噪声和自干扰等硬件失真，硬件收敛给联合空口设计带来了巨大的挑战。

ISAC 联合空口设计的大部分工作主要集中在联合波形设计上 [7, 8]。联合波形设计的主要挑战在于通信和感知的 KPI 相互矛盾。具体而言，通信系统要求最大限度地提高频谱效率，而感知系统的最佳波形设计则侧重于提升估计分辨率和精度。由于 CP-OFDM 已被证明对通信有利，许多研究人员也考虑将这种波形用于感知。但是，由于功率效率对极远程感知至关重要，CP-OFDM 的大峰值平均功率比是极远程感知的另一个主要问题。传统上用于雷达的调频连续波 (FMCW) 波形不能达到通信服务所需的数据传输速率，一些研究人员提议修改 FMCW 波形，使其更便于通信。然而，这些波形仍然存在频谱效率低的问题。

此外，ISAC 空口的设计应考虑将导频和序列设计双重功能复用，以节省开销。通常而言，通信导频设计的信噪比相对较高。然而，由于 ISAC 系统的发射功率和目标对象的雷达截面积 (Radar Cross Section, RCS) 有限，感知导频的 SNR 值通常会非常低。为保证较低 SNR 值下的性能，感知检测需要积累长期相干信号，因此系统对采样抖动、频率偏移和相位噪声更为敏感 [9]。这反过来对系统同步和稳定性提出了更高的要求。简言之，在选择 ISAC 波形时我们需要考虑这些难点，以避免感知算法和损伤补偿方案受到影响。为了实现通信和感知性能的平衡，空口设计应谨慎结合这两种分集功能。

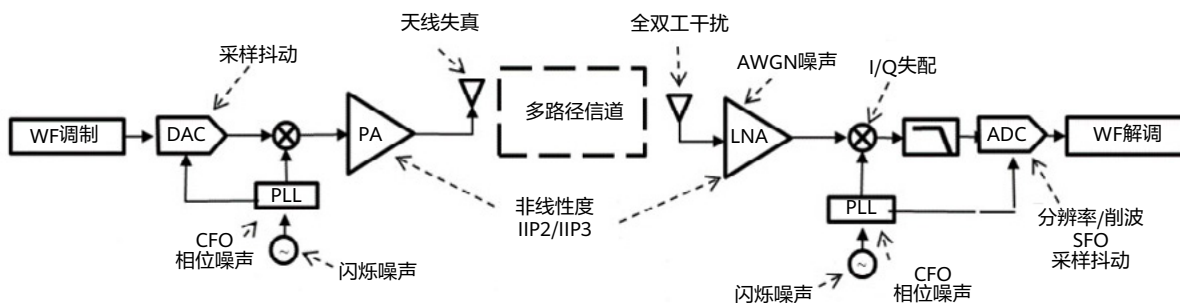


图 5 ISAC 系统的硬件缺陷

3.3 ISAC 高分辨率设计

在考虑通信架构、成本和功耗的同时，如何获得高精度感知性能，这是 ISAC 设计面临的一大挑战。特别是如何利用数千个天线振子来构建大孔径，以实现跨范围的高分辨率。然而，受设备尺寸和功率限制，将数千个天线振子物理封装到便携式设备中显然不切实际。为了解决这一问题，我们将虚拟孔径技术应用到原型系统中，在硬件收发架构中采用虚拟 MIMO 天线阵列设计，该设计在扫描时使用稀疏采样。

虚拟孔径技术的一个主要挑战在于，扫描目标时，若用户移动 ISAC 成像模块，会导致扫描轨迹不规则。这意味着感知信号采样是稀疏的，会出现不均匀的高旁瓣效应，引发伪影，进而导致成像失败。

为了加速形成虚拟孔径，我们采用基于 MIMO 的多信道成像算法。多信道成像过程就是对多个接收信道的电磁信号进行时域相干组合。理论上，在成像质量不变的前提下，与使用一个接收机相比，使用 n 个接收机可以将采样时间缩短到 $1/n$ 。采样时间越短，运动误差补偿就越容易，成像质量就越高。但是，由于多信道硬件不一致，不同接收信道的增益和时延不均衡。为此，我们使用自动对焦的优化算法来发现多信道之间的这种不均衡现象并进行补偿。

4 技术原型与演示

4.1 面向智能工厂/智慧家庭/智慧医疗的 Melisac 系统

在 2023 年世界移动大会（MWC 2023）上，华为提出了 ISAC 概念，使能 Melisac 这种网络辅助的通用移动机器人。这种机器人可以成为未来的用户终端，广泛应用于工业 5.0、智能医院和智慧家庭等领域。Melisac 既支持光无线通信，也支持太赫兹无线通信。

光无线通感一体化（Integrated Sensing and Communications with Optical Wireless, ISAC-OW）基于一体化波形、单一硬件架构及信号处理算法，实现高速光无线通信、厘米级室内定位精度和非接触式健康监测 [10]。定位过程中，终端采用增强反射面，独立反射各基站的光，从而避免反射光对其他基站造成干扰。另外，多个基站间无需同步即可测量反射光的相位差，从而实现高性能定位的精度 [11]。非接触式健康监测原型机使用了深度学习算法和数字信号处理技术 [12]。基于心跳对人脸血液的影响，原型机可以准确测量不同频段下，人脸反射光强的细微变化，利用降噪算法进一步对光信号进行平滑处理。呼吸频率也可以通过用户呼吸过程中胃部的振动来测量。通过这一方式，脉率、血氧饱和度和



图 6 Melisac: ISAC 原型机



图 7 远程监控检测: ISAC 原型机

呼吸频率测量的准确性达到与智能手表、指尖血氧仪等接触式健康检测设备相当的水平。

原型机在接收端使用光电二极管（Photodiode, PD）阵列，在发送端使用红外 LED 阵列。此外，光无线通信和定位系统主要使用波长为 825 ~ 850 nm 的近红外频段，非接触式健康监测系统使用波长为 400 ~ 850 nm 的可见光和近红外频段。原型机中的 PD 阵列可以感知四种不同频段的光：近红外（825 ~ 850 nm）、红光（620 ~ 700 nm）、绿光（500 ~ 570 nm）和蓝光（450 ~ 475 nm）。综合这四种频段的光，借助数字信号处理，就能以非接触的方式估计用户的脉率和呼吸频率。此外，通过监测用户裸露皮肤反射的蓝光和近红外光的强度，同样可以通过非接触方式监测用户的血氧饱和度。在原型机中，光无线通信和定位系统主要使用 825 ~ 850 nm 频段的红外光。通信信号在 60 MHz 带宽的基站红外 LED 阵列上进行调制；终端的 PD 阵列可以接收通信信号，从而建立高速光无线通信链路。另外，终端上还部署了增强光反射面，反射部分 LED 信号。这样

表 1 ISAC-OW 原型机的性能

功能	距离	性能
光无线通信	2.5 米	通信速率: 20 Mbps
3D 定位	2.5 米	平均误差: 3.2 厘米
心率监测 (测量时长: 30 秒)	1.5 米	平均误差: 1.6次/分钟

基站侧的 PD 阵列即可获得终端的方向和距离，从而准确测量终端的 3D 位置。

在基站覆盖的中心区域，通信速率大于 60 Mbps。在基站覆盖的边缘区域，通信速率大于 10 Mbps。ISAC-OW 原型系统旨在通过智慧医疗、智慧家庭、智能座舱中无线光链路（可见光和红外光谱），精准测量用户的健康状况和机器人的位置，从而远程控制移动机器人来捡拾和搬运物体。同时，原型机中的光链路还负责在移动机器人与控制器之间高速传输实时高清视频，实现通感一体化。未来，我们的 ISAC-OW 原型机还将进一步发展，为智能工厂、智慧医疗、智慧家庭、智能座舱等应用场景提供更多功能，如材料检测、活体检测、运动和手势识别等。

4.2 智慧家庭/医疗终端的太赫兹通感一体化应用

超宽带太赫兹 ISAC 原型机的感知分辨率较高。如图 8 所示，在 ISAC 架构内，通信和成像能共享硬件和 OFDM 波形，因此通信不会造成额外开销。

图 9 为太赫兹射频前端示意图，采用超外差收发机架构。发送端的处理流程如下：首先，次谐波混频器将数模转换器单板输出的 2 ~ 15.6 GHz 基带信号调制到 211 ~ 224.6 GHz 频段，滤波器过滤出图像信号，再通过驱动放大器（Drive Amplifier, DA）和功率放大器（Power Amplifier, PA）放大图像信号，最后通过高增益透镜天线发射信号。在接收到信号之后，接收端会用低噪声放大器（Low-Noise Amplifier, LNA）将信号放大，再通过混频器将信号解调为基带信号，随后射频宽带放大器将信号放大到适当电平，再发给模数转换器单板。在此过程中，收发端混频器都受 6 × 乘法器产生的 104.5 GHz 信号驱动，混频器和乘法器都集成在变频器模块当中。

图 9 为平衡亚谐波混频器芯片，作为变频器的核心，该芯片由商用磷化铟高电子迁移率跃迁制成。太赫兹输出经由石英探针转换为 WR04 波导。封装器件在 220 GHz 频率下的变频损耗为 13 ~ 15 dB，带宽在 200 ~ 230 GHz 频段内。同一模块中，6 × 乘法器芯片封装为本振乘法链，接收 17.5 GHz 的本振信号，输出 104.5 GHz、

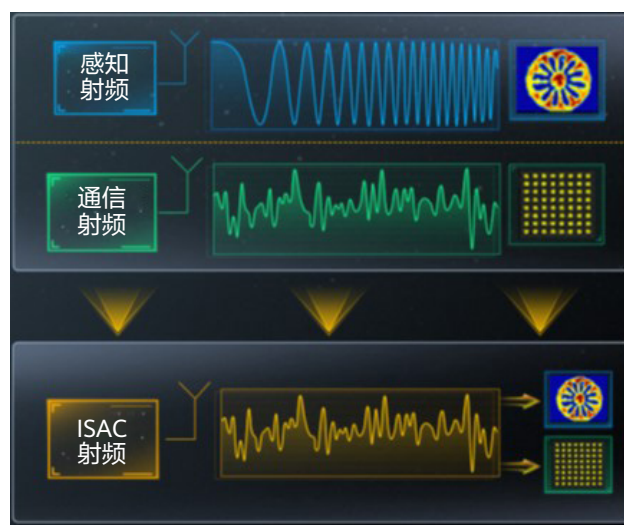


图 8 ISAC 架构实现硬件和波形共享

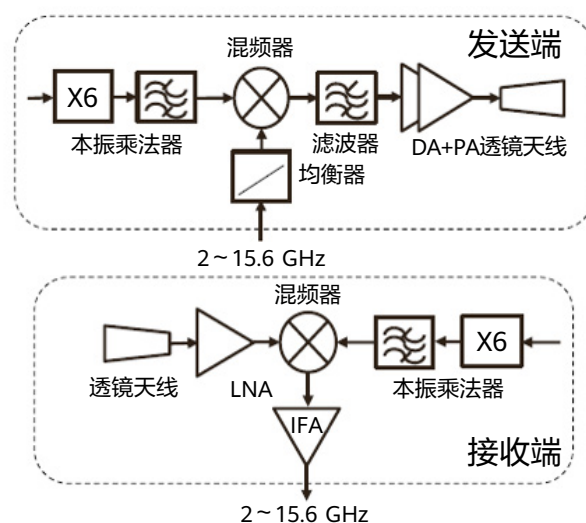


图 9 太赫兹原型机的射频前端架构

7 dBm 的乘法信号，驱动混频器。混频器和乘法器通过 WR08 波导连接，波导的高通特性抑制了乘法器的低频寄生频谱，而仅 28 mm × 30 mm × 20 mm 大的变频器大大缩小了前端的整体尺寸。单平衡混频器输出两个相对本振较为对称的光谱，并采用图像抑制滤波器滤除边带。该滤波器为七阶切比雪夫波导滤波器（7th-Order Chebyshev Waveguide Filter），只有高精度数控机床才能制造出来。由于基带信号处于 2 ~ 15.6 GHz 频段，且有效信号的最低频率与本振频率非常接近，为了充分利用基带信号带宽，我们在通带之外设计了一个传输零点，形成一个陡峭的过渡带。

在图 10 所示的 ISAC 演示场景中，6G 的一大关键能力——同步感知——得到了验证。为了方便，验证时仅选取 0.6 米测距，实际操作支持更广测距。

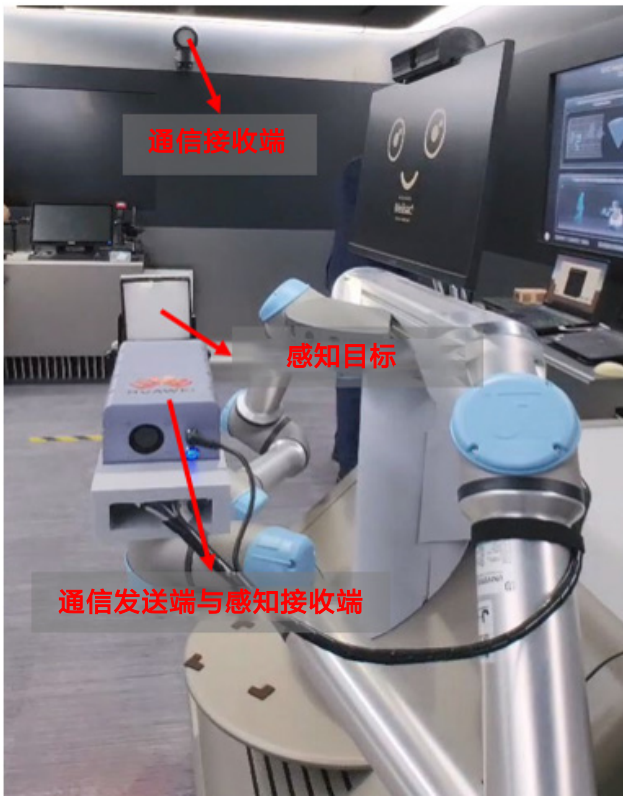


图 10 ISAC 演示场景

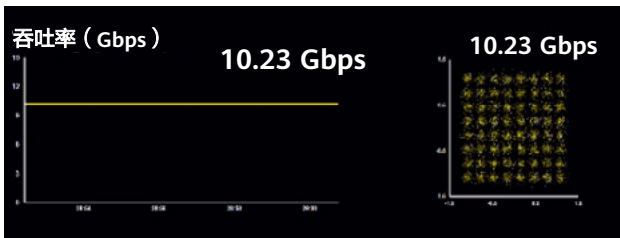


图 11 系统的通信速率

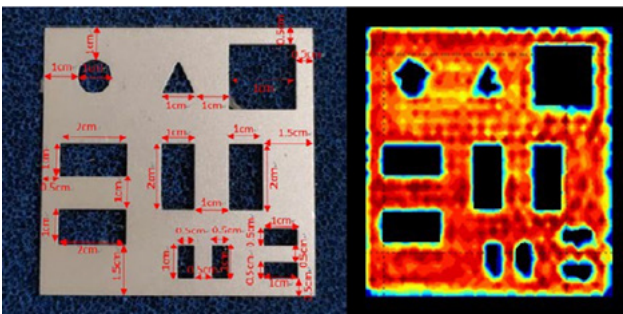


图 12 ISAC 成像与真实目标对比

图 11 和图 12 为实时测试结果。测试的 ISAC 系统使用 2 GHz 带宽，虽与一般通信系统所需的带宽不同，但仍能保障通信性能。这是因为，带宽并不是决定方向分辨率的唯一因素，分辨率在更大程度上依赖于合成孔径大小。换言之，低带宽也能实现毫米级的分辨率。此外，该系统支持 64QAM 调制，不会产生导频或其他开销，频谱效率约为 5.2 bps/Hz，吞吐量超过 10 Gbps。

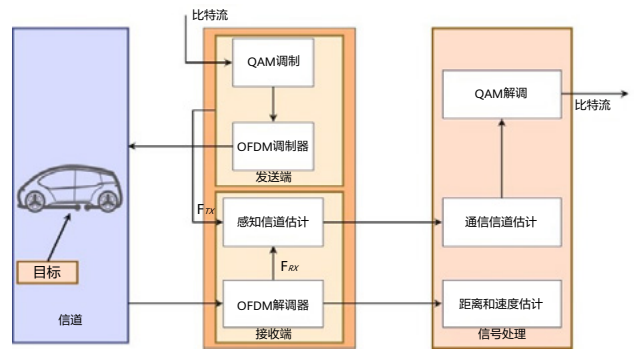


图 13 E 波段的 ISAC 架构

4.3 智能交通的 E 波段通感一体化 RAV 测试

4.3.1 E 波段 ISAC 架构与算法

为验证根多重信号分类 (Multiple Signal Classification, MUSIC) 算法在毫米波频段的可行性，本节选取 E 波段对 OFDM 波形进行了测试。图 13 呈现了 ISAC 系统的总体结构 [13]。二进制用户数据被分成若干并行流，映射到复值 QAM 符号上，从而产生调制符号序列 $F_{Tx}(m, n)$ ，其中 $F(m, n)$ 表示子载波 n 和符号 m 传输的数据 [14]。

本文使用根 MUSIC 算法验证 ISAC 系统的距离和速度测量能力。OFDM 信号的功率时延谱 (Power Delay Profile) 可表示为：

$$(\mathbf{F})_{k,l} = \sum_{h=0}^{H-1} b_h \cdot e^{j2\pi T_0 f_{D,h} t} \cdot e^{-j2\pi \tau_h \Delta f k} \cdot e^{j\phi_h} + (\mathbf{Z})_{k,l} \quad (1)$$

式中， b_h 是衰减量， T_0 是符号持续时间， $f_{D,h}$ 是 OFDM 信号的多普勒频移， τ_h 是信号经目标反射到接收单元的时延， $(\mathbf{Z})_{k,l}$ 是均值为零、方差为 σ_n^2 的加性高斯白噪声。

使用恒定虚警率检测信号，并设置合适的阈值。若阈值大于平均能量，则能够确定目标存在。每个阈值范围内有且仅有一个目标。

为估计距离 d 和速度 v ，需要 R_d 与 R_v 两个自相关矩阵，即：

$$R_d = \frac{1}{M} (\mathbf{F})_{k,l} (\mathbf{F})_{k,l}^H = \mathbf{U}_d \Lambda_d \mathbf{U}_d^* \quad (2)$$

$$R_v = \frac{1}{N} (\mathbf{F})_{k,l} (\mathbf{F})_{k,l}^H = \mathbf{U}_v \Lambda_v \mathbf{U}_v^* \quad (3)$$

根据特征值对应的特征根，构造距离和速度的信号子空间和噪声子空间。若将特征值按大小 ($\lambda_{i+1} \geq \lambda_i, i = 0, \dots, N-1$) 排序，则 \mathbf{U}_d 与 \mathbf{U}_v 的第一个 H 列 (即与最大特征值对应的特征向量) 跨越 X 的信号子空间，其余 $N-H$ 特征向量跨越 \mathbf{U}_d 与 \mathbf{U}_v 的噪声子空间。依据噪声空间的性质，任何正向向量 $s(e^{j\Omega d})$ 都可表示为：

$$\mathbf{s}(e^{j\Omega_{d_k}}) = [\exp(-j2\pi\Omega_{d_k}\frac{1}{N}), \dots, \exp(-j2\pi\Omega_{d_k}\frac{N}{N})]^T \quad (4)$$

式中 $\mathbf{s}(e^{j\Omega_{d_k}})$ ，可以重写为 $\mathbf{p}(z)$ ：

$$\mathbf{p}(z) = [1, z, \dots, z^{N-1}]^T \quad (5)$$

通过求解 $\mathbf{p}^H(z)\mathbf{V}_d\mathbf{V}_d^H\mathbf{p}(z) = 0$ 的根，得出目标的距离。由于只涉及单位圆上的根，单位圆上满足 $\mathbf{p}^H(z) = \mathbf{p}^T(z^{-1})$ ，得到根 MUSIC 的多项式为：

$$P(z) = z^{N-1}\mathbf{p}^T(z^{-1})\mathbf{V}_d\mathbf{V}_d^H\mathbf{p}(z) = 0 \quad (6)$$

由于多项式的根以单位圆镜像对称，因此只需考虑单位圆内的根：

$$z_k = \exp(-j2\pi\Omega_{d_k}\frac{1}{N}) \quad (7)$$

可得第 h 个目标的距离：

$$\Omega_{d_k} = \arg(z_k) \frac{N}{2\pi} \quad (8)$$

以此类推，可以通过根 MUSIC 算法估出目标的速度。

4.3.2 参数配置与场景

为验证毫米波在智能交通场景中的应用，本节用 64QAM 方式调制 OFDM 信号，在 E 波段上测试了 RAV 在短距离和长距离目标识别上的性能，具体参数如表 2 所示。

图 14 和图 15 分别展示了室内和室外两种测试场景。通过测试验证了 ISAC 系统在 E 波段上的 RAV 和通信能力。

表 2 参数配置

符号	含义	值
f_c	载波频率	72 GHz
N	子载波数	3312
M	符号数	28
BW	带宽	2 GHz
Δf	子载波间隔	600 kHz
T_{Total}	单符号传输时长	1.78 μ s
T_{CP}	循环前缀时长	117.2 ns
Δr	距离分辨率	7.5 cm
Δv	速度分辨率	41.7 m/s

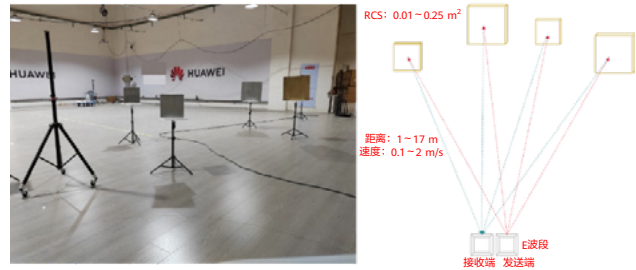


图 14 E 波段上的室内 ISAC 测试



图 15 E 波段上的室外 ISAC 测试

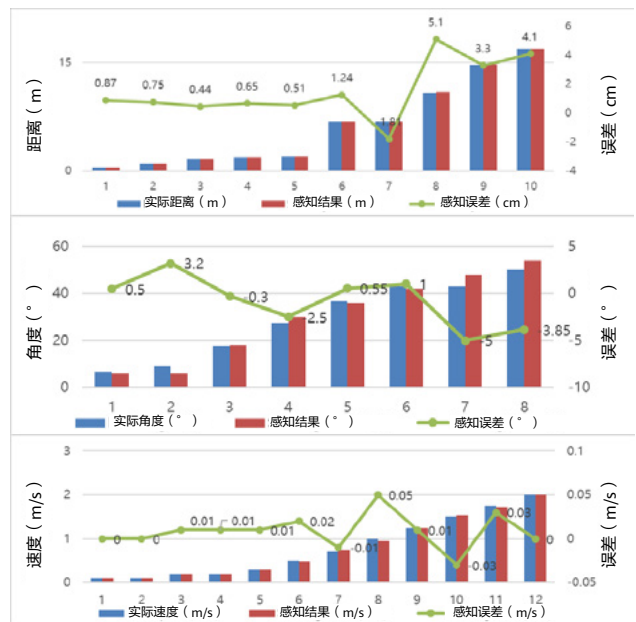


图 16 E 波段上的 ISAC 感知结果

在实际测试环境中，E 波段独立收发信号。OFDM 信号由发射模块发送，经目标反射后，被接收模块接收，循环往复。在此过程中，系统通过处理雷达信号，估计出目标的距离和速度。

4.3.3 测量结果分析

在上述两种测试中，室外场景测试了距离和速度，室内场景测试了距离和角度，具体结果见图 16。测试结果表明，

测距精度为 0.0177 m (取决于根 MUSIC 算法的超分辨率能力), 速度精度为 0.047 m/s (取决于速度算法的时间求导能力), E 波段的波束宽度为 12°, 目标角度估计误差精度约为 3°, 单用户吞吐率可达 9.31 Gbps。

5 结语和展望

ISAC 技术作为 6G 垂直服务与医疗应用的新范式, 广泛应用于智能工厂、智能交通、智慧家庭、健康监测与治疗等日常刚需场景, 未来有望促进行业蓬勃发展。在 6G “万物智联” 宏伟愿景的驱动下, 本文从理论和实践两个维度剖析了技术实现上的难题以及应对之策, 并通过原型机展开一系列测试, 以验证 ISAC 方案的可行性, 覆盖了智能工厂的超精 3D 定位、医用心率监测、超高速无线多数据传输、精准测距、角度和速度感知、超高分辨率成像等方案。ISAC 的广泛应用不仅能大力促进交通行业进步, 也滋养了其他关联应用的发展。然而, 尽管 ISAC 技术已经迈出了辅助垂直行业应用的关键第一步, 但仍有不少技术难题有待攻关, 这些难题为我们未来的研究奠定了方向, 包括:

- ISAC 系统性能的射频损伤问题;
- 通信和感知的成本与性能权衡问题;
- 通感一体化性能的干扰问题;
- ISAC 信道建模与评估方法。

除此之外, ISAC 在系统协议和流程设计、硬件协同设计、数据融合、隐私与安全、功耗、尺寸以及成本等方面还面临诸多挑战。随着技术的不断进步, 相信这些挑战会在不久的将来迎刃而解。

参考文献

- [1] Wen Tong and Peiyang Zhu, "6G: The next horizon - From connected people and things to connected intelligence," England: Cambridge University Press, 2021.
- [2] S. Kumar, A. Majumder, S. Dutta, R. Raja, S. Jotawar, A. Kumar, M. Soni, V. Raju, O. Kundu, E. H. L. Behera et al., "Design and development of an automated robotic pick & stow system for an e-commerce warehouse," arXiv preprint arXiv:1703.02340, 2017.
- [3] SAE, "Taxonomy and definitions for terms related to driving automation systems for on-road motor vehicles," 30. April 2021.
- [4] H. Zhan, Q. Li, K. Zhao, L. Zhang, Z. Zhang, C. Zhang, and L. Xiao, "Evaluating PM2. 5 at a construction site using terahertz radiation," IEEE Transactions on Terahertz Science and Technology, vol. 5, no. 6, pp. 1028-1034, 2015.
- [5] D. K. Pin Tan et al., "Integrated sensing and communication in 6G: Motivations, use cases, requirements, challenges and future directions," 2021 1st IEEE International Online Symposium on Joint Communications & Sensing (JC&S), pp. 1-6, 2021.
- [6] M. Braun, C. Strum, and F. K. Jondral, "Maximum likelihood speed and distance estimation for OFDM radar," Proc. 2010 IEEE Radar Conf., 2010.
- [7] B. Paul, A. R. Chiriyath, and D. W. Bliss, "Survey of RF communications and sensing convergence research," IEEE Access, pp. 252-270, 2016.
- [8] K. Wu and L. Han, "Joint wireless communication and radar sensing systems - state of the art and future prospect," IET Microwaves Antennas & Propagation, vol. 7, no. 11, pp. 876-885, 2013.
- [9] K. Siddiq, R. J. Watson, S. R. Pennock, P. Avery, R. Poulton, and B. Dakin-Norris, "Phase noise analysis in FMCW radar systems," 2015 European Radar Conference (EuRAD), pp. 501-504, 2015.

- [10] Wei, Zixian, Zhaoming Wang, Jianan Zhang, Qian Li, Junping Zhang, and H. Y. Fu, "Evolution of optical wireless communication for B5G/6G," *Progress in Quantum Electronics* 83 (2022): 100398.
- [11] Zhang, Jianan, and Timothy J. Kane, "Acquisition, tracking, and pointing for reconfigurable free space optical communication systems in RF challenged environments," in *Free-Space Laser Communications XXXII*, vol. 11272, pp. 359–368. SPIE, 2020.
- [12] Wang, Wenjin, Albertus C. Den Brinker, Sander Stuijk, and Gerard De Haan, "Algorithmic principles of remote PPG," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 64, no. 7 (2016): 1479–1491.
- [13] T. Wan, Q. Liu, X. Du, and G. Wang, "Performance analysis of joint range and velocity estimator for E-Band ISAC," *2023 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, pp. 1–5, 2023.
- [14] J. B. Sanson, P. M. Tome, D. Castanheira, A. Gameiro, and P. P. Monteiro, "High-resolution delay-Doppler estimation using received communication signals for OFDM radar-communication system," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 69, no. 11, pp. 13112–13123, 2020.



通信感知一体化在车联网领域的 关键技术与应用

林英沛¹, 卢磊², Chan Zhou³, 苏宏家¹, Richard StirlingGallacher³, 葛士斌³, 齐鸿¹, Qi Wang³

¹ 无线网络研究部

² 慕尼黑研究所

³ 欧洲标准与产业发展部

摘要

通信感知一体化（简称“通感一体化”）是无线通信系统新的基础特性之一，而支持安全辅助驾驶和自动驾驶的车联网服务是通感一体化技术的一个重要应用场景。本文从车联网的演进出发，分析安全辅助驾驶和自动驾驶对环境感知的需求，并论证了通感一体化技术在提供环境感知方面的优势。通过典型用例分析，本文提出了车联网应用对通感一体化的要求和技术挑战。对应这些技术挑战，本文还阐述了波形、端管协同、Sidelink 增强、扩展目标的融合成像、微多普勒检测等通感一体化关键技术。

关键词

通感一体化，车联网，环境感知，自动驾驶

1 引言

“无线感知”是无线电波的自然属性，利用无线电波的发送与接收感知物理世界，逐渐成为无线通信系统新的基础特性之一 [1]。网络感知能力将使无线通信系统演变为通信感知一体化系统，把基站、终端，甚至整个网络变成传感器，使能探测、定位、识别、成像与制图等功能，为智慧交通、智慧工厂、智慧医疗、环境监测等领域提供增强的解决方案。

近年来学术界和工业界对通感一体化在垂直行业的应用展开了众多研究和探索，其中在车联网领域的应用成为重点研究方向之一。3GPP SA1 [2] 定义和描述了一系列通感一体化相关的用例，有超过 7 成用例与车联网场景相关。

尽管通感一体化在车联网场景有广泛的研究基础，并已经取得了一定的研究成果，但当前汽车行业自身正在发生以智能化和电动化为重要标志的历史性变革，车辆操作自动化不断升级、人车交互界面数字化不断深化。因此，面向车联网的通感一体化，需要把握车联网演进的关键趋势，寻找通感一体化的关键价值场景，并基于关键趋势和价值场景，进行关键技术和应用研究。

本文结合车联网演进的关键趋势（第 2 节），介绍通感一体化的价值场景（第 3 节），分析通感一体化在车联网场景的应用需求和关键挑战（第 4 节），并给出车联网领域通感一体化的若干关键技术（第 5 节），最后总结并展望通感一体化在车联网领域的未来发展。

2 车联网演进趋势

延续百年的汽车产业格局正在发生历史性的变革，而智能化和电动化是这次技术革命的两大标签。其中，汽车的智能化主要体现在车辆控制系统和人机交互界面的数字化，以及车辆操作的自动化上。汽车智能化的最终目标是提升汽车乘客的舒适度和安全性，而自动驾驶作为关键使能技术，将真正点燃这次汽车产业的技术变革。

当前成熟的自动驾驶还停留在 L2 和 L3 阶段 [3]，即仍然需要驾驶者最终控制汽车。ADAS 系统（Advanced Driver-Assistance System）可以为驾驶者提供自适应巡航（Adaptive Cruise Control），车道对齐（Lane Centering）和低速 / 堵车情况下的代驾（Traffic Jam Chauffeur）等辅助功能。驾驶者需要时刻保持注意力，以便在复杂或者突发情况下随时接管车辆的控制权。真正意义上的自动驾驶是 L4 及以上自动驾驶能力，乘客将完全从驾驶任务上解放出来，得到完全的舒适和安全体验。

预计到 2025 年，全球 15% 的车辆将具备 L3 自动驾驶功能，但 L4 及以上自动驾驶功能的仅为 5% 左右 [4]。2030 年，全球 L4 及以上级别的自动驾驶车辆可能增长到

10%。从行业来看，谷歌旗下的 Waymo 宣布已经可以实现 L4 自动驾驶，但暂未量产。奔驰在其 2030 愿景中重点提到了 L4 和 L5 自动驾驶将是未来城市交通方案的主要部分 [5]。大众将在 2026 年推出 L4 自动驾驶车辆 [6]。现代汽车到 2026 年所有主流车型都将配备 Automode 自动驾驶技术，支持 L4 自动驾驶 [7]。百度 Apollo RT6 于 2023 年在萝卜快跑上投入使用，已经在北京、武汉、重庆和深圳的试点区开始 L4 全无人自动驾驶的运营，并预计 2026-2028 年左右量产 [8]。

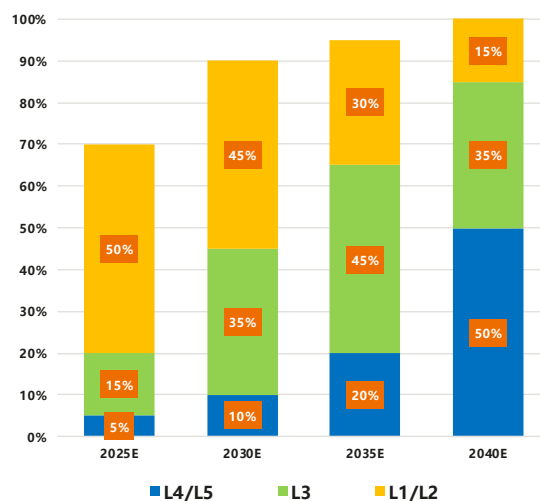


图 1 全球各等级自动驾驶渗透率预估 (2025-2040)

目前阻碍 L4 以上自动驾驶最终量产和大规模应用的主要原因是公众对自动驾驶的可靠性和安全性的严苛要求。现有的 L4 自动驾驶技术已经有了百万英里级的安全行驶纪录 [9]，复杂环境下的处理能力和应对事故能力远超过人类 [10]。然而，由于公众理念对自动驾驶和 AI 的谨慎态度，自动驾驶需要达到几乎零失误零事故才能为大众完全接受。自动驾驶的准确判断主要依赖于系统在设计运行域（Operational Design Domain, ODD）中对环境的感知能力。ODD 定义了为驾驶自动化系统专门设计的特定运行条件，例如环境、地理和时间的限制，或可利用的交通或道路特征。迄今为止，自动驾驶造成的严重事故都是由于当时的驾驶环境超出了 ODD 的覆盖范围，导致自动驾驶系统对环境感知不足而做出的错误判断引起的 [11]。为了保障自动驾驶在各种环境下的安全性，ODD 的覆盖范围需要趋近无限，这对基于单车的感知方案提出严峻挑战。

单车感知面临的主要挑战包括：

- 静态环境检测能力 / 准确度：例如，车道和交通规则（包括交通信号灯）的关系、修路 / 交通管制导致的车道更改等特殊情况。
- 感知长尾场景问题：受限车载感知器件的部署位置导致的非视距感知受限。

这些挑战受限于单车的硬件能力、成本和客观视角的限制，很难用技术方案解决。因此，只依靠单车感知难以实现高级自动驾驶所需的趋近无限 ODD 要求。

实际环境中，即使是 L4 以下的辅助驾驶系统，也强烈依赖于其对周边环境的感知能力，在恶劣天气、视距死角等困难场景下，如果辅助驾驶系统不能得到有效准确的环境感知信息，无法对可能的危险情况做出及时的预警或处理，同样会降低辅助驾驶系统的安全性，或者造成辅助驾驶系统完全失效（见表 1）。

表 1 不同等级的感知和决策

	L2	L3	L4/L5
策略	平衡检测精度 & 置信率	高检测精度 & 范围	高检测精度 & 范围
安全兜底	驾驶员（随时）	单车 + 驾驶员	自动停止在安全区域
ODD 设计运行域受限	驾驶员干预多 / 安全隐患（接管不及时）	驾驶员干预多，自动驾驶体验差	降速 / 停止次数多，自动驾驶体验差

3 通感一体化的价值场景

本节分析在车载感知的基础上融合路侧感知的必要性和价值（第 3.1 节），以及通感一体化相较其他路侧感知方案的增益和优势（第 3.2 节）。

3.1 路侧感知的必要价值

当前，汽车对周边环境的感知在很大程度上依赖于各种车载传感器，主要包括毫米波无线测距设备、激光测距设备和摄像头。这些传感器可以探测物体、测量距离和相对速度。不同类型的传感器被安装在车辆的不同部位，以便充分感知周围环境并支持各种驾驶辅助功能。通常，安装在车辆前部的长距离无线测距设备可在约 250 米覆盖范围内探测前车的距离和速度，以实现自适应巡航控制。同样，具有更宽视野的短程前无线测距设备为紧急制动提供支持。不同的传感器技术各有优缺点。例如，毫米波无线测距设备可以在某些极端天气条件下工作，激光测距设备和摄像头则不能。同样，摄像头可以进行基于图像的探测，而其他技术则不能。由于没有一种单一的传感器技术能够支持全天候和全场景，因此融合来自不同传感器的信息对于车辆可靠感知周围环境至关重要 [12]。

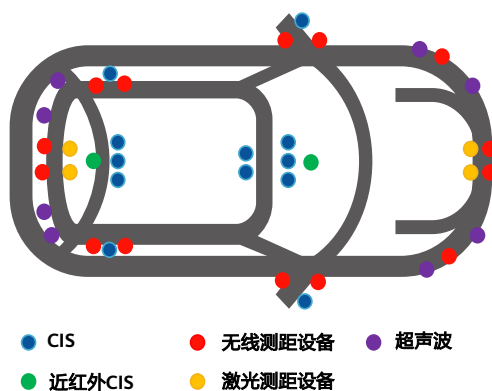


图 2 L4/L5 车载传感器部署方案

随着车载通信系统（Vehicle to Everything, V2X）的应用，ADAS 的无线通信能力得到增强。在车上集成通信功能可视为传感器系统的扩展。车辆间通过互通信息，可以获得其自身传感器无法感知的环境信息，并通过车辆间的合作实现安全高效的驾驶。这不仅拓展了自动驾驶车辆的远距离感知能力，而且使能车间感知信息融合，使其能够在全天候情况下以高分辨率无死角探测和识别物体，实现自动驾驶车辆的能力提升。此外，有了通信功能的辅助，基于路侧设备的感知信息也能够被下载到车上。路侧环境感知的主要优势包括：

- 部署位置优势：路侧感知架设置位置高，并有俯视视角
 - 路侧感知：增加垂直维度的感知角度，补充车侧非视距感知范围。
 - 路侧摄像头：可针对性布设遮挡防护，暴雨等极端天气对路侧摄像头的识别干扰几乎为零。
- 器件尺寸优势：
 - 路侧感知：大尺寸天面（更多阵子），方位角和俯仰角的角度分辨率更高。
 - 路侧摄像头：多种大尺寸摄像头，具备不同焦距（从广角到长焦等不同焦段）和曝光能力（超低曝光时间），图像合成可实现零畸变。

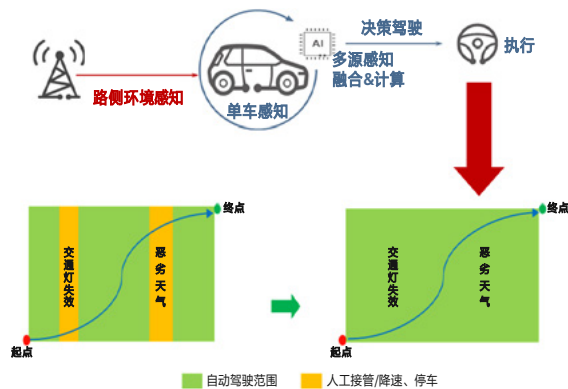


图 3 网络提供全域高可靠的环境信息

3.2 通感一体化的优势

按照传统方法，在车辆中集成基于车载传感器和 V2X 通信的感知系统会导致两个独立的子系统。这种互不关联的系统会影响多个方面，如功耗、传感器占用的空间、感知系统的总重量、所需天线的数量和车内布线要求等。随着传感器 / 通信设备数量的不断增加，车上有限的安装空间给车辆的内部设计带来了巨大的挑战。此外，独立的车载无线测距设备和 V2X 通信还需要解决频谱干扰问题，包括无线测距设备之间的干扰，以及无线测距设备与通信之间的干扰。特别是无线测距设备之间的干扰，是当前车载无线测距设备面临的一个棘手问题。如果相邻车辆的多个同频无线测距设备同时工作，它们的视场可能会重叠导致干扰，从而影响整体探测性能。此外，从频谱利用的角度来看，感知和通信两个独立的系统对频谱的需求是双倍的。

因此，将通信和感知集成到一个系统中，实现通感一体，就成了必然的技术方向。从系统的角度来看，这意味着从频谱复用和部分硬件重用，到联合信号处理和统一协议栈等多个方面的集成，在不同层次上实现一体化，从松散耦合到紧密集成。

通感一体化系统可同时传输数据和感知环境，从而带来多种潜在优势。这些优势涉及多个方面，如硬件尺寸、所需天线数量、成本、延迟、频谱和能效等。此外，紧密集成的系统设计可以减少通信和传感系统之间的隔离，这为实现两种功能之间的高效信息和资源共享提供了可能。此外，由于通信系统自带多用户资源管理和干扰管理机制，当多个通感一体化同时工作时，类似无线测距设备的干扰问题也可以得到有效的解决。

同时，通感一体化中获得的感知信息也可用于提高其通信的性能。比如感知到的位置信息可用于波束预测和管理、阻塞预测、信道状态信息（Channel State Information, CSI）压缩、自适应传输等方面。

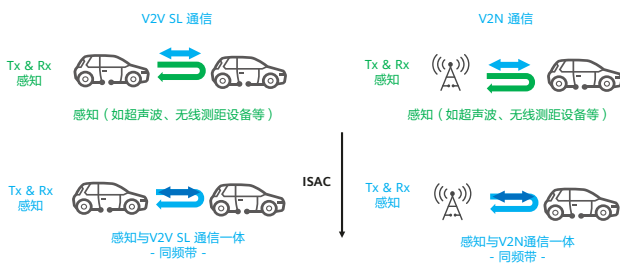


图 4 通感一体化示意图

4 通感一体化在车联网中的应用

从上文的介绍可知，基于网络的感知机制可加强系统对环境的感知的能力。例如，由于车辆上安装传感器的位置和视野有限，网络感知可以补充传统传感器视野以外部分的覆盖范围，而提供额外的感知信息，特别是用于覆盖交叉口等复杂道路场景中的感知盲点等。基于网络的感知功能可更好地感知与道路 / 高速公路状况相关的信息，包括移动物体（如车辆、动物和行人）、交通密度、人群等。

4.1 场景和用例分析

3GPP 定义和描述了一组与通感一体化相关的用例 [2]，有相当一部分与车辆场景相关，其中考虑以下几种实现方案：

- 基站和终端设备上集成通信和感知功能
- 移动网络协调多个终端设备和网络实体之间的感知信息交互
- 基站和终端设备的感知结果作为环境感知的额外输入

表 2 3GPP SA1 中部分 V2X 用例

用例	网络感知的意义
高速公路上行人 / 动物入侵检测	在安装传统传感器的基础上，提高高速公路沿线的感知覆盖率
交叉路口感知	填补复杂路况下的感知盲区
传感辅助汽车操控和导航	在网络中的多个 UE 之间协调基于网络的传感信息
用于 ADAS 的车辆感知	利用基于网络的感知技术对现有的 ADAS 传感器进行补充

表 2 中是部分用例的描述。从这些用例的功能要求来看，网络中的通感一体化需要提供以下的机制：

- 选择和配置执行传感功能的基站和终端设备
- 在无线接入网（Radio Access Network, RAN）和核心网（Core Network, CN）之间共享传感信息
- 授权网络节点执行传感功能
- 将网络中的传感信息提供给第三方服务提供商
- 实现基于网络的感知服务收费

对于通感一体化的性能要求很大程度上取决于不同用例的服务目标。车联网相关的用例中，感知的环境和对象主要在室外，不同用例中性能要求的差异点则主要在位置和速度测量的准确性、范围、可信度和延迟、刷新率等方面。

高速公路上行人/动物入侵检测：考虑到高速公路的宽度和长度，基于基站的感知需要在较远距离外有效的识别行人和动物。由于车辆的运动速度通常很高，导致场景高度动态化，因此对感知的刷新率和精度提出了更高的要求。3GPP 定义了以下需求 [2]：

- 定位精度（水平方向）：小于 1 米
- 刷新率：小于 0.1 秒

交叉路口感知：交叉路口的车辆密度会影响感知的性能需求。例如，在高峰时段，除了高感知精度和刷新率外，高密度的人流和车流还需要更高的感知分辨率。对于漏检率和虚检率的要求也会根据人流车流的密度而变化。3GPP 定义了以下需求 [2]：

- 定位精度（水平）：小于 1 米
- 刷新率：小于 0.1 秒
- 漏检率：小于 5%
- 误报率：小于 5%

传感辅助汽车操控和导航：该场景需要协调来自多个车载终端的感知相关信息，并提供给车辆用于操控和导航。由于行驶中车辆间距可能很小，所以感知信息必须保证高精度和高刷新率。此外，由于感知相关信息来自多个车载终端，确保这些感知信息的低延迟同步也非常重要。

用于 ADAS 的车辆感知：汽车上的 ADAS 系统由长距离和短距离传感器组成，通感一体化技术将对车上原有传感器提供补充或者替代。此外，考虑到 ADAS 系统对安全的要求，该场景对通感结果的误差率和误差幅度有严格的要求。3GPP 定义了以下需求 [2]：

- 定位精度（水平）：长距离（250 到 300 米）小于 40 厘米，短距离（30 到 100 米）小于 10 厘米
- 刷新率：长距离小于 0.2 秒，短距离小于 0.05 秒
- 误报率：小于 1%

4.2 关键诉求和挑战

为实现上述的用例，有若干技术挑战需要解决。首先，由于车联网场景中的感知对象种类繁多，包括各种车辆、人、动物和临时障碍物体（如道路工程中使用的路障），因此感知环境过程中除了定位之外，还需要识别不同类型的感知对象。其次，并不是感知对象都有无线通信能力，因此通感一体化技术需要同时对有通信能力的主动目标（如配有 V2X 能力的车辆）和没有通信能力的被动目标（行人、动物等）进行感知。此外，感知对象的移动性也对通感一体化提出了额外的要求。例如，在多辆车协调操控的使用案例中，感知功能需要持续跟踪附近的多辆车和物体，而不是一次性检测一个瞬间事件。

由于单个感知设备的感知范围有限，在涉及高流动性的场景中提供连续感知服务需要部署多个感知信号发射器和接收器。当这些发射器和接收器位于不同的网络节点时，（例如在双向传感场景中），则有必要对其进行协调并进行测量结果融合，以避免或尽量减少漏检事件。

通感一体化技术有望增强 V2X 用例中的环境感知能力，但无线测距设备等传统传感器仍将（至少在一段时间内）被保留。这可能导致无线测距设备和蜂窝系统共存于同一频段或相邻频段（例如 77 GHz）。在这种情况下，传输数据的车辆可能会对无线测距设备接收器造成干扰。同样，无线测距设备发射信号也可能对车辆或基站造成干扰。这就要求在频谱共享、波形、资源分配和人工智能方法等方面提供技术解决方案，以有效处理集成系统中的干扰。

5 适用于车联网的通感一体化关键技术

由业务需求和应用场景催生的通感一体化方案显示出巨大的潜力，但仍面临不少技术挑战。本节针对车联网场景，列举和分析几项通感一体化关键技术。

5.1 通感一体化的基本方案

通感一体化旨在通信系统中赋能感知，以实现网络资源共享，频谱共享以及处理能力共享。具体到实现方式，通感一体化的融合可以体现在以下三个不同的层面：

- **业务级融合：**感知和通信由不同硬件实现，运行在各自频段。两个系统的应用层进行交互，达到相互促进共赢的效果。例如基站可通过感知模块，获取环境信息从而进行更有效的波束预测及管理。感知设备可通过通信单元进行站间协调从而实现干扰管理。
- **频谱级融合：**感知和通信两功能模块运行于同一系统，可通过时分、频分或空分的方式实现频谱资源共享。两功能模块亦可通过共享部分硬件资源，降低硬件及实现开销。
- **全融合：**单一系统同时支持两大功能，共用空口技术及频谱资源。全融合场景下，系统可根据业务需求和相应的性能指标对资源调度甚至空口设计进行动态优化，实现网络资源效率最大化。

5.2 通感一体化波形

业界对通感一体化波形有大量研究，从性能考虑，本文仅介绍其中的四种波形：OFDM（Orthogonal Frequency Division Multiplexing）、OFDM-Chirp、OCDM（Orthogonal Chirp Division Multiplexing）以及 OTFS（Orthogonal Time Frequency Space）。

OFDM-Chirp 的感知性能在这几种波形中较为优秀，但瑞利信道下通信性能和 OFDM 相比有一定损失。OFDM 是目前主流的通信多载波调制技术之一，其积分旁瓣比和峰值旁瓣比在不同参数下略低于 LFM，目前学术界也在积极探索 OFDM 的感知性能提升方法。

OFDM-Chirp 波形，其基本原理是将 Chirp 信号分别调制到不同的子载波组上，由于 OFDM 信号子载波之间是正交的，不同的子载波组上的信号自然满足正交性。时域产生的 OFDM-Chirp 信号模型 [13] 为：

$$s(t) = \sum_{n=0}^{N-1} u(t-T) \exp [j2\pi (f_n t + k_n t^2 / 2)]$$

式中： t ($0 \leq t \leq T$) 为信号的时间采样； $u(t)=1$, ($0 \leq t \leq T$) 为矩形窗函数； f_n 和 k_n 分别为信号 $s(t)$ 的第 n 个子载波的起始频率和斜率。OFDM-Chirp 系统的多载波特性和，可解决 LFM 单载波信号传输速率过低的问题。考虑对现有系统兼容性，实现复杂度情况下，OFDM-Chirp 是较为有潜力的通感一体化波形，其感知性能在这几种多载波中较为优秀。

在相同参数下，OFDM-Chirp 与 OFDM 信号的距离和速度分辨率相同。在高斯信道下，不同信噪比的误码率如图 5 所示，在不同信噪比下，性能并无较大差别。由于 OFDM-Chirp 信号由 OFDM 信号通过 LFM 扩频得到，故其信号模型将与 OFDM 信号模型有很多相似性。通过分析 OFDM-Chirp 和 OFDM 信号的 PAPR 曲线可知，OFDM-Chirp 一体化信号的峰均比性能与 OFDM 信号几乎相同。

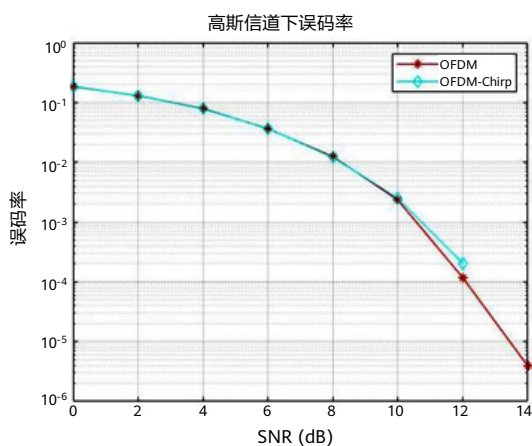


图 5 OFDM 波形与 OFDM-Chirp 波形性能对比

OCDM 的基本原理是通过在相同带宽中利用菲涅尔变换形成一组正交的线性 Chirp 信号，并将通信信息调制到这一组 Chirp 信号的幅度和相位上 [14]，从而实现高效通信数据传输。OCDM 信号为多个 Chirp 信号构成，因此对多普勒频移不敏感，在保护间隔长度不足的情况下，可有效对抗时间选择性衰落。OCDM 信号与 OFDM 相比在发射端需要增加两个点乘矩阵，生成条件相比 OFDM 信号较为复杂，要真正实现商业化还存在一些技术难点，比如构造出优越的光地址码、设计制作高性能的光编/解码器、改善系统性能、增大系统容量及提高系统资源利用率等。

OTFS 调制可以看作是一种特殊的 OFDM 调制，在传统 OFDM 调制的输入输出端上分别添加一个预编码模块和后解码模块 [15]，OTFS 信号调制解调过程如图 6 所示。

OTFS 调制的有效信道矩阵在时延多普勒域，此时矩阵中的元素大部分都为零，而非零值的元素位置与路径的时延和多普勒频移有关，因此只要估计信道中各条路径的时延和多普勒频移以及有效复增益即可，这样能够大大降低信道估计的复杂度。由于 OTFS 调制使用矩形收发脉冲，输入输出关系不是直接的二维卷积运算，因此在接收端不能直接使用频率时间域的均衡算法，其他符号解调算法的复杂度都远远大于 OFDM 调制。

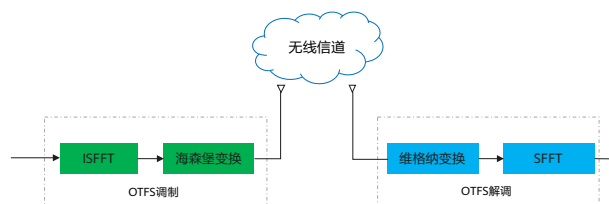


图 6 OTFS 信号调制解调过程

5.3 端管协同分布式通感一体化

面向车联网场景，单车感知受限于 5% 的感知长尾场景，因此引入路侧的感知信息尤为重要。而在融合车侧和路侧感知信息时，车辆的高移动性对分布式感知会带来如下挑战：例如，路侧和车侧对于车辆的位置和速度的不确定性，以及，路侧和车侧对于同一个物体感知到的物理特性不同，比如，由于感知视角不同，路侧感知到的物体是静止的，而车侧感知到的是运动的。

为解决这一挑战，可以考虑基于不确定性的车侧和路侧感知信息融合，即车辆将位置和移动性参数的不确定性作为未知变量代入目标检测问题中，形成目标和车侧未知参数的联合检测问题，然后通过优化算法，比如牛顿法或者模拟退火算法寻找最优解，从而提升目标检测的准确度。

如图 7 所示，不同车辆和路侧 RSU 或者 gNB 在进行联合感知时，由于高移动性，车辆自身估计的位置和实际位置是有偏差的，同时各感知源对于同一个物体的感知本身有感知误差，信息融合时误差可能会被放大。为解决这个问题，各车辆可以将车辆的估计误差报给融合中心，构造优化问题，提升联合感知精度 [16]。

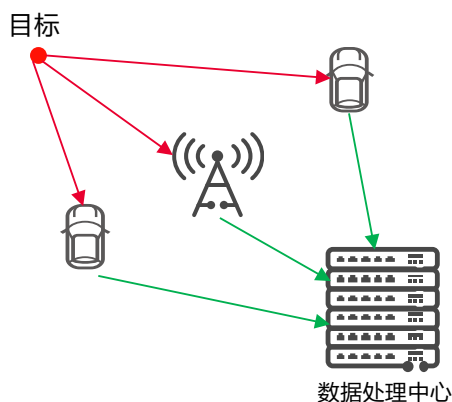


图7 不确定性的端管协同感知

5.4 Sidelink 增强分布式通感一体化

面向车联场景，考虑到终端设备可能处于无蜂窝网覆盖的区域，各终端设备除了具备基本的 Uu 口上下行通信能力以外，更应该具备 PC5 接口（Sidelink）的通信能力。多个终端通过 PC5 接口通信构成了一个分布式网络，以提升车辆的通信和感知能力。

然而现有分布式侧行传输空口技术的设计只考虑了极致的通信能力，并未考虑感知能力，因此如何在 PC5 接口上在不影响通信性能的情况下使能高性能 Sidelink 感知能力就成了最重要的技术挑战。

一种应对方式是对 Sidelink 的帧结构进行增强设计。考虑到分布式场景下，各终端相对位置都不固定，为了保障可靠的信息传输，现有的 Sidelink 帧结构中引入了 AGC 符号，如图8所示。在真实数据传输之前，需要做自动增益控制，而一般 AGC 符号的具体内容采用的复制第二个符号的信息，所以第一个 AGC 符号不具备传输有效信息的作用，所以该符号也给 Sidelink 构造感知能力提供了空间。

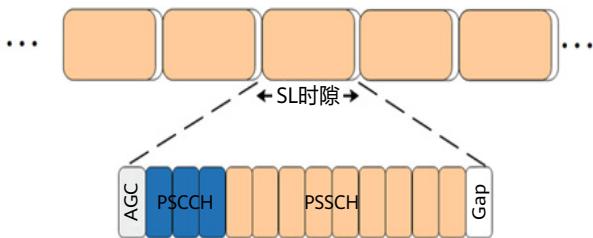


图8 New Radio (NR) Sidelink 帧结构设计

一种直接的方法是，将 AGC 符号使用感知序列进行填充，但当前 AGC 符号占用的频域带宽可以很小，而感知的距离分辨率和信号带宽强耦合。为了使能更高的感知精度，考虑构造宽带的 AGC 序列，即 AGC 符号在频域资源上占据

尽可能宽的带宽，如图9所示，AGC 符号可以在时域切成两部分，前一部分用于发送宽带的感知序列，后一部分用于接收感知回波信号。但当 AGC 在频域上占用较大带宽时，多个终端设备都会在该带宽上发送感知序列，各序列会叠加，造成互相干扰，针对该问题，可以将不同终端发送的感知序列构造成正交宽带序列，比如使用终端的 ID 对序列进行加扰，当终端收到序列的回波时，滤除掉其他终端的干扰信号，接收感知回波，从而保障在不影响通信性能的前提下，使能感知能力。



图9 宽带 AGC 感知信号设计

5.5 面向扩展目标检测的融合成像

通感一体化旨在为各种车联网应用提供关键目标物体的检测、定位和分类能力。这些目标物体包括车辆、行人/非机动车/两轮摩托车（Vulnerable Road User, VRU）以及其他固定和移动障碍物。传统的 5G NR 定位方案只针对能发送或接收 5G NR 信号的有源物体进行定位，相比之下，下一代感知技术可通过解析传输环境反射的无线信号，对无源物体进行检测、定位、识别。

车联网应用中感知能力面临的挑战之一是很多感知目标是体积庞大的车辆，其外部表面通常延展数米，如车头、车尾和车身侧面。因此，感知目标不仅在单一位置形成单个反射，而是可以产生相隔数米的多个反射。这样的目标通常被称为扩展目标。因此，通过对扩展目标产生的多个反射、散射信号进行观测，不仅可以估计目标的位置、状态，也可以推断目标的形状和轮廓，即成像。当分布式基站以不同视角对此目标进行观测时，各基站对车辆的不同位置形成估计值。这些估计值与目标车辆特定侧面（或部分）相对应作为一组与特定基站相关的散射点集。由于每个基站看到的散射点都不同，可能相距数米，因此需要以下步骤进行数据关联、聚类 and 定位：

- 不同基站通过对不同散射点的观测，估计多散射点的位置。这些位置估计需要与同一物体（在本例中为车辆）相关联，以形成该物体对应的散射点集合。这通常称为聚类（Clustering）。

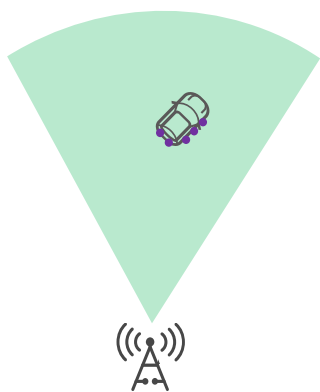


图 10 扩展目标检测示意图

- (b) 得到扩展目标的散射点集合后（通常形成物体外部形状的轮廓），需要确定该目标的位置。通常情况下，定位参考中心可以是散射点集合的几何中心；或者当观测到的与目标表面对应的散射点集不完整导致几何中心不准时，也可使用其他参考点。

步骤 (a) 和 (b) 可以应用不同的扩展目标处理算法来完成。这些算法包括使用点散射集合的移动动态来执行目标关联和聚 [17, 18]，以及后处理与目标分类方案相结合 [19]。

需要指出的是，有源目标定位不存在上述扩展目标的问题，因为有源目标的发送和接收天线端口即是目标物体的定位参考点，其在物体上的位置是固定的。此外，用于 V2X 碰撞检测或自适应巡航控制的传统感知系统也不存在上述问题，因为它们只需在单一视角对目标物体或车辆的最凸出部分进行检测，以避免与该物体或车辆的该部分发生碰撞。

5.6 基于微多普勒检测的目标检测与识别

如 5.5 节所述，目标物体识别分类对于许多车联网应用至关重要，包括各种协调操控和保护 VRU 的安全应用。目标物体识别分类可以通过多种不同方式实现。一种直接的方法是利用感知观测获得的点散射来确定物体的形状或轮廓（如 4.1 节所示的车辆），即成像。然而要获得这样的图像，系统需要从多视角对目标物体进行观测，并且具有较高的角度和深度分辨率，以获得对应目标物体各表面的多个点散射集。

另一种不需要物体完整图像的方法是基于感知信号的多普勒参数，特别是由物体内部组件微运动造成的多普勒分量。例如，人行走时摆动的腿、汽车或自行车上旋转的轮子或无人机上高速旋转的叶片。这些由于物体内部组件的运动速度与物体整体的运动速度不同而造成的多普勒分量被称为微多普勒。图 11 为飞行无人机在多普勒范围剖面上的微多普勒示例 [20]。

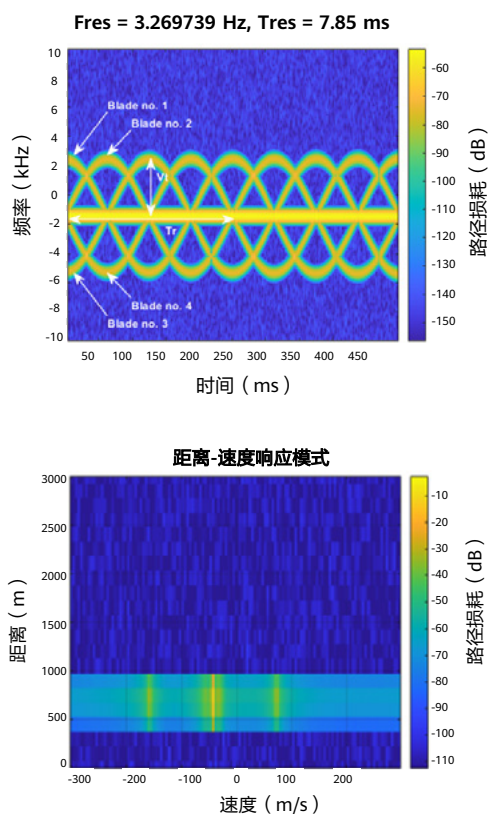


图 11 测目标微多普勒示例

特定的目标物体（行人、车辆、自行车等）具有不同类型的内部运动，从而形成独特的多普勒特征。将该特征用于目标物体的识别和分类，既无需从多个角度对目标物体进行详细的高分辨率成像处理，又可达到更高准确率（>90%）的人物分类，实例可参见文献 [21]。基于微多普勒的目标识别分类可选择与较低分辨率的图像融合，以提高物体分类的可靠性。

6 总结与展望

可以预见，通感一体化技术将给车联网带来功能和性能的提升。为了达到这个目的，需要解决从空口到上层应用的多个领域中的关键技术问题，最终达到预期的感知和通信要求。通感一体化的整体设计还需考虑到无线网络和车联网的复杂性，比如车载终端设备的移动性、可用频段（许可频段和非许可频段）、基站的部署、PC5 和 Uu 的协同架构等方面。

除了与技术相关的挑战外，通感一体化的一个关键成功因素与法规相关。通感一体化系统扩展了最初专门分配给感知或智能交通系统（Intelligent Transportation System, ITS）通信的频段和用于移动/V2N 通信网络的许可频段的用途，在这些频段上同时实现通信和感知功能可能面临合规问题。而且，一旦需要重新分配用于通信或感知的频谱，

车载的通感一体化设备也需要升级，这会影响到车载通感一体化设备的生命周期。此外，由于无线测距设备传感是安全关键功能，因此通感一体化的解决方案需要满足汽车安全等级（Automotive Safety Integrity Level, ASIL）的要求。

同时，通感一体化系统需要支持不同厂商的网络和终端设备，使其能够无缝参与和集成到感知服务中。车联网的场景要求来自多个制造商的通感一体化设备能够相互协作，特别是在干扰管理方面。因此，不同通感实体的功能和接口的标准化对其未来的广泛部署至关重要。

参考文献

- [1] W. Tong and P. Zhu, *6G: The Next Horizon: From Connected People and Things to Connected Intelligence*, Cambridge University Press, April 30, 2021.
- [2] 3GPP TR 22.837, "Study on Integrated Sensing and Communication," June 2023.
- [3] SAE, "Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles," April 30, 2021.
- [4] 2022 智能车六大看点证券研究报告, November 21, 2021.
- [5] Mercedes-Benz, "An interview about progress in development work," <https://group.mercedes-benz.com/innovation/case/autonomous/interview-hafner-2.html>
- [6] Volkswagen, "Volkswagen launches its first autonomous driving test program in the United States," July 6, 2023.
- [7] HYUNDAI, "Kia presents 2030 roadmap to become global sustainable mobility leader," March 3, 2022.
- [8] Apollo, 首批获准! 萝卜快跑在深圳开启全无人商业化运营, June 17, 2023.
- [9] Waymo, "Safety Performance of the Waymo Rider-Only Automated Driving System at One Million Miles."
- [10] Waymo, "Collision Avoidance Effectiveness of an Automated Driving System Using a Human Driver Behavior Reference Model in Reconstructed Fatal Collisions."
- [11] NHTSA, "Incident Reporting for Automated Driving Systems (ADS) and Level 2 Advanced Driver Assistance Systems (ADAS)."
- [12] GSA, "The Challenges to Achieve Level 4/Level 5 Autonomous Driving," <https://www.gsaglobal.org/forums/the-challenges-to-achieve-level-4-level-5-autonomous-driving/>
- [13] D. Dash, K. D. Sa, and V. Jayaraman, "Time Frequency Analysis of OFDM-LFM Waveforms for Multistatic Airborne Radar," *2018 Second International Conference on Inventive Communication and Computational Technologies (ICICCT)*, pp. 865–870, April 2018, doi: 10.1109/ICICCT.2018.8473233.
- [14] L. G. de Oliveira, M. B. Alabd, B. Nuss, *et al.*, "An OCDM radar-communication system," *14th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP)*. IEEE, pp. 1–5, 2020.
- [15] L. Gaudio, M. Kobayashi, G. Caire, and G. Colavolpe, "On the effectiveness of OTFS for joint radar parameter estimation and communication," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 19, no. 9, pp. 5951–5965, 2020.
- [16] K. Gu, Y. Wang, and Y. Shen, "Cooperative detection by multi-agent networks in the presence of position uncertainty," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 68, pp. 5411–5426, 2020.
- [17] E. Favarelli *et al.*, "Map Fusion and Heterogenous Object Tracking in Joint Sensing and Communications Networks," *20th European radar conference (EuRad 2023)*, September 20–22, 2023.
- [18] H. Kaulbersch *et al.*, "EM-based Extended Target Tracking with Automotive Radar using Learned Spatial Distribution Models," *2019 22nd International Conference on Information Fusion (FUSION)*, pp. 1–8, 2019.
- [19] W. Cao, J. Lan, and X. R. Li, "Extended Object Tracking and Classification Using Radar and ESM Sensor Data," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 25, no. 1, pp. 90–94, January 2018.
- [20] Mathworks, "Introduction to Micro-Doppler Effects," <https://de.mathworks.com/help/radar/ug/introduction-to-micro-doppler-effects.html>
- [21] J. Pegoraro, J. O. Lacruz, F. Meneghello, E. Bashirov, M. Rossi, and J. Widmer, "RAPID: Retrofitting IEEE 802.11ay Access Points for Indoor Human Detection and Sensing," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, doi: 10.1109/TMC.2023.3291882.



通信感知一体化系统的多目标检测与定位

杨琪¹, 韩志强², 蒋创新³, 姜俊鹏, 刘娟
移动网络和移动多媒体技术国家重点实验室
中兴通讯股份有限公司

¹ yang.qi7@zte.com.cn

² han.zhiqiang1@zte.com.cn

³ jiang.chuangxin1@zte.com.cn

摘要

通信感知一体化 (Integrated Sensing and Communication, ISAC) 是一项 6G 关键技术, 通过信号协同设计实现通信和感知功能的融合。多目标检测和定位作为通感一体化系统的一大重要应用, 也是许多感知任务的基础和前提。然而, 由于 ISAC 系统信道的复杂性, 多目标检测和定位的实现仍存在挑战。本文提出一种用于通感一体化系统的启发式多目标检测与定位算法。通过设置两个门限, 该算法能够在密集杂波环境中成功检测到多个目标, 并成功估算出多目标的位置信息。该多目标检测算法的有效性在无人机场景下的通感一体化仿真中得到了验证。

关键词

通感一体化, 多目标, 检测, 定位, 双门限

1 引言

随着移动通信技术的更新迭代，全球已进入 6G 研究的关键阶段。6G 将引领人类进入物理世界与虚拟世界深度融合的新时代，最终实现“数字孪生，万物互联”的美好愿景 [1]。

通感一体化作为达成 6G 愿景的关键技术，通过无线信号实现通信和感知功能设计的协同 [2, 3]。由于通信和感知可以共享信号处理模块和周围环境信息，因此通感一体化技术在提高频谱效率、降低处理成本和提高性能方面具有一定的优势。通感一体化技术已经成为业界的热点 [2-8]。根据感知特点的不同，当前的感知用例可以分为以下三类：

- 检测定位。检测定位这类感知用例的 KPI 主要包括：成功检测率、误检率和定位精度 [9, 10]。无人机入侵、特定区域如高速公路等行人和动物入侵等入侵检测类的感知用例对感知精度的要求较低，这类用例的距离精度要求通常在 2 米以上。而无人机飞行路径管理、辅助驾驶、自动导引运输车 (Automatic Guided Vehicle, AGV) 路径管理等检测定位类的感知用例对感知精度的要求较高，距离精度要求通常在 1 米，甚至更高。
- 运动识别。此类用例包括手势识别、健康监测、运动监测等，主要用于室内场景。
- 环境监测。此类用例通过监控和提取环境信息，实现天气监测、环境重建和环境成像 [11]。

随着 5G/6G 标准化进程的发展，通感一体化将会有更广泛的应用。5G 时代对检测和定位类感知用例的探索为通信和感知的深度融合奠定了基础；而 6G 时代将进一步扩大用例支持，从要求更高的检测和定位应用到运动识别和环境监测，将实现物理世界和虚拟世界的深度融合。

对于检测和定位类感知用例，首先要解决的是信道模型问题。3GPP 中定义了一个相对成熟的通信信道 [12]。文献 [13] 也对通感一体化系统的信道模型进行了研究，并综合考虑了信号传输和信号反射的影响。然而，如何在通感一体化系统中检测和定位多个感知目标仍面临挑战。据悉，针对基于通感一体化信道模型的多目标检测和定位算法，当前业界还没有展开系统性研究。

基于发表于 RAN # 100 会议 [14] 的研究成果，本文进一步探讨通感一体化系统中的多目标检测与定位问题。本文针对通感一体化系统中多目标的复杂性，提出一种启发式多目标检测与定位算法。通过设置两个门限，该算法可以成功检测出多个目标，并从密集杂波环境中预估多个目标的位置信息。该多目标检测定位算法的有效性在无人机场景下的通感一体化仿真中得到了验证。

2 背景和问题描述

2.1 通感一体化系统的信道模型

通感一体化系统中，无线信号从无线发射端发送，经感知目标反射后，被无线接收端接收。由于通感一体化系统中的感知目标没有接收天线，无法接收无线信号，因此系统信道模型应综合考虑直射信号和反射信号的影响。[12] 提出了一种级联的信道模型，兼顾直射路径和反射路径的影响。通感一体化系统的信道模型包括两个部分：路损计算和快衰模型。

路损计算：

由传播环境或信道衰落引起的发射端和接收端之间信号的功率损耗量称为路径损耗。路径损耗与感知场景具有强相关性，不同场景的路径损耗各有差异。此外，从发射端经过感知目标到接收端的距离是影响路损的一个重要因素。从发射端到感知目标的直射路径和从感知目标到接收端的反射路径是否为视距 (Line-of-Sight, LOS) 也会显著影响路径损耗。另外，无线电波在感知目标上的反射也会带来功率损耗，用雷达截面积 (Radar Cross Section, RCS) 度量 [15-17]。综上可得通感一体化系统的信道路损计算公式：

$$PL = PL^C(d_1) + 10 \log_{10} \left(\frac{c}{f} \right)^2 - 10 \log_{10}(4\pi) + PL^C(d_2) - 10 \log_{10} \sigma. \quad (1)$$

式中， PL^C 表示通过无线通信系统的路损计算 [14] 得到的路损值， d_1 代表发射端和感知目标之间的距离， d_2 代表感知目标和接收端之间的距离， c 表示光速， f 表示载波频率， σ 表示感知目标的 RCS。

快衰模型：

无线通信系统的快衰模型是基于簇和射线构建的。在无线通信系统的信道模型中，不同的簇和射线具有不同的物理特征。从信号发射端到接收端的信道包括 N 个簇，每个簇包括 M 条射线。LOS 射线通常添加到第一个簇中。LOS 射线反映了从传输设备到接收设备的 LOS 方向的传输时间、功率、到达角 (Angle of Arrival, AOA) 和离开角 (Angle of Departure, AOD)。因此，合并 LOS 射线的相关参数可以得到信道系数。

参考无线通信系统的快衰信道模型，可以基于簇和射线构建通感一体化系统的快衰信道模型。将通感一体化系统中从发射端到接收端之间的快衰模型看作一个整体。感知的特征主要体现在快衰模型中信号的传播时间和到达角 /

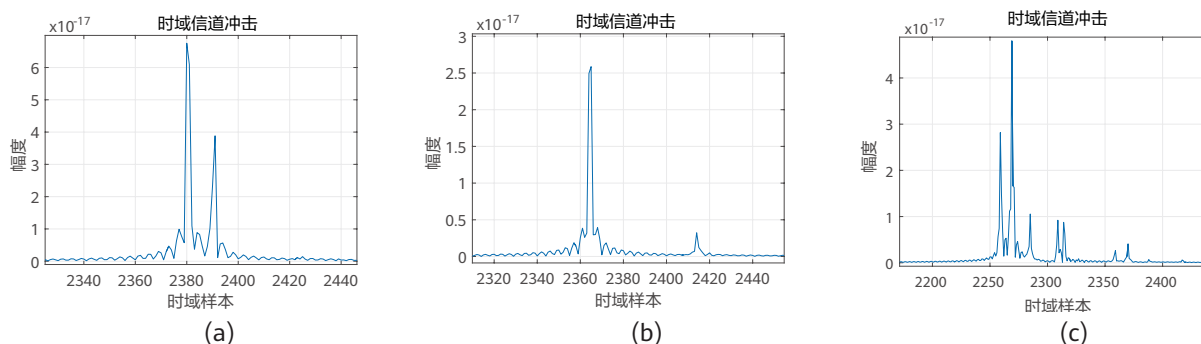


图1 多目标信道冲击（双目标合并场景）

离开角这些参数上。具体地，LOS 射线的传播时间等于 $(d_1 + d_2) / c$ 。LOS 方向的水平离开角和垂直离开角（Zenith Angle of Departure, ZOD）表示从发射端到感知目标的直射方向。LOS 方向的水平到达角和垂直到达角（Zenith Angle of Arrival, ZOA）表示从感知目标到接收端的反射直射方向。[12] 中详细描述了通感一体化系统的快衰模型。

通感一体化系统中杂波的信道模型可以基于发射端和接收端之间的无线通信系统的信道模型来构建 [14]。在实际的感知场景中，接收端通常接收到的是含杂波的多反射回波。

2.2 MUSIC 算法

多重信号分类（Multiple Signal Classification, MUSIC）算法是一种基于子空间分解的超分辨率算法 [18, 19]。基于信号子空间和噪声子空间的正交性，可以构造 MUSIC 谱函数。通过搜索 MUSIC 谱峰值，可以估算出信号的相关参数。

2.3 问题描述

通感一体化系统在检测多目标时，接收端会接收到含杂波的多目标回波。由于不同感知目标与发射端和接收端之间的距离不同，目标反射信号的功率不同，接收功率也不尽相同。因此，构建多目标信道难上加难。图 1 描绘了在时域上合并两个目标的多目标信道冲击的三种情况。在这三种情况下两个目标距收发端的距离和反射功率都是不同的。在图 1a 中，来自两个感知目标的接收功率相当，可以清晰地检测到这两个感知目标。在图 1b 中，两个感知目标的接收功率差异较大，导致很难检测到这两个感知目标。而在图 1c，由于多个非视距（Non-Line-of-Sight, NLOS）簇的干扰，时域信道中存在许多毛刺，从而导致了复杂的信道系数。

因此，我们的目标是在通感一体化系统中通过复杂的多目标信道对多个感知目标进行判断和检测，最终获得多个感知目标的位置估测。

3 通感一体化系统的多目标检测与定位

本节基于对多目标信道特征的分析，提出一种双门限检测算法，算法过程如下：

步骤 1：配置第一个门限——时域信道系数门限

步骤 1 通过设置一个多目标时域信道系数的门限来获得包含多个感知目标的时域信道系数窗。首先，在时域找到时域信道系数的最大幅度值及其对应的采样索引。然后，根据通感一体化系统中多目标信道的特点，确定一个比例值 X_1 。将 X_1 乘以时域信道系数的最大幅度值，可以得到时域信道系数门限。找到大于该门限的所有时域信道系数幅度值，并保存这些幅度值对应的索引。令时域信道系数窗的起点和终点分别等于这些索引的下界和上界。图 2 展示了时域信道系数门限和时域信道系数窗的一个示意图，其中时域信道系数窗包含了两个感知目标相关的信息。

步骤 2：配置第二个门限——MUSIC 谱函数门限

在本步骤中，对时域信道系数窗对应的 MUSIC 谱函数设置一个门限，即第二个门限。首先，计算时域信道系数

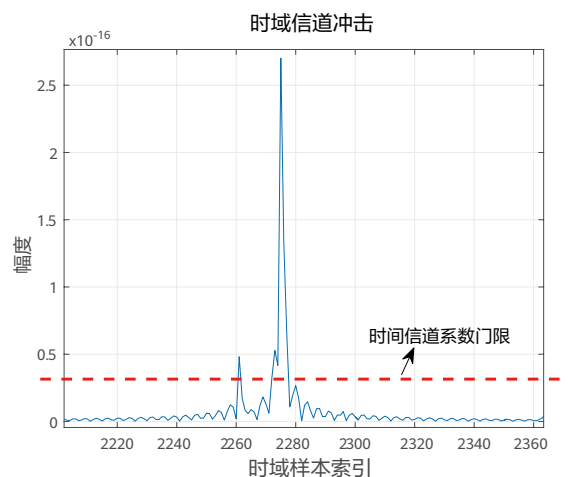


图2 时域信道系数门限示意图

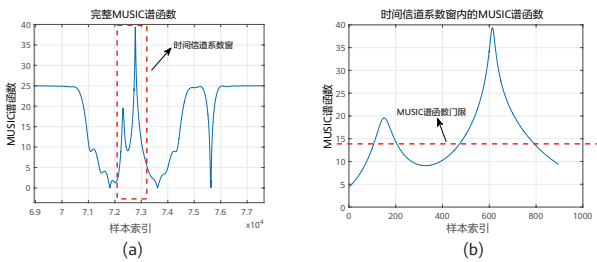


图 3 图 1 中的信道系数所对应的 MUSIC 谱函数。
(a) 完整的信道系数对应的 MUSIC 谱函数；(b) 时域信道系数窗内信道系数所对应的 MUSIC 谱。

窗内的多目标信道系数对应的 MUSIC 谱函数。在时域信道系数窗内找到 MUSIC 谱峰值及其对应的采样索引。然后，设置第二个比例值 X_2 。通过 X_2 乘以 MUSIC 谱峰值，可以得到 MUSIC 谱函数门限。找到并保存大于该门限的所有 MUSIC 谱峰值及其对应的采样索引值。图 3 展示了图 2 中信道系数对应的 MUSIC 谱函数。为清晰起见，图 3a 展示了完整的信道系数所对应的 MUSIC 谱函数，图 3b 展示了时域信道系数窗内信道系数所对应的 MUSIC 谱函数。

步骤 3：目标聚类

本步骤继续对步骤 2 保存的 MUSIC 谱函数及其索引进行聚类。由于具有连续索引的 MUSIC 谱函数值可视为来自同一感知目标，我们可以根据索引的连续性把 MUSIC 谱函数值归为多个类。在每个类内，找到 MUSIC 谱峰值及其索引。一般地，每个类的 MUSIC 谱峰值对应的索引代表经过该感知目标的反射回波的接收时间索引。也就是说，每个类对应一个感知目标。

步骤 4：估计多个目标的位置信息

本步骤基于多个类的 MUSIC 谱峰值来估计多个感知目标的位置信息。通过将每个类中 MUSIC 谱峰值的时域采样索引转换为绝对时间，可以获得到达时间（Time of Arrival, TOA）。TOA 乘以光速，可以得到发送端经感知目标到接收端之间的相对距离。同时，利用多根接收天线的相位差，可以估计得到 AOA 和 ZOA。

以上所述提供了基于双门限的启发式多目标检测定位算法的流程。

4 仿真结果

我们在无人机场景下验证了所提出的算法的检测和定位性能。该性能仿真涉及以下指标：

- 成功检测数：单个接收端成功检测到的目标数目。
- 成功检测率：单个接收端成功检测的目标数目除以该接收端接收到的总目标数目。
- 漏检数：单个接收端的漏检目标数目。
- 漏检率：单个接收端的漏检目标数目除以该接收端接收到的总目标数目。
- 误检数：单个接收端将非目标错检为感知目标的次数。
- 定位精度：成功检测到的目标的定位精度，包括距离精度、水平到达角精度和垂直到达角精度。

无人机评估采用 7 个基站的配置，基站呈蜂窝分布，每个基站包含 3 个小区。每个小区均匀分布 8 架无人机。发送小区和接收小区之间的信道模型为 RMa 信道模型（详见 [14]）。基站的载波频率和子载波间隔分别为 6GHz 和 30kHz，系统带宽设置为 100MHz，基站天线高 35 米，无人机距地面高度 100 米，各基站的天线配置均为 [4,4,2,1,1]，无人机的 RCS 设置为 0.2。感知目标的检测与定位采用 MUSIC 算法 [18, 19]。

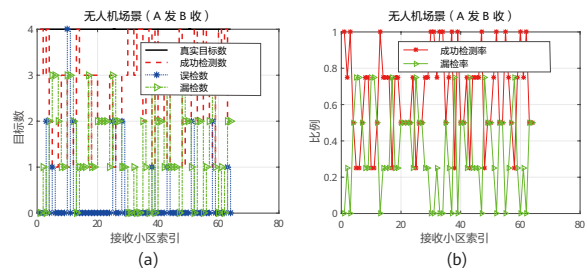


图 4 单个接收端的检出数目和检测率

各接收端的检测数目和检测率如图 4 所示，距离精度见图 5，AOA 精度和 ZOA 精度见图 6。如图 5，90% 的感知目标的距离精度小于 1.5 米。如图 6，90% 的传感目标的 AOA 精度和 ZOA 精度分别达到 6° 和 3°。结果表明所提出的算法能够估计得到满足大部分场景要求的定位结果，证明了所提出算法的有效性。

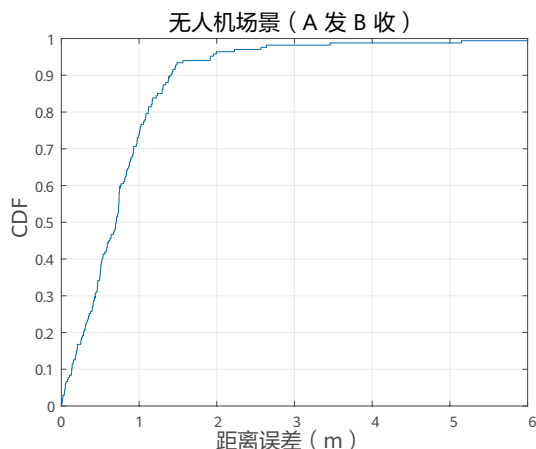


图 5 距离误差的 CDF 曲线

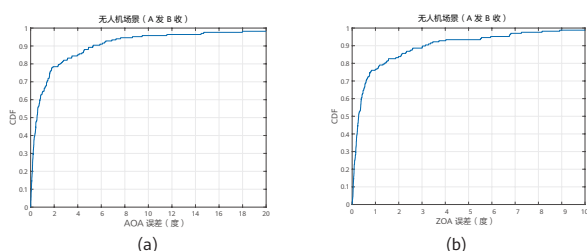


图 6 角度误差的 CDF 曲线 (a) AOA 精度；(b) ZOA 精度

5 结语

本文探讨了通感一体化系统中的多目标检测与定位问题。针对通感一体化系统中多目标的复杂性，提出了一种启发式多目标检测与定位算法。通过设置两个门限，所提出的算法可以成功地从密集杂波环境中检测出多个目标，并估计出多个目标的位置信息。所提算法的有效性也在无人机场景下得到了验证。

6 未来展望

为更好地建立仿真评估基础，未来需要对通感一体化信道模型展开更深入的研究，并结合实测数据建立更准确的通感一体化信道。另外，多目标检测算法还需要进一步优化，拓展其应用场景，例如强目标和弱目标检测定位、多目标感知融合以及多模多目标感知融合等。

参考文献

- [1] IMT-2030 (6G) Promotion Group: "6G vision and candidate technologies", 2021.
- [2] Y. Wu, F. Lemic, C. Han *et al.*, "Sensing Integrated DFT-Spread OFDM Waveform and Deep Learning-Powered Receiver Design for Terahertz Integrated Sensing and Communication Systems," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 71, no. 1, pp. 595-610, 2023.
- [3] J. A. Zhang, *et al.*, "Enabling Joint Communication and Radar Sensing in Mobile Networks—A Survey," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 24, no. 1, pp. 306-345, 2022.
- [4] W. Jiang, *et al.*, "Improve Sensing and Communication Performance of UAV via Integrated Sensing and Communication," *2021 IEEE 21st International Conference on Communication Technology*, pp. 644-648, 2021.
- [5] J. Han, Z. Wei, L. Ma, *et al.*, "A Multiple Access Method For Integrated Sensing and Communication Enabled UAV Ad Hoc Network," *IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, 2022.
- [6] Z. Wang, K. Han, J. Jiang, *et al.*, "Multi-Vehicle Tracking and ID Association Based on Integrated Sensing and Communication Signaling," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 11, no. 9, pp. 1960-1964, 2022.
- [7] Z. Fang, *et al.*, "A Silicon-Based Radio Platform for Integrated Edge Sensing and Communication Toward Sustainable Healthcare," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 71, no. 3, pp. 1296-1311, 2023.
- [8] D. K. Pin, *et al.*, "Integrated Sensing and Communication in 6G: Motivations, Use Cases, Requirements, Challenges and Future Directions," *1st IEEE International Online Symposium on Joint Communications and Sensing*, pp. 1-6, 2021.
- [9] 3GPP TR 22.837: "Feasibility Study on Integrated Sensing and Communication".

- [10] IMT-2020 (5G) Promotion Group: "Research Report on the Requirements for Integrated Sensing and Communication of 5G-Advanced", 2022.
- [11] IMT-2030 (6G) Promotion Group: "Research Report on Integrated Sensing and Communication Technology", 2022.
- [12] 3GPP TR 38.901: "Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100GHz".
- [13] IMT-2020 (5G) Promotion Group: "Research report on simulation evaluation method for integrated sensing and communication of 5G-Advanced", 2023.
- [14] RWS-230283: "Discussion on sensing in NR Rel-19".
- [15] A. Ioffe, W. Doerr, H. Yan, *et al.*, "RCS characteristics of street curbs and the applications in automotive radar classification," *2016 European Radar Conference*, pp. 241-244, 2016.
- [16] C. Meng, X. Wang, C. Ma, *et al.*, "Fast and multi-band RCS measurement based on a microwave photonic inverse synthetic aperture radar," *20th International Conference on Optical Communications and Networks*, pp. 1-3, 2022.
- [17] T. M. How, and Y. H. Lun, "Radar detector performance analysis using EM simulations of targets' RCS," *IEEE Radar Conference*, pp. 1-4, 2016.
- [18] Xinrong Li, and K. Pahlavan, "Super-resolution TOA estimation with diversity for indoor geolocation," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 3, no. 1, pp. 224-234, 2004.
- [19] K. V. Rangarao and S. Venkatanarasimhan, "Gold-MUSIC: A Variation on MUSIC to Accurately Determine Peaks of the Spectrum," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 61, no. 4, pp. 2263-2268, 2013.



面向网络协作的通信感知一体化 软硬件验证平台

薛东升, 冀可嘉, 魏嘉辰, 马丁友, 张奇勋, 冯志勇

北京邮电大学 泛网无线通信教育部重点实验室

{xuedongsheng, jk2020, weijiachen, dingyouma, zhangqixun, fengzy}@bupt.edu.cn

摘要

通信感知一体化 (Integrated Sensing and Communication, ISAC, 亦简称“通感一体化”) 技术通过集成通信与感知的软硬件设备, 实现对无线网络中各种设备和信息的感知和分析, 被认为是迈向 5G-A (Fifth Generation-Advanced) 与 6G (Sixth Generation) 的关键技术之一。在以通信功能为核心的通感一体化技术路线中, 基于 5G NR (Fifth Generation New Radio) 现网建立感知功能, 具有低成本组网和快速部署的天然优势。本文描述了网络协作通感一体化的应用场景, 提出了基于 5G NR 体制的通感一体化信号帧结构设计与信号处理方法, 采用时频域灵活映射的参考信号实现了感知功能, 开发了面向网络协作的通感一体化软件与硬件功能验证平台, 旨在为网络协作通感一体化提供关键技术验证和宏观、全面的性能统计与评估。分别在软件平台上研究了通信与感知的系统性能, 在硬件平台上验证了在网络协作机制下的感知性能增益, 实现了多频段、多节点的通感一体化性能评估能力。

关键词

网络协作, 通感一体化, 软硬件验证平台

1 引言

随着自动驾驶、智能工业和智慧城市等新兴用例和业务快速发展，未来的无线通信网络不仅需要具备更高性能的通信能力，同时需要具备泛在的感知能力。为此，通信感知一体化（Integrated Sensing and Communication, ISAC, 亦简称“通感一体化”）技术得到了业内广泛的关注与研究，其通过集成通信与感知的软硬件设备，采用统一的频谱与一体化信号同时实现通信与感知功能，从而改善频谱效率，降低硬件成本，实现对无线网络中各种设备和信息的感知和分析。目前，通感一体化被认为是迈向 5G-A（Fifth Generation-Advanced）与 6G（Sixth Generation）的关键技术之一 [1]，其可推动未来的通信网络向着多功能网络演进。

在以通信功能为核心的通感一体化技术路线中，感知内生于通信网络中，赋能通信系统对物理环境全方位的认知，起到辅助并增强通信性能的作用，以此形成感知移动网络（Perceptive Mobile Network, PMN）[2]。5G NR（Fifth Generation New Radio）蜂窝网络是实现 PMN 的首要选择，基于 5G NR 现网建立感知功能，具有低成本组网和快速部署的天然优势 [3-5]。其中，基站与用户终端（User Equipment, UE）间能够实现单基（Monostatic）、双基（Bistatic）和分布式（Distributed）的感知模式。高密度基站（Base Station, BS）的部署，保证了感知的高覆盖范围；大量感知节点能够利用多角度、多频段来感知相同的目标，提升感知的性能。

针对通信系统和雷达系统各自的网络协作方法的研究已经有了长足的积累 [6]。在分布式雷达 [6] 技术中，可以利用分布式节点载波信号的相干相位差，在相位同步的前提下提供高分辨率定位。在协作通信中，网状子网络中的多个无线设备可以发现并连接到相邻设备以卸载网络业务并增强无线电覆盖。此外，在 6G 网络中，大规模分布式多输入多输出（Multi-input Multi-output, MIMO）技术通过可扩展的方法和低成本的致密化，可以支持多个小区或多个传输接收点之间的协调与协作。

然而，针对通感一体化系统的网络协作机制的研究尚在起步阶段，一系列关键问题亟待解决，包括网络干扰管理方法、多节点时钟同步问题、高动态环境感知难题、低复杂度高精度感知估计算法、网络节点间高效协作机制等 [6]。目前，网络协作通感一体化较多局限于架构设计，缺乏关键技术验证和复杂、宏观、全面的性能统计与评估。针对上述挑战，为了深入研究网络协作通感一体化的性能，亟需开发系统级的通感一体化软硬件仿真平台，其中，软件平台需要支持大规模蜂窝感知网络的仿真，提供高效、快速的算法验证，指导实际系统的研发落地，硬件平台则需要验证网络协作通感一体化中的关键技术。

本文首先描述了网络协作通感一体化的应用场景，提

出了基于 5G NR 体制的通感一体化信号帧结构设计与信号处理方法，并采用时频域灵活映射的参考信号实现感知功能。其次，提出了面向网络协作的通感一体化的软件平台的模块设计、仿真流程，评估了基于 3.5 GHz 频点的系统级通感性能权衡；设计并开发了面向网络协作的通感一体化的硬件功能验证平台，提出了基于聚类算法的感知网络协作机制，在毫米波 26~29 GHz 频段下验证了该机制下的协作感知性能增益。通过综合软硬件平台的能力，实现了多频段、多节点的通感一体化性能评估。

2 网络协作通感一体化场景与信号处理流程

本节主要描述网络协作通感一体化的应用场景，并简要阐述通感一体化单站主动感知的信号处理流程。

2.1 面向网络协作的通感一体化场景

未来的 5G-A/6G 移动网络，将在增强现有通信能力的基础上，整合定位、感知、成像等新功能，实现物理世界与数字世界的实时映射。为了服务于网联自动驾驶车辆（Connected Automated Vehicle, CAV）探测、城市低空无人机（Unmanned Aerial Vehicle, UAV）探测、物联网（Internet of Things, IoT）设备监测等多样化的应用场景，需要多站、多频段的协同工作，以实现感知参数的全方位、多维度采集。

网络协作通感一体化场景如图 1 所示，其中，高低频协同探测旨在利用 3.5 GHz 频段宏基站与 26-29 GHz 频段毫米波微基站的相互协作，对探测目标进行持续探测。宏基站将对探测目标进行感知信息预处理，将探测目标的粗定位信息通过网络传递给微基站，微基站进一步完成对探测目标的精定位以及跟踪，进一步扩大了感知范围，提升探测精度。

多基站协同探测在感知盲区、部署成本、干扰协调等



图 1 面向网络协作的通感一体化场景

方面具备优势，多站内生具备网络化协同能力与干扰协调能力。多站探测基于单基感知和双基感知模式，可实现信号级的融合。其中单基感知指基站接收自身下行感知回波，完成对目标的主动探测。双基感知指基站接收邻站下行感知信号回波，完成对目标的被动探测。通过相关算法融合多基站预处理感知信息，将感知数据共享到感知中心，可提高探测精度，缩小感知盲区，实现对目标的连续跟踪，实现小目标、遮挡难发现的探测目标的精准探测。

2.2 通感一体化信号帧结构设计与信号处理

通感一体化信号基于现有 5G NR 正交频分复用 (Cyclic Prefix Orthogonal Frequency Division Multiplexing, CP-OFDM) 波形与信号帧结构。该一体化帧结构通过在通信帧结构中加入感知信号来实现基于时分的通信与感知一体化 [7]。该方案的优势在于可以通过改变帧结构中通信与感知信号的比例，实现通信与感知功能的灵活调控。基站可以根据感知与通信业务需求灵活分配资源，提高频谱利用效率，在不改变现有通信协议框架的基础上实现通信与感知双功能。

图 2 为通感一体化时分帧结构设计示意图，该帧结构基于 5G NR 时分双工 (Time Division Duplex, TDD) 模式中 2.5 ms 双周期的帧格式，有三种时隙 (Slot)：分别为下行 (Downlink, DL) 时隙、灵活 (Flexible) 时隙和上行 (Uplink, UL) 时隙。下行时隙分为符号位置可调的下行感知 (S) 与下行通信 (D) 两部分，上行时隙保留原有的上行通信信号结构，以实现基站与 UE 之间的上下行通信和基站的下行感知功能。

通感一体化单站主动感知的信号处理流程如图 3 所示

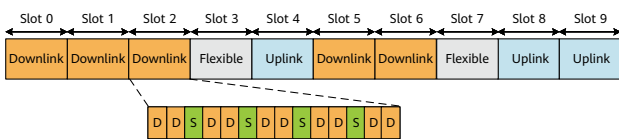


图 2 通感一体化信号帧结构设计

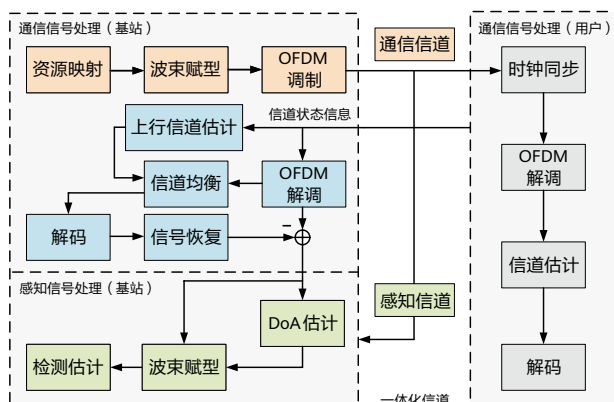


图 3 通感一体化信号处理流程

[8]。通感一体化基站发送下行 OFDM 信号经过通信信道。用户终端接收下行 OFDM 信号，并进行时钟同步、下行信道估计和解调译码，发送上行 OFDM 信号反馈信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 至一体化基站。基站接收上行 OFDM 信号并进行上行信道估计等处理；同时，基站发送的下行 OFDM 信号经过感知信道，产生了 OFDM 回波。一体化基站接收回波后，首先进行针对上行 OFDM 信号的干扰消除处理，随后估计回波信号的波达方向 (Direction of Arrival, DoA)，并进行对应方向的波束赋型，生成时延多普勒谱，最后进行恒虚警 (Constant False Alarm Rate, CFAR) 检测，估计目标的距离、速度等参数，完成目标的定位。

3 软件平台设计与性能评估

本节介绍基于半开源的 MATLAB 仿真平台 [9] 开发的软件平台，其具备通信与感知系统级网络化节点的分析与评估能力，聚焦低频 2.4 GHz、3.5 GHz 与高频 26~29 GHz、60 GHz 等多种典型频段，支持真实城市路网的构建和 UE/目标运动轨迹的模拟。

平台采用蒙特卡洛 (Monte Carlo) 模拟方法，可模拟通信和感知的多个关键性能指标 (Key Performance Indicator, KPI)，通信方面有数据包延迟、吞吐量、误块率 (Block Error Rate, BLER) 等指标，感知方面有检测概率、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 等指标。

3.1 软件平台设计与仿真流程

软件平台设计了包括感知目标建模、感知可视 (Line-of-Sight, LOS) 径信道建模、感知参数估计算法、小区间干扰信号建模等多个功能模块，以支撑感知的模拟。图 4 展示了软件平台的可视化场景生成能力，平台可导入开源的 Open Street Map™ 路网信息，并模拟建筑物遮挡。平台支持多小区并行的网络化仿真，支持基站、UE/目标的自定义轨迹拓扑。其中，可视链路 (LoS Link) 用于判断基站与 UE/目标间是否存在遮挡物。若基站与目标间不存在 LoS Link，则视为该目标在当前状态下无法被有效感知。

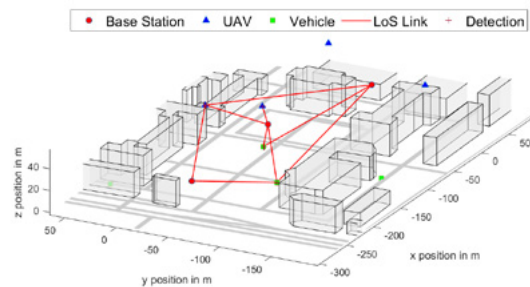
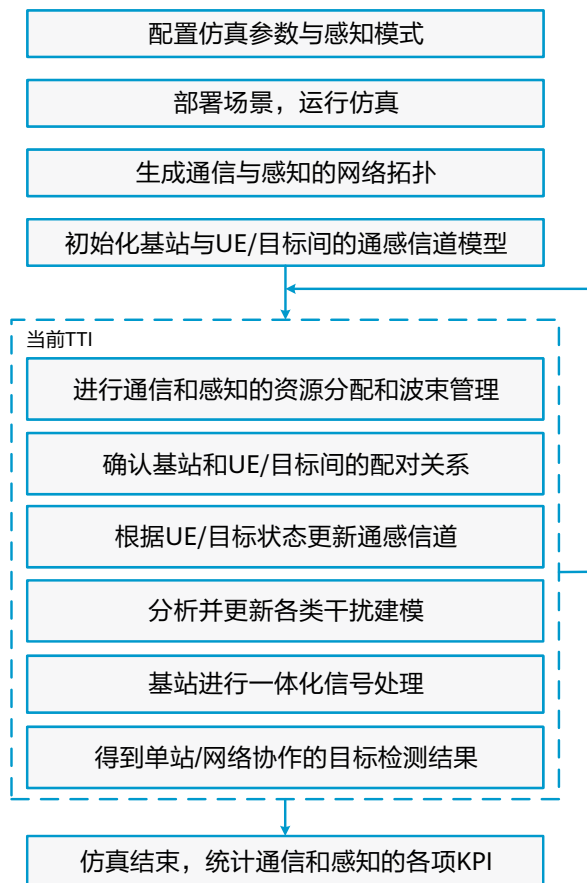


图 4 系统级通感一体化仿真场景

仿真流程如图 5a 所示。首先配置仿真参数与感知模式，部署场景，随后运行仿真。仿真开始后生成通信与感知的网络拓扑，并初始化通信与感知的信道模型。在当前的发送时间间隔 (Transmission Time Interval, TTI) 内，根据通信与感知各自的业务模型，进行资源分配与收发端的波束管理，确定基站与 UE/目标间的配对关系。此后，根据当前 UE/目标的拓扑状态判断基站与目标是否存在 LoS 径信道，如果存在则更新相应的 LoS 径感知信道，添加各类干扰建模。基站接收一体化信号后，进行相应的信号处理，并以单站或网络协作感知的方式，得到目标的检测结果。在所有 TTI 仿真结束后，统计该场景下，通信以及感知的各项性能评估指标。

平台采用两种典型的雷达信号处理算法 [5]，分别为三维快速傅里叶变换 (Three-Dimensional Fast Fourier Transform, 3D-FFT) 算法 [10] 和多重信号分类 (Multiple Signal Classification, MUSIC) 算法 [11]。图 5b 展示了这两种算法的参数估计谱， y 轴峰值点对应的 x 轴上的值即为参数的估计值，其中两个待测目标的方位角分别为 -30° 和 60° 、距离分别为 100 m 和 150 m、径向速度分别为 -10 m/s 和 5 m/s。

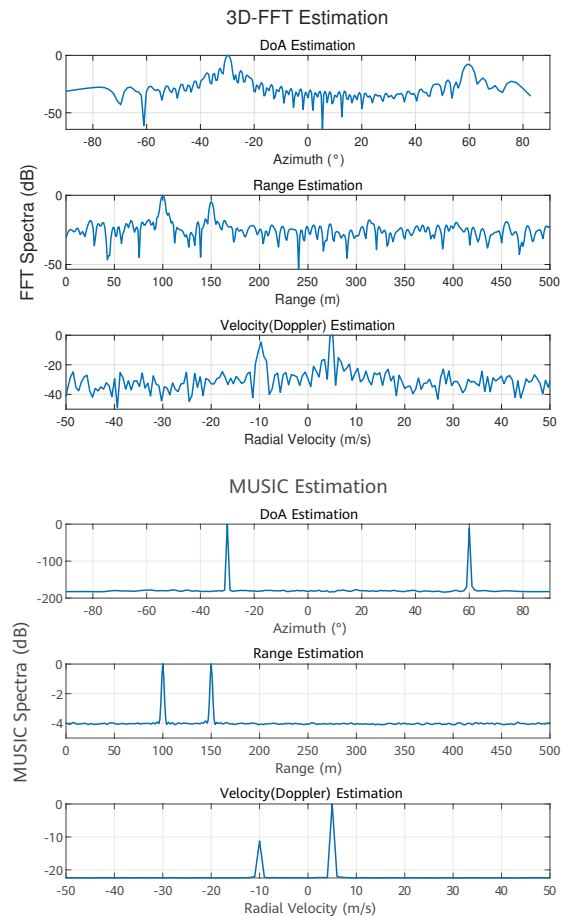


(a) 通感一体化软件仿真流程

3.2 系统级通信与感知的性能评估

本节仿真基于 5G NR 现网 3.5 GHz 频点，采用物理下行共享信道 (Physical Downlink Shared Channel, PDSCH) 的解调参考信号 (Demodulation Reference Signal, DMRS) 作为感知信号。其中，Type A 资源映射模式下的 DMRS 排布方式如图 6 所示。仿真中生成了一个包含 20 个服从泊松分布的 UE 的小区，UE 同时作为待探测目标，其平均雷达截面积 (Radar Cross Section, RCS) 为 1m^2 ，其余仿真参数见表 1。通信和感知性能的度量标准分别为小区吞吐量和测距 RMSE 的经验累积分布函数 (Empirical Cumulative Distribution Function, ECDF)。ECDF 是与样本的经验测量相关的统计分布函数，在 ECDF 图中， y 轴上的值为的吞吐量 /RMSE 小于或等于 x 轴上某个值的对应百分比。

通感系统级性能仿真结果如图 7a 所示。当 PDSCH DMRS 占据的物理资源增加时，小区吞吐量整体呈现下降态势。图 7b 展示了单小区中，不同 DMRS 配置情况下的测距 RMSE 分布情况，排布越密集的 DMRS 方式造成的定位误差整体上越小。原因在于，更多的 PDSCH DMRS 排布挤



(b) 3D-FFT 算法与 MUSIC 算法

图 5 通感一体化软件仿真流程与感知参数估计算法

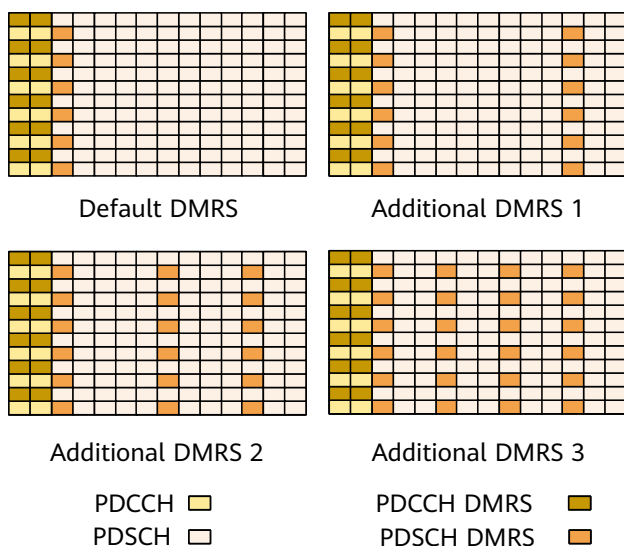
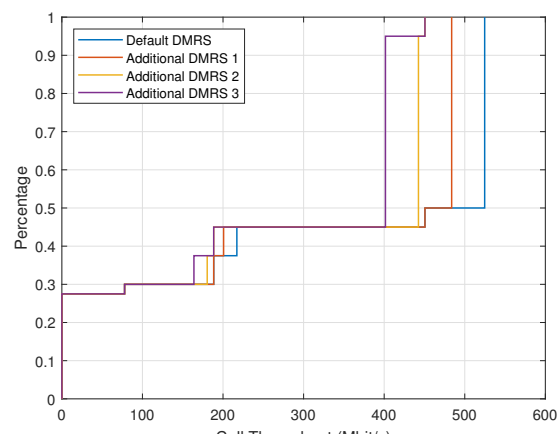


图6 Type A资源映射模式下的DMRS排布方式

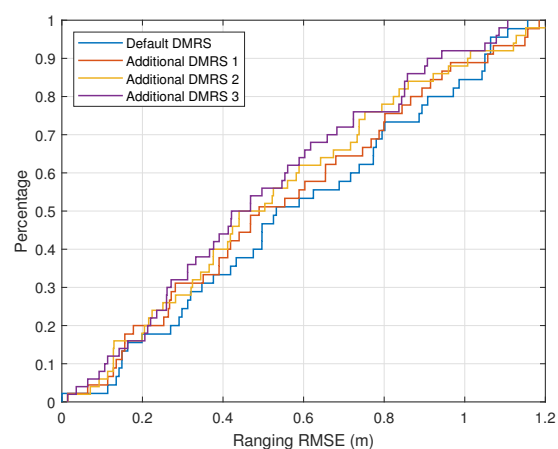
表1 仿真参数 [12-15]

参数	值
载波频率	3.5 GHz
子载波间隔	3 kHz
带宽	100 MHz
帧数	1
传输波形	CP-OFDM
循环前缀长度	Normal
调制方式	QPSK
天线规格	16 T 16 R
发射功率	46 dBm
天线增益	25.5 dBi
通信信道模型	CDL-D
通信路损模型	UMa
CFAR 算法	Cell-averaging
虚警率	1×10^{-9}
参数估计算法	3D-FFT

占了数据位通信资源,从而导致吞吐量下降,然而在感知信号处理中,更多的符号能够带来更多的处理增益,从而提升了测距精度。因此,采用5G NR参考信号实现感知功能,需要考虑通信性能与感知之间的性能权衡。



(a) 小区吞吐 ECDF



(b) 测距均方根误差 ECDF

图7 通信与感知的性能权衡

4 硬件平台设计与性能评估

本节设计并搭建了基于5G通信信号的毫米波频段通感一体化原型硬件系统。通信与感知的基带、射频和天线等硬件资源共享,采用时分方式在5G NR通信帧结构中填充感知信息,实现了通信和感知双功能集成。在26-29 GHz频段,800 MHz带宽下实现了通信速率大于2.8 Gbps,目标测距误差小于0.2 m的通信—感知双功能性能指标。

4.1 硬件平台架构设计

通感一体化驱动的协作感知硬件平台架构如图8所示。该协作感知系统由两个基于5G NR帧结构的ISAC系统、一个喇叭天线、一个角反射器和一自动驾驶车(Automated Driving Vehicle, ADV)组成。每个ISAC系统由两个5G

NR 毫米波通信平台和两个 64 阵元相控阵天线 (Phased Array Antenna, PAA) 组成。其中, PAA 的等效各向同性辐射功率 (Equivalent Isotropically Radiated Power, EIRP) 设置为 51dBm, 水平和垂直维度的阵元数均为 8。内部时钟信号由恒温晶体振荡器产生, 精度为 50ns, 时钟信号被共享以实现两个协作 ISAC 系统之间的时钟同步。在每个 ISAC 系统中, ADV 上的喇叭天线被设置为通信接收端。两个 PAA 被放置在固定的毫米波通信平台中作为发射机和接收机, 分别连接到射频头的 Tx 和 Rx 端。在感知阶段, 以圆形轨迹移动的 ADV 被视为感知目标。两个 ISAC 系统分别测量 PAA 的方位角以获得目标角度, 发送一体化信号、接收和处理回波以获得目标距离, 最后将来自 ISAC 系统 1 的感知数据与 ISAC 系统 2 共享以实现感知数据融合, 提升感知精度。

在以通信为中心的 ISAC 系统设计中, 利用下行信道 PDSCH 符号实现了基于 5G NR 帧结构的时分通感一体化。中心频率为 28 GHz, 聚合带宽 800 MHz 用于通信, 其中 100 MHz 用于感知。一个通信帧包含 50 个子帧, 总持续时间为 10 ms。上位机首先生成一体化波形, 然后将其发送到基带传输和处理模块, 通过信号处理和数模转换, 再将处理后的基带信号通过中频模块和射频头上变频至 28 GHz。最后, 射频信号经由 PAA 发出, 实现通信数据传输, 并进行回波信号接收。

4.2 多站协作感知性能评估

为了保持数据的完整性, 提高数据融合的可靠性, 多节点之间共享感知数据。两个 ISAC 系统之间的距离被设置为 2.7 m, 感知目标 ADV 以 1 m/s 的速度匀速移动。在数据融合阶段, ISAC 系统 2 首先聚合每个 ISAC 系统生成的 50 个观测样本, 然后通过基于快速搜索和发现密度峰值的聚类算法, 从观测数据集中剔除不可靠样本和噪声, 从而实现了更准确的目标定位。具体而言, 首先求取聚合后的任意两个观测样本点之间的距离, 并依据截断距离计算任意样本点的簇

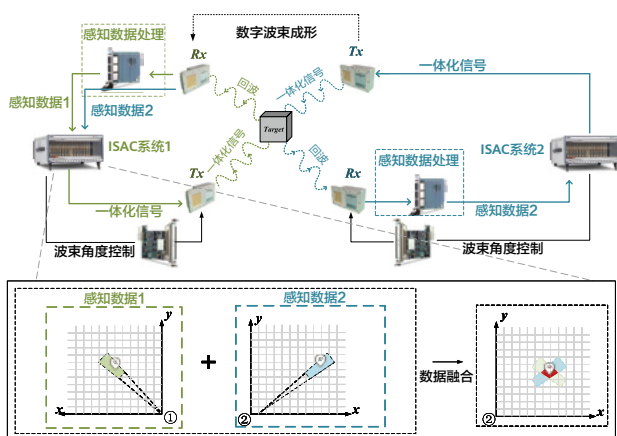


图8 面向网络协作感知的毫米波通感一体化硬件平台

密度和最近异簇距离, 据此得到聚类决策图, 进而将簇密度和最近异簇距离均较大的样本点标记为簇中心, 将簇密度较小而最近异簇距离较小的点标记为噪声点, 将剩余样本点分配给邻近簇, 最终实现数据级融合。硬件测试结果如图9所示, 通过融合两个 ISAC 系统的感知数据, 协作 ISAC 系统的定位根均方差 RMSE 为 0.1319 m, 比单个 ISAC 系统的定位 RMSE 降低 61%。同时, 通信吞吐稳定在 2.8 Gbps。

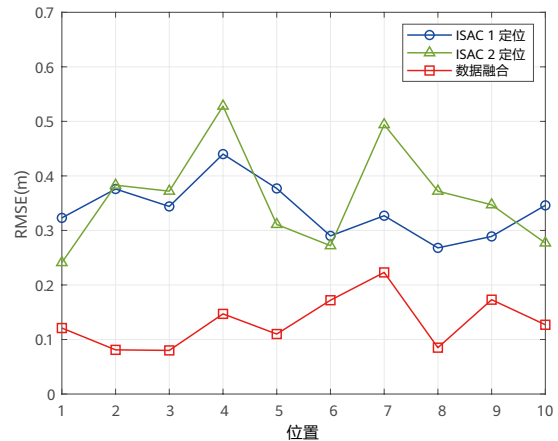


图9 单一 ISAC 系统与协作 ISAC 系统的定位 RMSE 比较

5 总结与展望

本文探讨了面向网络协作通感一体化的应用场景、信号设计与处理。针对网络协作通感一体化中的难题, 本文设计并开发了面向网络协作通感一体化的软硬件验证平台。在软件平台上, 量化了通信和感知功能之间的系统级性能权衡; 在硬件平台上, 通过试验结果, 验证了所提出的协作感知通感一体化系统相比单一的通感一体化系统可以提高 61% 的定位精度。

本文针对通感一体化系统的网络多节点高效协作机制、数据级多站协同感知、信号级感知融合技术的探讨和研究仍然不够充分, 网络协作一体化场景的全面性能评估还需要在后续研究中进一步探索。未来的软件仿真平台有望具备数据级多站协同感知功能, 这将为研究多基站、多频段协同感知方法提供有力的依托; 而未来的硬件平台则需要具备通感一体化时频空多维度性能验证的能力。软硬件平台的功能更新迭代将推动通信感知融合技术标准化, 促进通感一体化技术从点对点链路级向大规模网络级的演进, 进而助力通感产业化应用进程。

致谢

本文工作由国家重点研发计划项目 (2020YFB1807600)、国家自然科学基金优秀项目 (62022020) 等资助。

参考文献

- [1] Z. Feng, Z. Fang, Z. Wei, X. Chen, Z. Quan and D. Ji, "Joint radar and communication: A survey," *China Commun.*, vol. 17, no. 1, pp.1-27, Jan. 2020.
- [2] J. A. Zhang, M. L. Rahman, K. Wu, *et al.*, "Enabling joint communication and radar sensing in mobile networks—A survey," *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, vol. 24, no.1, pp. 306-345, 1st Quart. 2021.
- [3] D. Ma, N. Shlezinger, T. Huang, Y. Liu and Y. C. Eldar, "Joint radarcommunication strategies for autonomous vehicles: Combining two key automotive technologies," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 37, no. 4, pp. 85-97, Jul. 2020.
- [4] F. Liu, Y. Cui, C. Masouros, *et al.*, "Integrated sensing and communications: Towards dual-functional wireless networks for 6G and beyond," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 6, pp. 1728-1767, Jun. 2022.
- [5] Z. Wei, *et al.*, "Integrated sensing and communication signals towards 5G-A and 6G: A survey," *IEEE Internet Things J.*, pp. 1-1, Jan. 2023.
- [6] L. Xie, S. Song, Y. C. Eldar and K. B. Letaief, "Collaborative Sensing in Perceptive Mobile Networks: Opportunities and Challenges," in *IEEE Wirel. Commun.*, vol. 30, no. 1, pp. 16-23, Feb. 2023.
- [7] Q. Zhang, H. Sun, X. Gao, X. Wang and Z. Feng, "Time-division ISAC enabled connected automated vehicles cooperation algorithm design and performance evaluation," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 7, pp. 2206-2218, Jul. 2022.
- [8] X. Chen, Z. Feng, Z. Wei, J. A. Zhang, X. Yuan and P. Zhang, "Concurrent Downlink and Uplink Joint Communication and Sensing for 6G Networks," in *IEEE Trans. Veh. Technol.(Early Access)*, Feb.2023.
- [9] M. K. Muller, F. Ademaj, T. Dittrich, A. Fastenbauer, B. R. Elbal, A. Nabavi, *et al.*, "Flexible multi-node simulation of cellular mobile communications: The Vienna 5G system level simulator," *Eurasip J. Wireless Commun. Networking*, vol. 2018, no. 1, pp. 227, Sep. 2018.
- [10] C. Sturm and W. Wiesbeck, "Waveform design and signal processing aspects for fusion of wireless communications and radar sensing," *Proc. IEEE*, vol. 99, no. 7, pp. 1236-1259, Jul. 2011.
- [11] X. Chen, *et al.*, "Multiple Signal Classification Based Joint Communication and Sensing System," in *IEEE Trans. Wirel. Commun.(Early Access)*, Feb. 2023.
- [12] 3GPP TS 38.211, "Physical channels and modulation," V17.3.0, Sep. 2022.
- [13] 3GPP TS 38.213, "Physical layer procedures for control," V17.5.0, Mar. 2023.
- [14] 3GPP TS 38.214, "Physical layer procedures for data," V17.5.0, Mar. 2023.
- [15] 3GPP TR 38.901, "Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz," V17.0.0, Mar. 2022.



未来智能物联网通信感知一体化探索

常兆心^{1,4}, 张扶桑², 张大庆^{3,4}

¹ 南巴黎电信学院

² 中国科学院软件研究所

³ 北京大学

⁴ 巴黎理工学院

zhaoxin.chang@telecom-sudparis.eu, fusang@iscas.ac.cn, dqzhang@sei.pku.edu.cn

摘要

物联网技术是使能万物互联的基础。目前的物联网终端节点主要采用专门的传感器感知、收集数据，然后利用无线通信信号将数据传输到目标节点或网关，进而完成大规模的感知和数据处理分析功能。近年来，相关研究不仅关注无线信号传输性能的提高，也探索了利用无线通信信号进行感知的可行性，目标是在未来的智能物联网场景实现无线通信和感知一体化。本文基于远距离物联网技术 LoRa，提出了在两种典型场景下支撑未来智能物联网通信感知一体化的设计方案，探索了将 LoRa 信号本身同时用于感知和通信的可能性。我们以土壤湿度监测和人员存在性检测作为应用分别验证了这两种典型场景通感一体化设计的可行性和有效性。

1 引言

随着物联网技术的迅速发展，利用各种感知设备和无线通信技术，实现物与物、人与物之间的信息交互和智能管理的应用场景越来越丰富。然而，在目前的物联网应用中，终端设备主要采用专门的传感器感知、收集数据，然后利用无线通信信号将数据传输到目标节点或网关。近年来的研究表明，物联网无线通信信号本身也具备感知能力，即通过分析无线信号的变化，我们能够感知设备周围人员和环境的状态信息。因此，结合无线信号的通信和感知原理，我们可以探索基于物联网无线信号的通信感知一体化技术，从而使未来的物联网终端设备本身除了具备通信功能外，还能拥有感知能力，进而取代传统的传感器设备。这种通信感知一体化的技术为智能物联网带来了新的可能性和发展方向。通过利用无线信号进行感知，我们不仅减少了对专用传感器的依赖，还简化了设备的部署和维护过程。此外，物联网终端设备本身的通信功能使得感知数据能够实时传输到网关和云端，实现快速响应和实时决策。

在众多物联网技术中，LoRa 由于其低功耗和远距离传输的特性，具有广泛的应用前景。例如在城市环境中，LoRa 设备之间的通信距离可以达到几公里。因此，LoRa 在物联网中的应用主要集中于室外环境。近年来，研究人员在远距离场景中利用 LoRa 信号感知人体生命体征，展示了 LoRa 在远距离感知方面相对于其他无线信号的独特优势 [1-4]。本文旨在研究基于 LoRa 信号的智能物联网通信感知一体化技术可行性。具体而言，我们探索了两种典型场景中对感知和通信的需求，进而提出了两种基于 LoRa 的通信感知一体化设计方案。具体而言，方案一聚焦于室外低功耗需求高、连续感知需求低的场景，方案二则聚焦于室内低功耗需求低、连续感知需求高的场景。我们以室外土壤湿度监测和室内人员存在性检测为例分别验证了两种设计的可行性，为未来智能物联网通信感知一体化提供了初步解决思路 and 方案。

2 背景

2.1 LoRa 通信

LoRa 信号是基于啁啾扩频 (Chirp Spread Spectrum, CSS) 调制技术实现的。基于 CSS 调制技术的信号中包含一系列频率随时间线性增加的 Chirp。Chirp 是 LoRa 信号的基本数据编码单元。在一个 Chirp 内，带宽内的所有频点都被用于编码同一数据。这种调制方式使得 LoRa 信号能够有效利用全部带宽，从而克服传播路径中的衰减和干扰，实现远距离通信。如图 1 所示，LoRa 包由前导码 (Preamble)、起始帧定界符 (SFD) 和数据载荷 (Payload) 组成。前导码包含若干上行 Chirp，用于实现发送端和接收端之间的同

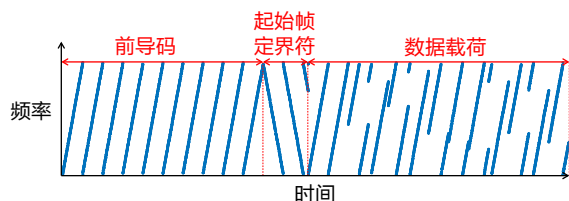


图 1 LoRa 包结构

步。起始帧定界符包含若干下行 Chirp，标识了数据载荷的开始。在数据载荷中，通过改变 Chirp 的起始频率，可以实现数据的编码与传输。

在典型的大规模 LoRa 网络中，往往存在大量的 LoRa 节点和若干 LoRa 网关 [5]。其中，LoRa 节点扮演着数据收集和发送的角色，它们负责收集传感器数据，并将这些数据传输到网关。单个 LoRa 节点发送的数据包往往较小且传输频率较低，因此它们在大部分时间内处于睡眠模式从而降低功耗。LoRa 协议规定，LoRa 节点发送数据的占空比应保持在较低的水平，通常不超过 1% [6]。这样低的占空比有助于减少不同节点的数据包碰撞和冲突，提高数据传输的可靠性和效率。同时，LoRa 节点的电池寿命通常可以持续几个月甚至几年，使其成为远程和长期部署的无线传感器网络的理想选择。

2.2 LoRa 感知

与其他无线感知技术类似，LoRa 感知的基本原理是分析接收信号与目标状态之间的关系。LoRa 信号从 LoRa 节点发出，通过环境中的不同传播路径到达 LoRa 网关。这些传播路径中包括信号直线传播路径、被环境中物体反射的传播路径以及衍射、散射等路径。这些传播路径信号在接收端叠加形成接收信号。因此，通过分析接收信号的振幅和相位信息，可以还原这些路径的信息。例如，通过分析接收信号的振幅和相位随时间的变化可以还原目标人员的运动信息。通过分析信号在直射路径上的传播速度，可以获得信号传播过程中穿过的材料的相关性质。

3 LoRa 通信感知一体化设计

在本节中，我们针对两个典型场景提出两种基于 LoRa 的通信感知一体化设计方案。其中，一种设计方案面向对低功耗要求较高且对连续感知要求较低的室外场景。为此，我们提出复用现有的低速率无线通信数据包进行感知，无需增加额外通信数据传输以达到低功耗的通信感知一体化设计目标。我们以土壤湿度检测为例展示了这种设计方案的可行性。另一种设计方案面向对功耗要求较低但是对连续感知需求较高的室内场景。我们提出增加发送专门用于感知的数据包，

并且在接收端使用多天线相除技术消除感知无关的振幅相位信息，进而用增加功耗的代价实现满足通信要求、连续感知的通感一体化目标。我们以室内人员动静状态判断和存在性检测为例探索了这种设计方案的可行性。

3.1 复用通信数据包的通信感知一体化设计：以土壤湿度监测为例

土壤湿度监测在智慧农业场景中扮演着至关重要的作用。基于无线信号的土壤湿度监测的基本原理是：土壤湿度的变化会引起无线信号在土壤中传播速度的变化。因此，当 LoRa 信号在不同湿度水平的土壤中传播相同距离时，会产生不同的传播时延，从而导致相位发生不同程度的变化。通过测量 LoRa 信号在土壤中传播一段固定距离后的相位改变，可以计算土壤湿度。

智能物联网通信感知一体化设计应同时考虑感知和通信的需求。对于感知部分，我们从接收端（即网关）收集原始信号并提取相位信息。根据土壤湿度监测原理，我们需要确保 LoRa 信号在土壤中的传播距离是固定的，并测量由该距离引起的信号相位变化。传统的 LoRa 发送端往往只配置一根天线。然而，由于天线到土壤表面的距离不确定，因此无法保证信号在土壤中的传播距离是固定的。为此，我

们提出了一种双天线 LoRa 节点硬件设计。具体而言，我们使用射频开关将 LoRa 节点原有的单发送通道扩展为两个，并分别连接一根天线。这两根天线被放置在土壤中，且二者之间的距离是已知的。LoRa 信号可以通过这两根天线发送，并传播到 LoRa 网关。通过在接收端测量两根发送天线分别发送的信号之间的相位差，可以估计信号在土壤中的传播速度，进而计算土壤湿度。

在室外场景设计通信感知一体化方案时，我们需要保证 LoRa 通信对于低功耗的需求。为了降低功耗、延长 LoRa 节点电池使用寿命，LoRa 通信协议中规定单个 LoRa 节点发送信号的占空比通常非常低，即小于 1%。为了实现感知，一个直接的解决方案是额外发送一些数据包专门用于感知。然而，这样会不可避免地提高占空比并增加功耗。我们注意到，由于土壤湿度通常在一段时间内（如一小时内）保持固定，土壤湿度监测对连续感知的要求较低。因此，在对低功耗需求较高且对连续感知需求较低的场景中，我们提出使用通信数据包进行感知，从而避免额外的数据包增加。为此，我们需要确保增加的感知功能不会干扰原数据包的通信功能。根据我们上述的双天线 LoRa 节点设计目标，为了获取不同深度的两根天线之间的相位差异，我们需要让两根天线分时发送信号而非同时发送信号。因此，在一个 LoRa 数据包的发送过程中需要完成发送天线的切换。为此，需要谨慎选择一个数据包内的天线切换时间戳，以最

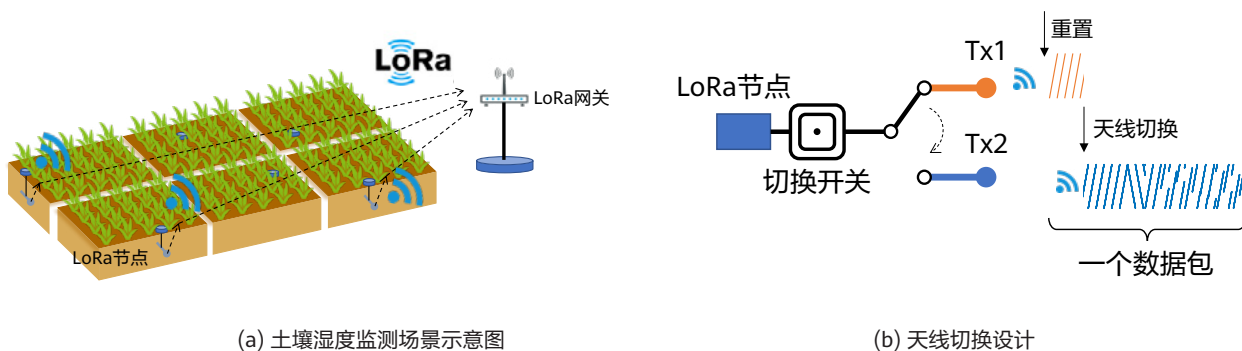


图 2 土壤湿度监测的场景和天线切换



图 3 实验场景和结果

小化感知对通信的影响。如图 1 所示，一个 LoRa 数据包包括前导码和数据载荷。其中，传输的数据被编码在载荷部分。因此，我们选择在前导码部分切换天线，以确保天线切换不会影响数据解码。图 2 展示了土壤湿度监测的场景和天线切换的过程。在发送一个数据包之前，我们将射频开关重置为连接到天线 1，并发送前导码的第一部分。然后，我们控制射频开关完成天线切换，从而使用天线 2 进行传输。剩余的前导码、起始帧定界符和有效载荷随后被传输，更详细的设计参见相关工作 [7]。

我们在实际场景中部署了我们的原型系统。图 3b 展示了 LoRa 节点和天线在土壤中的部署情况。图 3c 显示了在不同的 LoRa 节点 - 网关距离下实现的土壤湿度测量精度。我们发现系统的最大感知范围，即 LoRa 节点与 LoRa 网关之间的最远距离可以达到 100 米。当距离达到 100 米时，土壤湿度计算的误差约为 13%，体现出我们的通信感知一体化系统在实际场景中感知的有效性和准确性。我们还评估了感知过程中系统的通信性能。网关可以实现 100% 的准确率解码数据包。这表明我们的感知设计不会影响原有的数据通信功能。

3.2 连续感知需求驱动下的通信感知一体化设计：以室内人员存在性检测为例

人员存在性检测在真实场景中有广泛应用，可以用于智慧楼宇、安防监控和行为识别等场景。人员存在性检测主要依赖于人体的动静状态判断。基于无线信号的动静状态判断的基本原理是，人体运动会使得经由人体反射的无线信号

传播路径长度发生改变，从而导致接收信号随时间而变化。通过检测信号的振幅和相位是否发生一定程度的改变，可以判断环境中人员的动静状态，进而实现存在性检测。

基于以上原理分析可以看出，准确的人员存在性检测需要持续发送感知信号从而避免漏报。然而，目前 LoRa 通信协议规定的占空比较低（通常小于 1%），无法满足连续感知的需求。根据上一节中的分析，LoRa 通信限制占空比的一个重要目的是，在多数 LoRa 室外应用场景中，以低占空比保证低功耗，从而提高电池寿命、降低系统维护成本。幸运的是，在室内场景中通常可以保证对 LoRa 节点的持续供电，对于低功耗的要求较低。因此，我们提出一种在室内场景中连续感知需求驱动下的通信感知一体化设计方案。具体而言，除原有用于通信的数据包外，我们让 LoRa 节点持续发送用于感知的空数据包。这些用于感知的空数据包中不编码有效数据。在接收端获得接收信号后，我们希望通过检测信号的振幅和相位变化判断人员的存在性。然而，由于 CSS 调制技术的使用，LoRa 信号的频率不断随时间变化，进而导致其振幅和相位也随时间变化。同时，由于 LoRa 节点和网关的时钟不同步，接收信号中也存在载波频率偏移和采样频率偏移等带来的随机相位变化。为此，我们需要在接收信号中消除由信号调制和时钟不同步带来的信号变化，仅保留由反射路径变化带来的振幅和相位变化信息。为解决上述问题，我们提出了在 LoRa 网关配置双天线接收信号。由于 LoRa 网关上的双天线使用相同的时钟源并接收相同的信号，因此具有相同调制信号和相位偏移。与此同时，由于两根天线在空间中的位置有微小差异，其感知信号的振幅和相位略有差异。我们将两根天线的接收信号进行除法操作，可以有效消除感知无关的信息。详细的原理

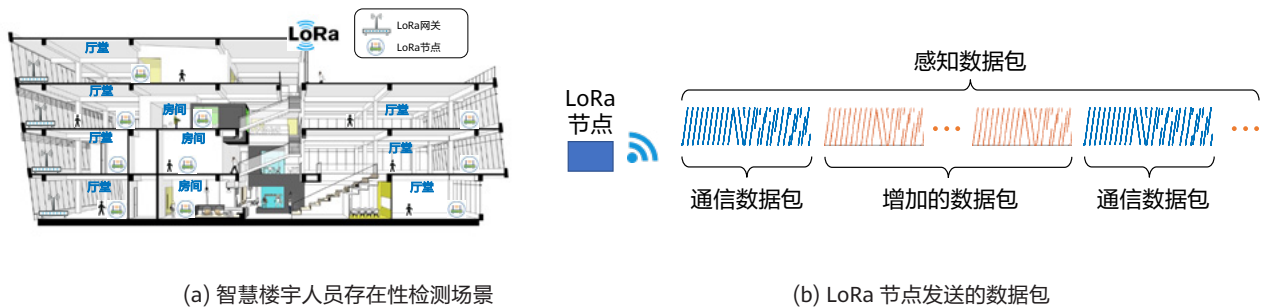


图 4 存在性检测场景和 LoRa 数据包示意图

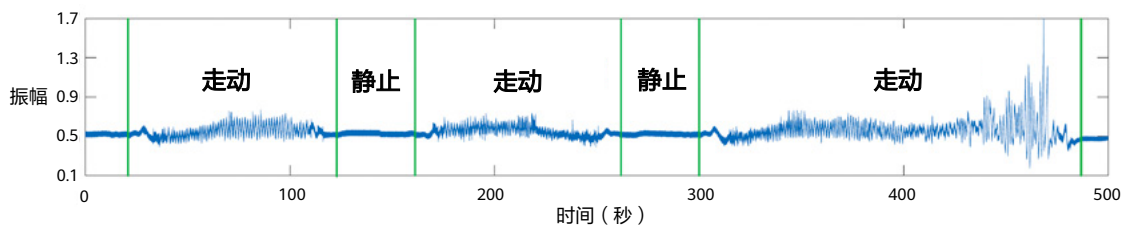


图 5 人体运动和静止时的信号波形

分析和信号处理算法参见相关工作 [1]。图 4a 展示了在一个智慧楼宇中的人员存在性检测场景。在每个楼层中可放置一个 LoRa 网关，在每个房间中放置一个 LoRa 节点。每个 LoRa 节点可以覆盖所在房间，检测该房间内的人员存在性。图 4b 展示了我们为通感一体化设计的 LoRa 数据包发包模式。我们在一个长为 30 米的走廊中放置了一对 LoRa 节点和网关用于试验评估。如图 5 所示，当人在房间中行走时，双天线相除后的信号展现出随时间变化的波动，而当人静止时，信号无明显波动。基于此可以检测人员的动静状态和存在性。

在上述通信感知一体化设计方案中，无论是编码数据的通信数据包还是感知专用的空数据包，都可以被用于感知。值得注意的是，在智慧楼宇场景中存在大量分布式 LoRa 节点，如何避免不同节点发送信号之间的干扰是该场景中的一大挑战。我们观察到，LoRa 节点可以工作在不同的频点上。因此，可以让不同 LoRa 节点发送不同频率的信号，使用 LoRa 网关同时接收这些信号从而避免干扰。同时，也可以设计协议使得工作在同一频点上的 LoRa 节点在不同时间片上发送数据包从而避免冲突。此外，我们也探索了利用网关上的更多天线实现接收信号的波束赋形，区分不同空间方位的到达信号，从而避免不同到达角度信号之间的干扰并实现多目标感知 [2]。

4 总结

在本文中，我们针对两种典型场景和需求提出了两种基于 LoRa 信号的通信感知一体化设计方案作为对未来智能物联网通信感知一体化的探索，并使用土壤湿度监测和人员存在性检测作为应用验证了这两种通感一体化设计方案的有效性。我们展示了目前常见物联网无线信号除了通信功能外，还可以具备丰富的环境和人员感知能力。这种基于物联网无线信号的通信感知一体化设计方案具有诸多优势。首先，该设计方案不需要增加额外的传感器设备，和传统物联网应用相比，减少了系统部署和维护的成本和复杂度。其次，无线信号的传输范围较广，可以覆盖较大的范围，能同时支持远距离、大范围的感知和通信功能。

参考文献

- [1] F. Zhang, Z. Chang, K. Niu, J. Xiong, B. Jin, Q. Lv, and D. Zhang, "Exploring LoRa for long-range through-wall sensing," *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol. 4, no. 2, pp. 1–27, 2020.
- [2] F. Zhang, Z. Chang, J. Xiong, R. Zheng, J. Ma, K. Niu, B. Jin, and D. Zhang, "Unlocking the beamforming potential of LoRa for long-range multi-target respiration sensing," *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol. 5, no. 2, pp. 1–25, 2021.
- [3] B. Xie, Y. Yin, and J. Xiong, "Pushing the limits of long range wireless sensing with LoRa," *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol. 5, no. 3, pp. 1–21, 2021.
- [4] B. Xie, M. Cui, D. Ganesan, X. Chen, and J. Xiong, "Boosting the long range sensing potential of LoRa," in *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Systems, Applications and Services*, 2023, pp. 177–190.
- [5] A. Augustin, J. Yi, T. Clausen, and W. M. Townsley, "A study of LoRa: Long range & low power networks for the internet of things," *Sensors*, vol. 16, no. 9, p. 1466, 2016.
- [6] J. C. Liando, A. Gamage, A. W. Tengourtius, and M. Li, "Known and unknown facts of LoRa: Experiences from a large-scale measurement study," *ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN)*, vol. 15, no. 2, pp. 1–35, 2019.
- [7] Z. Chang, F. Zhang, J. Xiong, J. Ma, B. Jin, and D. Zhang, "Sensor-free soil moisture sensing using LoRa signals," *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol. 6, no. 2, pp. 1–27, 2022.



Balong Modem 演进思考

白欣，张志勇，刘江华
Balong 解决方案部

1 引言

Modem (Modulator-demodulator) 的简单定义是一种将数字信号调制为模拟信号进行发送, 并把接收到的模拟信号解调为数字信号的设备。根据其不同的应用场景, 又可分为 Cable modem, DSL modem, cellular modem (如 2G/3G/4G/5G) 等。本文主要是针对 cellular modem 在技术演进上的思考。

Balong modem 是针对蜂窝移动通信的终端通信芯片, 提供业界领先的通信技术方案, 并把通信体验打造成为华为手机的关键长板之一。经过团队多年的努力, Balong modem 在移动终端产业中发挥着重要作用, 具有领先的通信技术竞争力, 牵引着业界 modem 规格和技术的持续演进。4G 时代, 先后发布了 LTE 不同规格的业界第一颗芯片, LTE Cat.4 (Balong 710)、LTE Cat.6 (Balong 720)、LTE Cat.12/13 (Balong 750)、LTE Cat.19 并集成 LTE-V (Balong 765)。在 5G 商用过程中, 2019 年发布了全球首款 7nm 5G 多模终端芯片 Balong 5000, 是当时业界同时支持 NSA 和 SA 模式的第一颗 5G modem 芯片, 并率先通过 IMT-2020(5G) 推进组所组织的 5G 增强技术研发试验-终端芯片测试的所有内容 [1], 基于 Balong 5000 平台的华为手机在中国移动组织的第一期 5G 手机通信能力测评 (数据、语音和功耗) 中全面领先 [2], 极大地促进了 5G SA 的产业成熟和规模商用。

Balong 5000 之后, Balong modem 的设计随着 5G 标准的演进仍在持续地优化和迭代, 以保持通信竞争力。3GPP 的 5G NR 标准从 Rel-18 开始正式演进到 5G-Advanced 阶段 (即 5G-A), 并至少包括 Rel-19 和 Rel-20。公司对 5G-A 的定义是在 5G eMBB, mMTC 和 URLLC 的基础上, 增加了实时宽带通信 (Real-Time Broadband Communication, RTBC), 上行超宽带通信 (Uplink Centric Broadband Communication, UCBC) 和通信感知融合 (Harmonized Communication and Sensing, HCS) 三个新维度。5G-A 是 5G 的平滑演进, 即在 5G 标准的基础框架上进行演进以支持新特性, 同时 5G-A 也是对未来新业务和新技术进行探索和商用的过程。

目前业界也在同步讨论 6G 的构想 (框架、业务需求、技术能力、候选技术、时间节奏等)。2020 年 2 月, ITU-R WP5D 工作组启动“面向 2030 年及未来的 IMT 技术趋势研究报告”活动, 其得到了业界的广泛关注和积极参与, 并于 2022 年 12 月输出了相应的技术趋势研究报告 [3]。此外, 经过一年左右讨论, ITU-R WP5D#41 会议期间的 workshop 也确定了面向 IMT-2030 的整体时间计划, 其中包括愿景、技术需求和评估方法以及技术规范认证三个阶段 [4]。针对 IMT-2030 或 6G, 业界不少公司, 标准化组织和专家在最近两年先后发布了一系列相关白皮书或技术报告 [5-15], 主要是从 6G 愿景、新业务、技术需求以及候选技

术方向等不同维度来阐述他们对于 6G 的思考和观点。

在典型应用场景和技术能力方面, 达成了初步共识 [16], 即在 IMT-2020 的三大典型场景 eMBB, mMTC 和 URLLC 的基础上进行深耕, 结合将来可出现的新业务而在这三个方面分别进行持续演进和拓展。除此之外, 还将拓展另外三个新场景, 分别是人工智能和通信融合、感知和通信融合以及无处不在的覆盖。

在新业务方面, 普遍认为同时具备大带宽和低时延特点的实时宽带类业务, 如沉浸式云 XR、全息通信、数字孪生等将是 6G 需重点考虑和支持的业务 [3, 6, 9, 11, 15]。此类业务对终端的处理能力以及端到端超低时延的要求, 将对网络和终端产生较大的影响和变化。一个趋势就是把终端的部分计算能力 (如渲染) 转移到云端的处理器上, 从而降低端侧的计算负载和能耗 [3, 6, 9, 14]。

在移动蜂窝通信系统演进过程中, 每一代通信系统的关键能力都通常设定为上一代系统的数倍或数十倍提升作为牵引 (如 IMT-Advanced 和 IMT-2020), 并已成为演进惯性思维。对于 IMT-2030 技术关键性能指标, 类似地, 很多性能指标提出了相对 IMT-2020 提升 10-100X 的目标 [6, 11, 12, 14, 16]。需要指出的是随着无线移动通信的不断发展, 基线性能已经非常高, 另外半导体工艺演进所带来的红利空间在大幅放缓 [17]。因此, 对于 modem 而言, 是否要继续追求峰值速率, 并与网络的峰值速率能力对等是值得思考的。另外, 考虑到将来一段时间终端芯片在先进工艺上的差距, 简化终端是 6G 要重点考虑的方向, 不然对中国来说终端芯片的短板会更突出 [8]。

在上述六个典型场景的基础上, 还有一个共识就是绿色低碳通信和可信需要作为 6G 网络的基本要求 [6, 7, 9, 10, 12, 15]。在节能方面, 关注比较多的仍是网络节能, 其实终端侧节能也同等重要, 需要重视。随着 6G 新业务速率提升和对终端处理能力的高要求, 半导体工艺演进所带来的节能红利将逐步无法满足新业务所需求的功率增加 [17]。

根据公司 5G-A 的愿景, 以及业界目前关于 6G 的初步观点, 可以观察到, 在新业务和新技术探索方面, 5G-A 和 6G 有类似的一些思考但彼此具有一定的衔接性, 此外, 6G 在技术能力方面提出了更高的目标, 因此 5G-A 是 5G 通向 6G 之间的桥梁。基于二者的衔接关系, 对于正在开展的 5G-A 和将来的 6G, 现在也是思考 Balong modem 如何演进的合适时机。

无论是 5G-A 还是将来的 6G, modem 作为实现终端用户通信体验最直接的载体, 目标应是对不同的新业务, 都能为用户提供无感知的极致通信体验。在实现此目标的同时, 也应重点考虑 modem 在实现方面的约束如功耗、成本、兼容性等, 实现 modem 的简化设计。结合 5G-A 的新业务和未来主要的潜在应用与技术需求, 以及 Balong modem 在过去实现和商用过程中的一些启示, 本文将主要

从以下几个维度思考 Balong modem 的演进：

- 用户的通信体验将从过去相对体验的领先和高价值场景的绝对体验走向确定性体验，使用户的通信体验能够得到足够的保障。确定性网络是确定性体验的前提，不仅能给用户带来体验价值提升，也会对牵引建网带来新的价值点。
- 绿色低碳通信是蜂窝移动通信演进的基本要求，除了网络节能外，modem 节能也同等重要，需要重视，避免重复 5G 终端在开始阶段功耗上所面临的挑战和影响。新系统设计的标准在初始阶段就应考虑并能够原生地支撑 modem 低功耗。
- 在通信系统演进过程中，各项通信 KPI 指标通常要成几倍或几十倍地提升，特别是峰值速率，带来的是 modem 成本的大幅增加，但是用户又无法真正感受到这种成本增加而带来的极致体验，因此 modem 的峰值速率不应与网络的峰值速率能力对等，而应该在复杂度和用户体验之间取得平衡。
- 在标准演进过程中，随着特性不断增加，导致 modem 要支持各种特性组合以及参数的灵活配置，这样会产生很多无用或完全不会商用的组合，使 modem 的兼容性变得越来越挑战。因此，标准演进要从传统的以网络为中心转向均衡网络与终端，保证 modem 的灵活性和鲁棒的兼容性。
- 可信是未来信息社会的安全基石，需要构建端到端的可信，除了核心网和基站的可信外，modem 的可信也应重点考虑。

2 确定性网络和确定性体验

2.1 确定性网络和确定性体验提出背景

Balong modem 将通信体验划分为如图 1 所示的三个阶段。其中，通信体验 1.0 是相对体验阶段，重点确保通信体验优于竞品，最终体现在现场失效率 (Field Failure Rate, FFR)、三方 KPI 评测等结果上的领先。通信体验 2.0 是绝对体验阶段，不仅要比竞品通信体验好，还需在用户体验过程中针对高价值用户场景，做到零问题。

在通信体验 2.0 阶段工作过程中，存在一些断点，这些断点是由于网络（如地铁、高铁等场景中）导致的，UE 无论如何优化，也无法彻底解决或者规避问题。这些问题的最终解决，需要从包括 UE 在内的整个网络架构的维度去思考，所以 Balong modem 的下个阶段目标便是确定性体验，使用户的体验得到保障。确定性网络是确定性体验的前提，不仅能给用户带来体验价值提升，也会对牵引建网带来新的价值点。传统的建网是以覆盖作为牵引，在当前 5G 网络平均资源利用率不高的情况下，运营商继续增加建网投入的意

愿和驱动力不强，若考虑以体验作为牵引，以用户体验为中心，用户愿意为体验买单，同时也可使网络价值最大化，实现设备商和运营商双赢。



图 1 Balong 通信体验工作演进的整体路标

2.2 典型场景的确定性达成分析

2.2.1 语音的确定性

首先，语音业务有理论模型的支撑。在随机呼叫满足泊松分布的假设下，丹麦数学家爱尔兰给出了 B 公式和 C 公式 [20]。B 公式是呼损制网络的服务保障基础，C 公式适用于等待制网络。根据爱尔兰模型和公式，为了便于快速计算，制定了爱尔兰 B 表（表 1），表中体现的是信道数、用户话务量和呼损率三者的关系。

其次，语音的资源是有保障的。2G/3G 系统使用电路交换 (Circuit Switched, CS) 域语音方式，用户独占话务资源，服务质量是可以保障的。4G/5G 系统使用分组交换域 (Packet Switched, PS) 语音方式，使用专用的最高优先级传输通道，在网络调度中做最高优先级保障。同时语音的速率不高，较容易做到资源保证。

最后，建网的标准和度量体系上，语音体验 KQI 和网络 KPI 之间映射关系直接，网络在保障通信 KPI 的同时，语音体验的 KQI 也得到了保障。

2.2.2 电力专网的确定性

首先，电力场景包括生产面和管理面。生产面的确定性和安全要求高，因此采用了 RB 资源保留、切片、UPF 独享等方式，在公网上隔离出一个专网。管理面要求虽没有那么高，许多资源不需要独享，但依然处于虚拟专网中，资源依然是有保证的。

再者，电力系统分成配电、输电、变电和用电 4 个环节，每个环节对带宽、时延的 QoS 要求有明确的定义（表 2）。基于 QoS 要求、设备数、资源预留数和链路预算，能够准确计算出带宽和覆盖的要求。因此，电力场景的确定性可以得到保证。

2.2.3 柔性工厂制造的确定性

在柔性制造场景，标准协议为其定义了分层架构与模型，越底层对时延与可靠性的要求越高。在华为长城精工项

表 1 爱尔兰 B 表

信道数	呼损率				信道数	呼损率			
	1%	2%	3%	5%		1%	2%	3%	5%
1	0.01	0.02	0.03	0.05	11	5.16	5.84	6.33	7.08
2	0.15	0.22	0.28	0.38	12	5.88	6.61	7.14	7.95
3	0.46	0.60	0.71	0.90	13	6.61	7.40	7.97	8.83
4	0.87	1.09	1.26	1.52	14	7.35	8.20	8.80	9.73
5	1.36	1.66	1.88	2.22	15	8.11	9.01	9.65	10.6
6	1.91	2.28	2.54	2.96	16	8.88	9.83	10.5	11.5
7	2.50	2.94	3.25	3.74	17	9.65	10.7	11.4	12.5
8	3.13	3.63	3.99	4.54	18	10.4	11.5	12.2	13.4
9	3.78	4.34	4.75	5.37	19	11.2	12.3	13.1	14.3
10	4.46	5.08	5.53	6.22	20	12.0	13.2	14.0	15.2

表 2 电力专网不同环节的 QoS 要求

场景	业务	带宽	时延
配电	精准负荷控制	48.1 kbps~1.13 Mbps	20 ms~50 ms
	配网差动保护与控制	2 Mbps	<10 ms
	PMU 相量测量装置	4 kbps	<10 ms
	基于用户响应的负荷控制	1.12 Mbps	20 ms
	配电自动化（三遥）	19.2 kbps	50 ms
	配电自动化（二遥）	19.2 kbps	2 s
输变电	变电站状态监测	≥ 2 Mbps	<300 ms
	机器人/无人机巡检	≥ 2 Mbps	120 ms
用电	用电信息采集	10 kbps	15 min

目中，华为网络与基于 Balong modem 的芯片模组，共同实现了 PLC 到被控设备间双端 4ms 时延，5 个 9 可靠性的 URLLC 场景。此服务等级协议（Service Level Agreement, SLA）目标的达成，主要做了两个方面的工作：第一是支持了标准 URLLC 特性和端管 URLLC 特性，如 Grant Free、Mini Slot、互补 TDD、XSO 等，第二是在模组内部 OS 调度、硬件加速器等环节，做了大量的针对特定数据包转发缩短时延和抗抖动的极致优化。在工厂柔性制造环境中，场景是特定的，通过对特定场景的极致优化，满足 SLA 确定性的要求。

2.3 2C 网络数据业务的确定性要求

2.3.1 传统数据业务确定性要求

表 3 给出了移动用户的典型 APP 类型和业务子类，其中每个业务所需的时延和带宽在一个较宽的范围内，具有一定的弹性，并不像语音或者 2B 业务要求严格的 SLA 保证。因为这些业务的最终用户是消费者，不是所有的因素对用户体验都具有相同的影响，所以用户体验评价的方式，采用了 QoE 的方式。

表 3 典型 APP 类型和业务要求

APP 类型	业务类型	传输协议	关键指标	时延 (ms)	吞吐量 (Mbps)
短视频	小视频播放	TCP	首屏时延 / 卡顿率	300~500	10
	直播_主播	TCP/UDP	卡顿率 / 帧率 / 码率	200~500	5~20
	直播_观众	TCP/UDP	首屏时延 / 卡顿率 / 码率	200~500	5~20
即时通信	视频通话	UDP	卡顿率 / 帧率 / 码率	100~300	2~5
	语音通话	UDP	卡顿率	100~300	0.2
	图文对话	HTTP	环回时延	500+	1
	语音对话	HTTP	环回时延	500+	0.2
	大文件收发	HTTP		500+	60
	手机支付	HTTP	环回时延	200~500	1
在线视频	视频分片播放	HLS/DASH	首屏时延 / 卡顿率 / 码率	300~500	50
手机游戏	实时对战类	UDP	卡顿率 / 时延	100~300	0.2
	非即时类	HTTP	环回时延	500+	0.2
综合新闻	图文下载	HTTP	环回时延	500+	1
	视频分片播放	HLS/DASH	首屏时延 / 卡顿率 / 码率	300~500	30
综合商城	图文下载	HTTP	环回时延	500+	1
	小视频播放	TCP	首屏时延 / 卡顿率	300~500	30
	直播_主播	UDP	卡顿率 / 帧率 / 码率	200~500	5~20
	直播_观众	UDP	首屏时延 / 卡顿率 / 码率	200~500	5~20
在线阅读	图文下载	HTTP	环回时延	500+	1
	语音分片播放	UDP	环回时延	500+	0.2
搜索下载	图文下载	HTTP	环回时延	500+	1
	大文件下载	HTTP	环回时延	500+	60

$$QoE = \sum_{i=1}^N (Mapping\ Score\ of\ KQI_i * weight_i\%)$$

$$KQI = Formula(KPI_1, KPI_2, \dots, KPI_n)$$

QoE 是不同权重 KQI 的统计值，而 KQI 又是由一系列 KPI 计算得到。每个通信 KPI 的变化，最终对 QoE 的影响程度，要看其映射关系和权重。这就是 2C 传统业务对网络的确定性要求具有一定弹性的原因。

2.3.2 新业务对确定性的更高要求

新业务是技术演进的主要驱动力，5G-A 所推动的 RTBC 类业务，其对通信带宽和端到端时延同时提出了很高的要求。由于 5G-A 是 5G 的连续性演进，所以需要在现有网络架构、传输协议和 RAN 架构等不变的前提下进行技术增强，通过如分层 QoS、帧完整性等技术，以满足 RTBC 业务的需求。另外，目前业界对于 6G 将来的典型新业务也有一个初步共识，即 6G 应具备支持实时沉浸式业务的能力，如沉浸式 XR、全息通信、数字孪生等，给用户提供沉

浸式的极致体验 [3, 6, 9, 14, 15]。这类业务相对于 5G-A 的 RTBC 业务在通信速率、可靠性和端到端时延方面有了更高的要求。本文对新业务本身不做过多讨论，具体细节可参考相应的白皮书 [6, 14]。

对于此类新业务，首先需要提升 modem 的处理能力，其次，应用处理（AP）模块还需要对于接收的图像信息进行处理，渲染和显示。这类业务存在大量的实时计算处理需求，对终端的处理能力包括 CPU/GPU 带来了很大的挑战。同时，终端侧的高速率通信信号处理，图像处理和显示对功耗的需求也更高。终端由于体积、功耗和成本方面的限制，将来处理能力的提升空间与新业务的需求之间将有较大的差距，如下图 2 所示，按照近 10 年内年均 30% 的算力增长水平，到 2028 年移动终端设备的峰值算力可达 24.7TFLOPS，但是该算力水平距离部分沉浸式 XR 和完全沉浸式 XR 的需求还存在巨大差距。

为了更好地支持未来的各种新业务，一个趋势是把终端的部分计算任务（如渲染）转移到云端或边缘，部分计算任务（如时延敏感类任务）留在端侧 AP 执行，modem 负责终端 AP 和云之间的信息传送，实现通信与计算的融合，

端与云的协同。

基于端云协同的新业务对确定性体验提出了更高的要求，如云拍照对传输时长和可靠性的要求、分布式云游戏对时延和可靠性的要求、沉浸式 XR 对时延和带宽的更高要求。针对此类新业务，通信管道的能力也应进行大幅改进和提升，以便在端到端时延预算的范围之内，有效地进行下行和上行传输。如何合理地分配终端和云之间的计算能力，设定终端和网络之间的通信能力，同时考虑终端为此所需的功率，实现综合的平衡，这仍需要很多分析和研究工作。

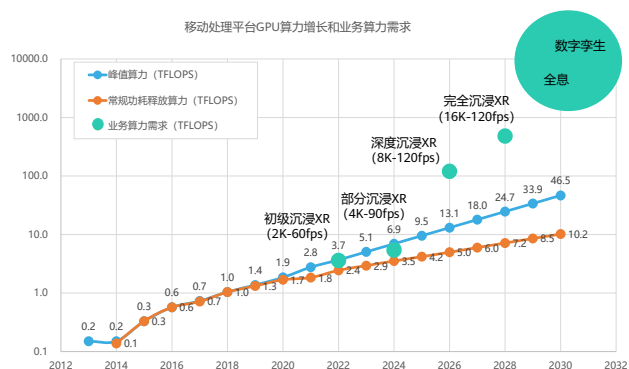


图2 移动处理平台算力增长预测和业务算力需求

2.4 2C 网络数据业务现状和确定性体验的挑战

2.4.1 2C 网络的数据业务现状

对于 2C 数据业务，也正从之前的覆盖建网到体验建网进行转变，体验建网就是针对每一类业务的体验要求和标准进行建网和验收。由于 2C 数据业务类型具有多样性的特点，业务多且 QoS 要求千差万别，所以最后真正实施建网时，只能进行简化，又回归到覆盖建网的方向上。另外，由于缺少模型的支撑、网络作为管道无法感知具体业务、网络 KPI 指标与体验 KQI 指标之间差距过大，导致在 2C 网络中，数据业务的服务是尽力而为的状态。

2.4.2 2C 网络达到确定性体验的挑战

覆盖问题

覆盖是通信体验的基础，若覆盖不好，确定性体验是无法保证的。无论按照建网标准，还是工程实现代价，其实都很难做到任何地点都是优质覆盖。

容量问题

在高铁和地铁等典型场景下，其实覆盖不是主要问题，主要问题是容量受限。地铁和高铁属于典型的业务高度密集场景，大量业务会同时达到，但是在每个小区停留时间不长。对于高铁 4G 专网，火车车厢经过时，小区的 PRB 瞬时占

比都接近 100%。5G 专网带宽相对 4G 要大，尽管带宽有改善，但是也很容易导致资源拥塞，只是拥塞程度上比 4G 要好一些。在地铁高峰时段，实测结果显示短视频的卡顿次数相当高，用户体验不好。对于实时要求更高的业务，如微信语音、直播业务等，用户体验会更差。理论上可以通过增加基站或扩展频谱解决问题，但是代价会很高。

功耗问题

功耗也是确定性体验中一个很关键的问题。例如云拍照，终端用于上行数据传输的功耗在所有功耗中占比最高，且传输时间越长，功耗越大。影响上行传输时长的因素，除了 UE 所在位置的基站信号强度外，还包括信号质量、小区用户多少、甚至终端的姿态等。因为上行链路质量的不确定性，带来上行传输时长的不确定性，进而带来功耗的不确定性。

抖动问题

在 5G 网络架构中，基站、核心网、以及二者之间的传输网、核心网与公网 internet 的连接全部是有线连接，带宽足够大，因此传输的确定性是可以满足的。唯有 UE 和基站之间的空口由于是开放的接口，受影响的因素很多，因此不可避免存在较大范围的 QoS 抖动现象。如图 3 所示的 5G 实测的上行数据发送速率，可以看到即使在同一地点和同一时段，上行的实际速率每次测试结果也是不一样的，在一个较大范围内抖动。影响空口抖动的变量很多，有些是无线信号传输的特点来决定，有些是产品本身的设计限制所导致。要完全消除这些抖动，还存在很大的挑战，但在确定性网络中，需要将抖动压缩到一个较小的范围内。

现网基站下多次实测的上行速率

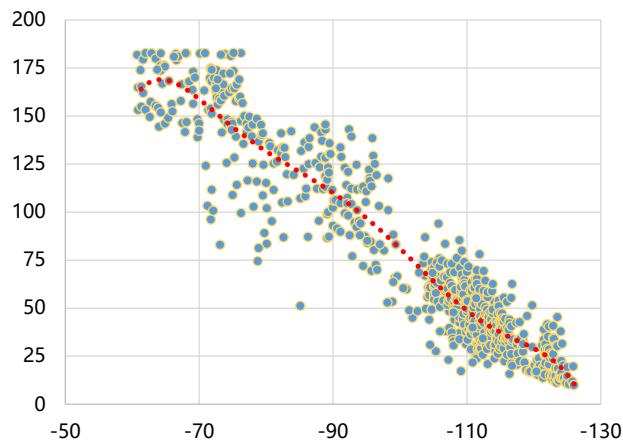


图3 5G 站点实测上行速率

2.5 确定性网络和体验的主要技术方向

2.5.1 业务感知

业务感知是确定性的基础与前提，确定性必须针对具

体业务和业务的 QoS 要求来做。在畅连业务、端云业务，我们做了 AP 与 CP（通信处理）协同，通过相互感知提升了体验质量。在 5G-A Rel-18 XR 业务中，做了 E2E 的业务感知，例如各个网元感知 I 帧、P 帧，根据帧类型进行调度策略的实施。业务感知并根据业务做 QoS 保证，是个重要方向。

实际网络中不同类型的数据业务有各自的数据特征，而且各不相同，具有多样性，如图 4。APP 对通信管道的使用，因为相互不感知，所以使用时较为粗放，QoS 保证极其困难。因此，需要约束业务对管道的使用，根据业务类型，业务和网络定义几种数据特征，APP 按照这些业务特征传输数据，网络按照这些特征进行调度以确保 QoS，同时也可给网络和终端都能带来通信功耗的收益。

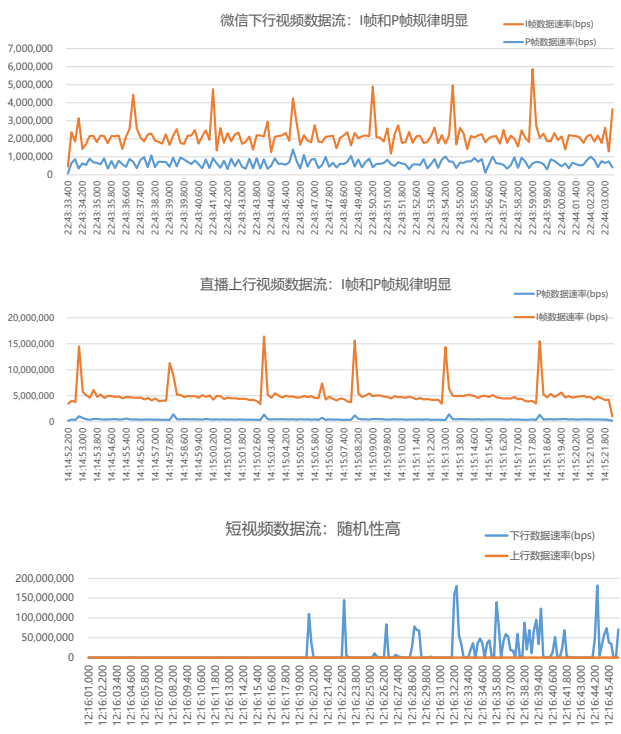


图 4 不同数据业务的数据特征示例

在如图 5 所示的通信和计算融合的端云协同系统中，应用 APP 和服务需要实时处理用户的输入，图像的渲染和编码，在某些场景下其处理时间可能比端到端传输时间还长。用户最终感知的时延不仅包括通信时延，也包括应用 APP 和服务器的处理时延。传统实现中，通信网络传输和应用处理串行执行，因此仅在通信系统内优化时延，难以有效缩减用户最终感知的时延。

在用户侧，APP 处理用户的输入需要一定时延，信息处理后发送给 modem，再由 modem 向网络申请空口传输资源。在云侧，服务器需要将图像进行渲染处理后再发往核心网进而到基站。基站对于到达的待传输数据进行空口资源分配和发送，考虑到可用时隙资源（如 TDD）和基站的资源总体调度情况，就会引入额外等待时延。因此，如果应用

处理和网络的资源分配能够并行执行，则端到端的用户感知时延就可以有效缩减。

若终端接收用户输入后，根据业务的特征，及时通知 modem 触发资源申请流程并获取无线带宽的能力，当数据包在终端 APP 处理完成时可以设置合理的启动窗口，当传给 modem 时，上行资源已经准备完毕可以直接发送，从而减少资源等待时间。终端侧的 APP 和 modem 是一体时，二者之间可进行更多的深度交互。对于下行，如果基站能提前感知数据到达的信息，也可以减少传输等待时间。因此，APP/服务器与通信网络之间的深度交互和感知才可以有效地降低端到端的传输时延，从而为用户提供更好的体验。

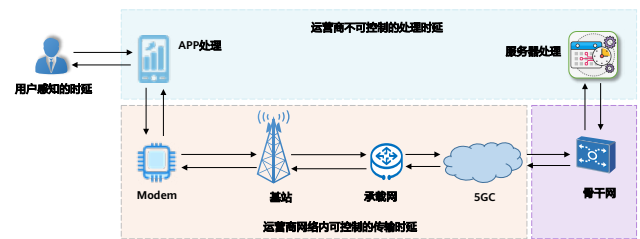


图 5 用户感知时延和网络传输时延示意图

2.5.2 QoS 调度

切片是实现体验确定性的手段之一，并且现网中也已经有一些业务进行尝试。切片的问题是成本比较高，可考虑使用 5G 网络的已有 QoS 调度机制来保证。QoS 管理和调度是通信网络的核心功能，5G 网络也是如此。5G 网络中已经有成熟完善的 QoS 机制，有大量的 QoS 参数，可以对资源进行精细化的管理。

5G 的 QoS 管理是在 QoS flow 级别上实施（如图 6 所示），是 QoS 管理的最小粒度，较 4G 的 EPS Bearer 承载，精细化程度更高效果也更好。5G QoS 增强的主要方向：两级管理调度模式，第一级是 IP Flow→QoS Flow 的映射与管理，第二级是 QoS Flow→空口 DRB 的映射与管理。在当前的 5G 网络中，只有电信级的 VoNR 和 ViNR 使用了高优先级的 QoS，这两个业务的质量相当高；其他的数据业务都使用默认承载，而且所有的业务都在里面。OTT 的数据业务，将网络当做纯管道使用，是无法把 5G 网络 QoS 能力充分发挥出来。

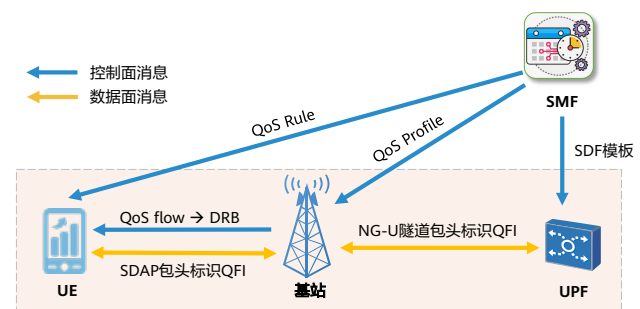


图 6 5G QoS 管理机制

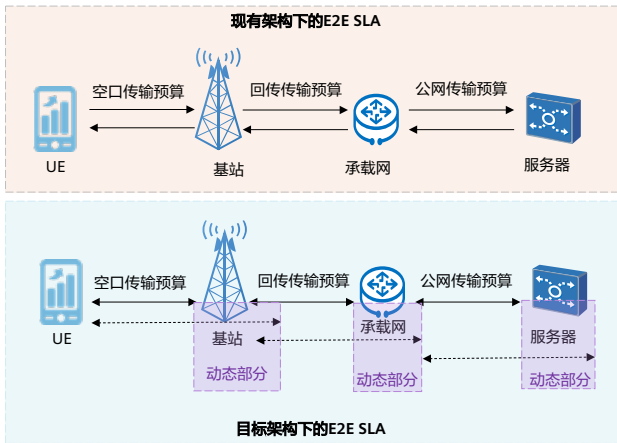


图 7 端到端 SLA 的动态 QoS 分解

另外，在目前网络实践中，通常采用静态拆分 QoS 的方式进行分段 QoS 保障。这种方式可以较好地实现系统分解设计，解耦子系统之间的关联性。但是，为保障体验的确定性，通常会使各子系统的要求被抬高，进而导致效率下降。这种方式在某一子系统保障失败时，会导致端到端的失败。

为了提高 SLA 保障能力，端到端 SLA 在向子系统分解时可以采用动态 QoS 分解方式，每个子系统的预算可以在一定范围内浮动。不同子系统可以相互配合实现端到端的 SLA 保障。部分子系统的传输延迟可以通过其他子系统加速递进来弥补系统级 SLA 的风险。这对目前 QoS 框架提出了更高要求，数据包的 QoS 会根据各子系统的传输状态进行调整，因此需要重新考虑动态 QoS 的支持框架，如图 7。

2.5.3 网络开放接口

如果要把网络的 QoS 能力充分发挥出来，就必须将网

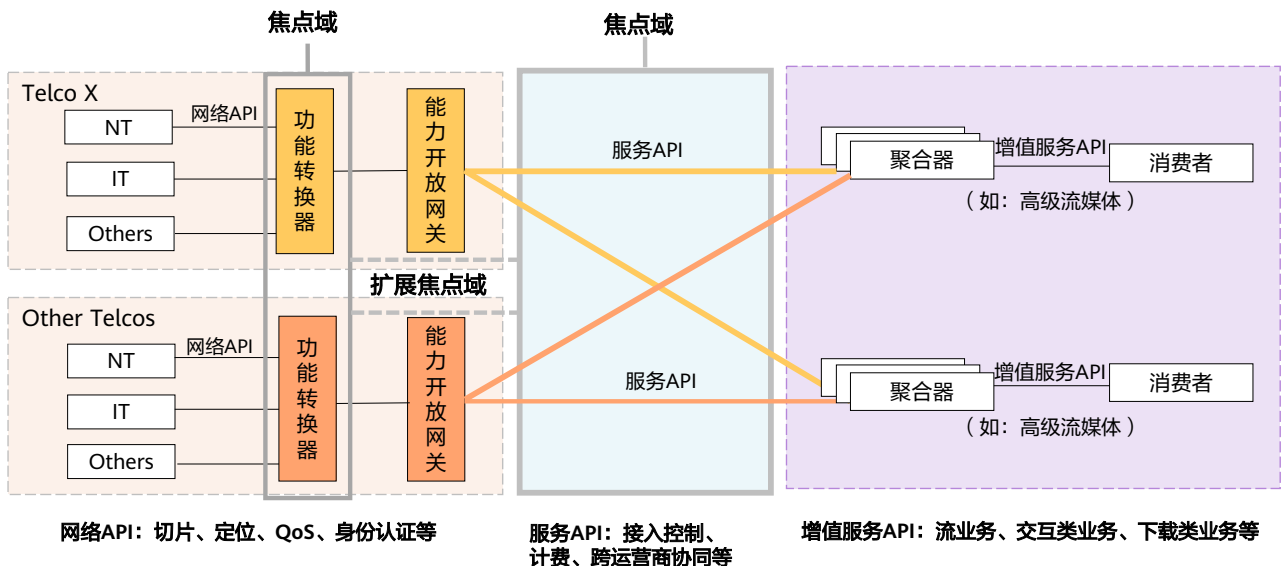


图 8 OPEN Gateway 网络架构

络的接口开放。之前有过一些网络接口开放的实践，无论云商还是运营商自营模式，从实际结果来看，只有语音和短信业务的接口调用是最多的。因为语音和短信业务单纯，封装调用简单，业务质量在运营商网络中已经是保证的；数据业务需要将 OTT 业务嫁接在 CT 网络中，复杂度高。若要解决使用复杂度的问题，就必须解决接口的标准化和差异化的问题，同时保证接口的多样性。

在 2023 世界移动通信大会（MWC 2023）上，网络开放接口的 OPEN GateWay 成为热门话题，欧洲主要的运营商和设备商纷纷发声，希望更多网络能力的开放，更多的能力释放，以及更多的价值变现。所以开放网络能力是未来的一个重要的方向。

如图 8 所示，OPEN GateWay 网络架构有多个层次的接口开放，目前 GSMA 已经开放出 8 个接口，2023 年会有更多接口开放。为了推进整个项目，行业成立了 CAMARA 联盟，华为也参与了这个项目，已经有 63 家公司加入。GSMA 与 Linux 基金会联合发起了开源项目，负责接口的定义、研发和发布。

2.5.4 以 UE 为中心的体验度量体系

确定性体验必须要有相应的度量体系，有度量才能形成建网标准、验收标准和评估体系，才能驱动网络朝确定性演进。以 UE 为中心的体验度量体系，分成 3 个层次，需要按节奏分阶段实施：

1. 基于 CHR/众包/众测数据，生成覆盖级栅格地图，也就是 KPI 级的度量
2. 基于业务体验所依赖的 KQI 生成栅格地图
3. 基于业务真实体验 QoE 生成栅格地图

2.5.5 确定性网络架构

如图 9 所示，这是以 UE 体验为中心的确定性网络架构设想。APP 启动业务时，向网络资源调度器 (Scheduler) 请求 QoS 要求，同时根据 SLA 体验地图，获取所在时空的历史 SLA 先验数据。两者做综合，决定 QoS 是否能得到保证，如果不能得到保证，确认是否接受低级别的 QoS。具体的流程如下：

Scheduler 程序调用 API 将 QoS 请求发给运营商的 OP Domain。

- OP Domain 将请求拆解转换为 3GPP 参数，并转发给核心网 NEF、CHF、MEC 等。
- 通过 UNI 接口将相关参数配置给 UE，并根据需求建立 5QI QoS Flow。
- OTT vendor 将业务数据推送给运营商的 MEC 云资源 (可选)，APP 启动数据业务。
- UE Modem 全过程中始终感知和度量 SLA 服务质量。

3 Modem 功耗

3.1 Modem 低功耗的必要性

我国的“双碳”目标要求各行业降低碳排放，提升能效，逐步达到碳中和，实现环境可持续发展。这个目标将加速推动移动通信产业的节能，目前业界对此也有相应的共识，并把节能作为 6G 的重要目标和典型特征 [6, 7, 9, 10, 12, 15]。在节能方面，关注比较多的是网络节能，网络侧功耗导致运营商的 OPEX 费用增加，因此运营商对 5G 网络降功耗有着很强的诉求 [7, 9, 10]。但是，终端侧的节能也同等重要，由于海量的移动终端数量，总体能耗是不可忽略的

[7, 18]；另外，移动终端的节能或待机续航时间也是影响用户体验的关键因素之一。

通信 modem 是移动终端的核心基础能力，承载在其上面的绝大部分业务的运行都依赖于 modem 的通信连接功能。因此，移动终端的通信能耗 (即 modem 功耗) 非常关键，影响着用户体验，也是移动终端通信指数评估的关键指标之一 [2]。首先，modem 功耗与其所支持的业务有关，如对于通信速率要求高和/或低时延类的业务，紧凑的处理时序和大量的运算处理，必然导致功耗的增加。从 5G→5G-A→6G，随着应用场景越来越丰富，包括沉浸式 XR 等 RTBC 类新业务的出现，通信处理能力要求越来越高，对 modem 的功耗将带来挑战。其次，在特定的业务下，modem 功耗与其工作模式有关 (如工作带宽、接收天线、发送天线等)。例如，对于下行传输，NR 和 LTE 单载波的典型工作模式分别是 100MHz 和 4 个接收天线与 20MHz 和 2 个接收天线，那么二者对同样的业务进行传输时 (假设该业务都在 NR 和 LTE 的传输能力之内)，使用天数 (DOU) 模型下 NR 功耗相比 LTE 增加了 40% 左右，这也是 5G 终端通信功耗一直面临挑战的原因之一。过去每一代蜂窝移动通信的演进，终端的通信能力 (如峰值速率和体验速率等) 都要求至少有 10 倍的提升，若继续按照这个逻辑演进，将导致终端的工作带宽和天线需进一步增加，势必带来 modem 功耗大幅提升。最后，Modem 功耗与标准协议设计相关，若 modem 低功耗没有被充分考虑和缺乏协议原生支持，就会导致低功耗特性在实际网络中很难被打开或打开的普及率不高，所发挥的实际作用有限。例如，连接态下，现有 NR 下行控制信道 (PDCCH) 机制导致的无效 PDCCH 盲检的功耗占连接态 modem 总功耗的 60-70% 左右。尽管 NR Rel-16/17 标准化 PDCCH 搜索空间切换和 PDCCH skipping 机制用于降低 PDCCH only 检测功耗，但上述非原生的节能机制作为标准可选特性，到真正应用到网络和终端的商用实现上需要很长的时间形成产业共识。

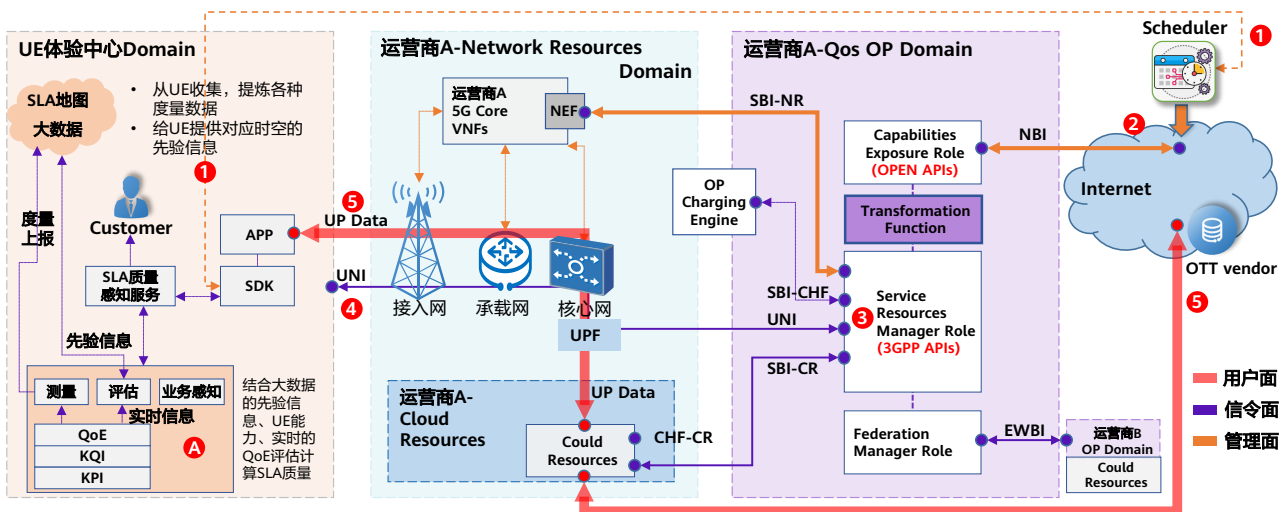


图 9 确定性网络架构

针对 modem 功耗所面临的严峻挑战，首先从半导体工艺演进的角度，随着摩尔定律的逐渐失效，由于先进工艺带来的节能红利也在减小，也将很难满足 modem 未来的低功耗需求。根据一些公开的数据 [17]，理想情况下每代新工艺的功耗大概可降低 20~30%。但是，考虑到实际情况，功率收益上将会有一定的折扣，同时 modem 整个链路的不同环节可能采用不同的工艺，这样将进一步压缩每代工艺带来的实际功耗增益。因此，整个产业界的通信 modem 将来在节能方面将面临着共同挑战。

另外，受移动终端尺寸制约和物理工艺影响，电池容量扩充和终端设备的散热控制也都将面临着相应的挑战。

综上所述，通信 modem 的低功耗应作为将来 6G 系统设计的关键目标之一。

3.2 Modem 低功耗和网络 KPI 的统一

在 5G 基础版本 Rel-15 标准制定过程中，modem 低功耗在系统设计开始阶段没有作为重要目标而进行针对性的考虑，从而基于 Rel-15 的 5G 终端相对于 4G LTE 终端在功耗方面面临着挑战，Balong modem 团队通过架构优化、软件性能倍增、软硬协同等一系列降功耗手段，努力把功耗降到可接受的水平。针对此问题，5G 标准的 Rel-16/17 版本进行了针对性讨论并引入 UE 低功耗特性，如节能辅助信息、WUS、PEI、PDCCH 搜索空间切换、PDCCH skipping 等。可是，由于 NR Rel-15 之后所引入的标准特性基本都是叠加增强特性，网络和终端同时升级到 Rel-16/17 版本需要比较长的时间，不同运营商或同一运营商的网络也不会很快进行全网升级，这将导致终端无法快速享受到低功耗收益。考虑到 modem 低功耗的重要性，为避免类似问题，UE 的低功耗应该在标准的 Day 1 就充分考虑并“原生”支持。

另外，Rel-15 之后的 UE 低功耗特性在实际应用过程中，面临着网络 KPI 和 UE 低功耗之间如何平衡的问题。这些标准特性需要网络和 UE 的互相配合才能真正起到 UE 节能的效果，但是部分 UE 低功耗特性可能会影响网络的一些 KPI，或者网络本身没有获得直接的收益，导致网络在商用过程中不选择或者不打开这些特性，进而失去 UE 节能的作用。相反的事情也将可能发生在网络节能特性的支持上，如 Rel-18 网络节能，通过实时关掉网络侧的一些信道或信号来进行网络节能，但这个快速关断行为对 UE 的实现带来比较大的影响，导致处理复杂度或功耗的增加。通过增加 UE 的处理和功耗带来网络的节能，在实际商用过程也将面临着挑战和不确定性。

将来网络节能与 UE 节能同等重要的前提下，在标准设计时，需要一个统一的 KPI 能够同时兼顾网络和 UE 的节能，不能顾此失彼，导致标准的特性最后仅停留在纸面上而无法

商用。另外，网络的 KPI 也需要重新思考，需要把网络 KPI 与网络中用户直接体验真正结合起来，这样才能做到真正的统一。

3.3 Modem 低功耗设计

在现有通信框架下，modem 的很多功耗来自连接态下的无效 PDCCH 检测和空闲态时没被寻呼时的寻呼检测，这类功耗对实际的业务并没有贡献，应该尽量避免。连接态时，由于业务到达的不确定性以及网络在调度复杂度上的考虑，网络一般不会通知 UE PDCCH 的发送时刻，UE 只能在每个时刻进行 PDCCH 盲检测，即使没有实际业务到达和调度，UE 也需不断地检测 PDCCH（即 PDCCH only）。根据 DOU 下的实测数据，PDCCH only 功耗占用了 modem 连接态下总功耗的 60~70%，从而产生了很大比例的功率消耗。空闲态时，modem 需要定期醒来检测寻呼信息，在检测寻呼之前，还需要进行时间和频率同步。不同于 LTE 每个子帧都有公共参考信号，NR 空闲态的 UE 只能依赖于周期发送的 SSB，需在寻呼机会前获取一个或多个 SSB burst，进行时间和频率同步跟踪。若没有被寻呼时，这些检测就相当于增加了无效功耗。

基于此，modem 应朝着“零比特零瓦特”的目标努力，实现“无业务时零功耗”。

低功耗 PDCCH 设计

如上所述，无业务时的 PDCCH 盲检测消耗了 modem 很大比例的功率，是实现 modem 低功耗的限制之一，因此对 PDCCH 机制需重新审视或设计。不论是 LTE 还是 NR，PDCCH 设计更多地是考虑网络调度的简单和灵活性，通常只告知 UE 当前时隙的调度信息，导致 UE 无法进入睡眠，而代价是 UE 的 PDCCH 盲检测所导致的功耗。若网络可以通知 UE 一段时间之内的调度信息，UE 就可以仅在调度时隙进行 PDCCH 盲检，而避免大量无效 PDCCH 检测。这时，网络需知 UE 的业务特征信息。可通过 2.5.1 节所述的业务感知，根据业务类型，定义几种业务特征，APP 按照这些业务特征传输数据，网络按照这些业务特征进行调度，就可以同时给网络和终端带来通信功耗收益。总之，将来需要在源头上设计简化的控制信道检测机制，大幅降低 UE 不必要的 PDCCH 检测。

UE 和网络节能并举

网络借助 UE 上报的辅助信息，获知网络中 UE 的业务状况，并根据业务状况短暂关闭射频电路或降低开启的通道数，实现网络能耗的降低，同时也让 UE 全部转入低功耗工作模式；网络根据终端上报的辅助信息如业务类型和业务特征进行数据包聚合和调度，并通知 UE 对控制信道的检测机会，从而实现网络 and 终端节能共赢。

新型能量获取方式

在空闲态，通常 UE 在比较多的寻呼时机是没有被寻呼的，真正被寻呼的机会较少。若没有被寻呼，就意味着 UE 没有真正的业务服务，理论上就不应该为此而消耗功率。在这种情况下，可以考虑能量收集的新型技术，网络发送公共信号的同时也具有承载能量的功能，UE 可以利用这些信号进行能量收集，并用收集的能量完成寻呼的检测和确认，这样就可实现“待机零功耗”的目标。这里面涉及寻呼信号的新设计，能量转化效率和低能耗寻呼检测设计等方面的内容。

AI 辅助节能

AI 作为一种重要的使能技术，被认为应被 6G 系统原生支持。除 Rel-18 标准正研究的 AI 用于 CSI 测量，波束管理和定位等，AI 也可应用于辅助终端节能。基于业务模型、信道质量、基站的调度习惯等，AI 可用于辅助终端预测 PDCCH 的到达时刻，终端将在预测有 PDCCH 的位置进行检测，降低 PDCCH 盲检测的功耗。

4 Modem 复杂度

4.1 Modem 复杂度分析

随着蜂窝移动通信技术的演进，对 modem 处理能力的要求也越来越高，进而带来的是 modem 实现复杂度（即成本）的增加，其之前主要是通过半导体工艺演进带来的收益来解决。如前面所述，针对未来的 RTBC 类新业务，在终端功耗和处理能力的约束，以及半导体工艺演进带来增益空间减缓的前提下 [17]，极简 modem 应成为未来标准设计的关键考虑 [8]。极简 modem 是满足用户在实际网络中能真正感知到的用户体验而所需要的合理的实现复杂度，避免一些需求和设计导致 modem 在实现复杂度方面增加了很多代价，但并没给用户带来实际通信体验的改变。

峰值速率通常作为每代蜂窝移动通信系统的一个重要标志进行宣称，是指信道条件较理想条件下的最大可实现数据速率（以 bps 为单位）[19]，其主要是由工作带宽、MIMO 层数和调制阶数来确定。峰值数据速率决定着 modem 的通信规格和成本。在 LTE 阶段，网络和 UE 的峰值数据速率能力是解耦的，并没强制所有的 UE 必需具备与网络同样的峰值能力，而是定义了多达 20 种以上的 UE 类型（UE Category），以匹配不同的业务，并兼顾 UE 成本。因此，LTE 终端在产业上的演进路线清晰，形态丰富，支撑了不同业务的繁荣和发展。在 5G NR Rel-15 标准制定过程中，没有沿用类似 LTE UE 类型的思路来定义 NR 的 UE 类型，相反的是，要求 UE 的峰值数据速率与网络峰值能力进行对等，如 FR1 UE 必需支持单载波 100MHz 和下行 4 流能力，

这种定义显然导致支持一些业务的 UE 能力过设计和成本增加，甚至带来功耗的增加，并不利于快速的终端配套和业务的繁荣。由于这些问题，在 Rel-15 后续标准版本中，又触发了如何降 UE 复杂度的一系列讨论，如 20MHz&1/2RX（RedCap），50MHz&2RX 和 2RX XR UE 等。

在不少公司的 6G 白皮书中 [6, 12, 14]，提到将来的峰值速率要达到 100Gbps，甚至 1Tbps。若按照 UE 和网络能力对等的要求，这将对 UE 的能力提出极高的要求，在实现复杂度和成本方面将不可接受，况且也没有规模商用的可能性。在实际商用场景中，这种峰值能力几乎没有用武之地，用户也不太可能有机会体验到这种峰值速率，带来的是 modem 能力和资源的极大浪费。实际上，峰值速率应该作为网络侧的能力，以此来体现网络的上限能力，网络的这个能力可以分享给网络中不同的用户，而不应该要求 UE 与网络具有对等的峰值速率能力。

标准设计对实现极简 modem 非常关键。标准的主要目的是为了支持互联互通，定义清楚网络和终端之间的接口即可。若这个接口设计且定义得简洁，互联互通就容易实现且能够避免终端兼容性问题。反之，若接口定义得复杂，无法保持每个基本功能的单一方案，反而定义了很多选项，尽管这种操作从标准上看来具有灵活配置的优势，也可以兼顾不同公司的诉求和利益，但是从系统的层面就会出现巨量组合的可能性。对于这种巨量组合，网络侧可根据运营商或实际部署情况，选择支持巨量组合其中的一部分即可。但是从 modem 的角度，影响完全不一样。为了能够支持在不同的运营商网络或者不同厂商所提供的网络下工作，modem 就必需考虑支持这种配置的巨量组合。问题是这巨量组合中的相当一部分可能从不会被网络配置所使用，仅仅停留在标准协议的层面上，如 NR 定义了 56 种时隙结构，但 5G 实际商用系统所用的时隙结构也就为数不多的 2~3 种。这给 UE 带来很大的实现复杂度和成本压力，以及潜在的终端兼容性问题（将在第 5 节讨论）。尽管有终端的一致性测试，以及 IoT 测试，但是仍很难保证测试的完整性，同时也增加了 UE 测试的成本。其实，这也会影响特性的快速商用，由于组合的可能性太多，需要比较多的精力来推动产业上的共识。因此，标准将来应该在 Day 1 就使网络和终端之间的接口设计得越简洁越好，减少不必要的可选项，灵活配置并不是一个很好的选择。

最后，频谱的使用也是 modem 演进过程中需要重点考虑的。由于 UE 需要支持漫游，支持不同地区和不同运营商的频谱，但是由于频谱的多样化和碎片化，以及频谱使用的多种方式和复杂的频段组合，对射频前端的实现带来很大的挑战。需要进行多个滤波器的堆叠才能支持如此众多的频段组合，造成 modem 的射频前端较高的成本和较大的面积，同时也会由于插入损耗的引入而降低性能。

4.2 频谱灵活使用

4.2.1 现有频谱使用技术的挑战

载波聚合 (CA)

CA 技术是 LTE 和 NR 频谱使用的一个重要手段, 要求 UE 需具备在多个载波上同时接收或发送的能力, 其中 CA 载波的个数和带宽影响 UE 的成本。尽管 CA 在实际网络中得到了一定的应用, 但在使用过程中发现了一些挑战, 尤其是针对 UE 上行能力的提升。不断出现的新业务如视频直播、工业视频监控和端云协同业务等对网络上行的能力要求越来越高。

首先, 上行 CA 不够灵活, 不能充分利用上行的多频资源。由于成本、功耗、散热和尺寸等限制, UE 能够同时工作的上行射频通道数目有限, 一般只支持上行两个载波的聚合。当运营商具有两个以上频段时, CA 就不能充分利用这些上行频段资源。另外, 上下行 CA 的能力存在绑定关系, 由于不同的业务对上下行 CA 能力要求不一致, 导致 CA 与业务类型匹配度较差。

其次, 下行 CA 的功率效率不高, 在没有数据传输时存在功率浪费。CA 中每个载波的功能是完备而独立的, UE 在每个载波上都要独立地完成时频同步、控制信道监测、移动性测量和波束管理 (FR2), 所以开启的下行载波越多, 无效的功耗就越大。

辅助上行 (SUL)

SUL 是从 3GPP Rel-15 引入的新的频谱使用特性, 主要是解决 5G 典型 TDD 频段面临的上行覆盖受限问题; 随后 SUL 不断演进, 用于提升上行容量, 即 Rel-16/17 的 2 频段之间的上行载波切换、Rel-18 扩展到 3 或 4 频段的上行多载波切换。上行载波切换技术的核心, 是在多频段的场景下, 动态地将 UE 有限的上行功率和上行通道切换到最优的频段或载波上传输, 提升上行链路性能, 改善用户业务体验。如上所述, 随着以上行为主的新业务出现, SUL 及演进技术是 5G/5G-A 网络的关键技术之一。

尽管上行多载波切换技术可支持 3 或 4 个频段间的灵活切换, 但是下行仍以 CA 作为基线, 因此继承了 CA 上下行能力绑定的缺陷。由于上下行能力绑定的限制, 支持这个上行特性的 UE 就需具备 2 或 3 频段的下行 CA 能力, 其中存在一个 SUL 频段; 否则就需具备 3 或 4 频段的下行 CA 能力。这种限制对 modem 的下行能力要求很高, 进而导致 modem 成本的大幅增加。

4.2.2 多频接入技术演进

每一代蜂窝移动通信系统都会使能新频段, 并重耕部分存量频段, 且大部分运营商都会同时拥有多个频段。如何有效地使用好多个频段, 需要从网络容量和 UE 的体验、功耗和复杂度的维度进行思考和设计。基于 4.2.1 节的分析, 多频接入技术应具有如下的特征:

首先, UE 的上/下行多载波支持能力需解耦。对于支持上行多频段间切换的 UE, 不应以此 UE 支持这些频段的下行载波聚合作为前提, 这样 UE 上行能力的提升将不会以下行的成本增加为代价来换取。上/下行的载波配置应不受限于 UE 上/下行的载波支持能力。网络侧通常可能会支持比较多的频段和载波数, 如 4.1 节所讨论, 考虑到 modem 的复杂度和实用性, 不需要 UE 具有与网络对等的载波支撑能力。因此, 这些载波都可以配置给 UE, 但不要求 UE 在所有配置的载波上支持并行接收或发送。总之, 网络的载波配置是超配的, 但 UE 是以载波选择的方式工作。相比已有的上行多载波选择, 将来也可考虑下行载波选择, 其对 UE 下行复杂度降低和网络节能带来帮助。

其次, 小区的定义与载波解耦, 降低网络信令的开销和 UE 的处理功耗。现有机制是一个小区关联一个载波, 当 UE 工作在多载波模式时, 就需要监听和测量多个载波, 导致 UE 功耗大。当小区与载波解耦时, 一个小区可以包含多个载波 (同频段或多频段), 其中一个载波承担接入、时频同步、空闲态监听、控制信道监听、移动性测量功能, 这个载波称为锚点载波, 其余载波仅在需要进行数据传输时打开, 称为非锚点载波。前提是网络需要保证一个小区关联的多个载波具备精准的时频同步, 这样 UE 就可以利用锚点载波的信息确定非锚点载波的关键参数。从 L2/L3 协议栈角度看, 小区不再与单一载波对应, 因此协议栈也可得到简化, UE 的测量和控制信道监听的功耗就会降低。除此之外, 移动性也可通过载波选择来完成。支持载波切换的 UE, 天然具备提前做邻小区或邻频测量的能力。L2/L3 与物理层可以解耦, 小区切换可以演变为高层 L2/L3 协议栈不做改变, 而是只做信息更新, 将其映射到新的小区的物理层上。这样有助于将切换做得更为平滑, 不出现业务中断。

第三, 中低频 (sub-3GHz) 和高频 (sub-6GHz, 毫米波) 分别主要承担上下行传输。相比基站, UE 始终受尺寸、电池容量和功耗发热的限制, 很难支持大的天线孔径和高的传输功率, 来抵抗高频带来的路径损耗, 提升上行容量。低频的传输路损低、覆盖大、功率效率高, 更适合上行。另外, Sub-3GHz 与 Sub-6GHz 之间频率间隔较大, 更容易实现双工隔离, UE 设备内发射与其接收的干扰更小, 更容易提升上行的发送功率。

但中低频段用于上行也存在一些需要解决的问题。中低频多为离散频谱, 单个功放和天线等射频器件, 较难支持这些相对跨度较大的离散频段。另外, 这些中低频段已经用

于现有移动通信系统的下行传输，还有相关法规限制，将其改为上行，需要法规和相关的使能技术，如基于感知的上下行转向等。

综上，多频接入技术的演进将对上行性能、通信功耗、终端成本和通信体验带来很大的改变。

4.2.3 高低频协同

5G的频段定义了FR1和FR2，其中基于FR1频段的5G网络已经规模商用，国内已部署大量的基站，FR2毫米波的商用处于准备过程中。相对于FR1，毫米波频段最大的特点是具有大带宽的丰富频谱资源。同时，由于毫米波频点高，路径损耗大，信号的传输也容易受到环境的影响，如树叶遮挡和穿透损耗，所以覆盖是实现毫米波连续组网的一个关键挑战。为此，网络侧通过大规模阵列天线带来的天线增益和发送波束扫描来解决覆盖问题，同时也要求UE支持阵列天线、多面板和波束扫描等。从modem实现角度，支持毫米波带来的成本和功耗需要重点考虑和优化。

对于UE侧的阵列天线，为了降低天线与射频通道间的线路损耗，通常将天线与射频电路集成封装成AIP (Antenna In Package) 芯片，也称为天线面板。常见的AIP由4~5对交叉极化天线阵元构成，每个天线阵元连接一个射频通道，该通道包含功放、移相等器件，这样一个AIP就需要八个以上的射频通道。相比典型的sub-6GHz，毫米波射频通道数增加了4倍以上。另外，一个AIP的空间波束只能覆盖一部分球面，通常需要多个AIP保证空间覆盖，代价是AIP成本随AIP数目线性增加。

Modem的功耗包括射频功耗和基带功耗。对于射频功耗，由于每个AIP有8~10个射频通道，单个AIP的收发，相比Sub-6GHz会增加几倍，Sub-6GHz终端一般支持2Rx或4Rx的接收，以及2Tx的发送。而支持多个AIP同时收发的终端，收发功耗将进一步增加。

对于基带功耗，相比sub-6GHz，毫米波的波束管理会带来额外功率消耗。不论是否有数据传输，UE都需要周期性的波束扫描确定最优的收发波束对。以SSB波束扫描为例，假设UE有2个面板，每个面板有7个接收波束，基站有16个SSB波束，UE需要224次的波束对测量确定最优的收发波束对，这导致UE很大的波束管理功率消耗。

鉴于FR1的网络已规模部署和成熟商用，应充分利用和发挥FR1的网络优势辅助毫米波解决覆盖、UE的成本和功耗等方面的挑战，即FR1和FR2的高低频协同。毫米波与FR1基站共站址将是一种典型部署场景，在这种场景下，FR1和FR2可通过CA方式进行协同。一方面，CA可以通过FR1的上行传输解决毫米波上行覆盖问题，同时避免了提升UE发送功率的需求，且FR1上行传输的功率效率远高于FR2，可大幅降低UE上行传输功耗。另外，在共站址前

提下，FR1和FR2经历的无线环境是相同的，尽管不同频率的电磁波散射、折射特征不完全相同，但是FR1和FR2毫米波的信道仍具有一定相关性，如LOS/NLOS、多径的角度/时延/多普勒等具有相关性。因此，高低频CA场景下，UE在FR1网络中的测量信息可用于辅助FR2毫米波网络的通信，如波束管理和测量，这可以大幅降低UE所需测量的收发波束对，进而降低毫米波波束管理的功率消耗。

4.2.4 频段组合定义

频段和频段组合，以及接收/发射天线数规格，导致modem的射频前端实现复杂，测试复杂，导致成本不断增加。首先，UE需要支持全球漫游，所以UE支持的频段以及频段组合非常复杂。如某款UE需要支持20个左右频段以及不同频段之间的组合使用。其次，UE的尺寸受限，较难放置很多高性能的射频器件。5G的频段数量很多，定义了2.6GHz, 3.5GHz, 4.9GHz, 700MHz, 毫米波等主流频段，又重耕1.8GHz, 2.1GHz等4G的主力频段，到目前为止，共计定义了70个5G频段。将来还将引入更多新频段，例如6GHz, 7~24GHz等。实际上，定义的这些频段有相当一部分彼此间有重叠，只是因各个国家、地区的法规不同，在具体范围和指标上有所差异。例如700~900MHz频率范围，5G定义了18个不同的频段，这些频段需要不同的滤波器与之匹配。5G涵盖了从410MHz到7.125GHz，从24.25GHz到52.6GHz的频率范围。没有单一射频器件能够覆盖如此大的频率范围。因此，UE需要使用多个天线、功放、滤波器等适配不同频率范围。新一代系统，需要背负前一代系统的所有频段，因此UE的复杂度和成本很难降低，反而越来越复杂。

5G标准定义了大量的频段组合以及不同的使用方法，包括LTE-NR DC (双连接)，NR-CA, NR-DC等。对于每种使用方法，标准都定义了对应的频段组合。这些频段组合之间，所含的频段数目不同，包含的具体频段有差异，每个频段上载波数目、带宽不同，是否上行并发也不一样。这么多自由度组合在一起，导致频段组合的数目十分巨大。不同运营商，根据其在不同地域的频谱获取情况和网络部署要求，会提出各组不同的频段组合。目前，3GPP共定义了大约6千多个频段组合配置。

5G终端的射频规格高。5G终端在主流频段上要求支持2Tx和4Rx，加上终端还要支持多频段组合，因此整体上对射频前端、PA、电源模块、和天线的规格提出了很高的要求。规格是影响复杂度的一个重要因素。

除了实现复杂度以外，射频测试也很复杂。UE在入网之前需要通过强制性的测试认证。这些测试认证是对不同频段、频段组合分别独立进行。终端支持的频段、频段组合数目越多，则测试复杂度、成本就会越高。另外，5G引入毫米波，而毫米波终端的天线和射频是集成在一起。传统Sub-

6GHz 终端的传导测试（即在实验室内用导线连接信号到终端进行测试）是无法使用的，而需要使用微波暗室进行 OTA 测试（over the air），将天线和射频链路一块儿进行验证。OTA 毫米波测试将带来巨大的成本和复杂度的增加。

针对以上 modem 实现复杂度和测试复杂度的问题，将来演进过程中需要充分考虑，有以下建议：

第一，可以考虑重新整合频谱，低频（sub-3GHz）主上行，中高频（sub-6GHz，毫米波）主下行，形成频率距离较远的低频 + 中高频组合。这种组合双工隔离的要求容易满足，滤波器设计也容易。低频频谱需要一定的整合，可以整合成少量的几个频段组（band group）。通过定义频段组，引导产业提供廉价、高性能的器件。这里比较难解决的是存量终端后向兼容问题。

第二，测试中需要将频谱组合特性与频谱组合射频测试解耦开。除了上面整合频段，降低频段数目外，还要考虑避免对 LTE-NR DC，NR CA，NR DC 这些特性，重复地测试同一组频段组合。

总之，如何以更好地方式引入新频段，整合已有频段，降低端侧的射频的复杂度、成本和功耗，同时提供更优化的性能，是将来演进的重要命题之一。

5 Modem 灵活性和兼容性

5.1 UE 能力灵活调整

在 UE 和网络通信过程中，传统都是以网络为中心的设计原则，方便网络对系统中的大量 UE 进行集中管理，特性和参数的配置都建立在 UE 能力的基础上。在 UE 能力上报时，一般会向网络侧上报其最大能力，以使网络能够根据其最大能力进行特性和参数配置，满足 modem 工作时的最佳性能。在 5G 演进过程中，UE 需要支持的功能和特性组合越来越多，考虑到成本因素，通常不会按照所有特性的 UE 能力正交的原则进行设计，而是会将总能力在 modem 的不同特性之间进行灵活动态的共享。当多个特性不并行工作时，单个 modem 可以发挥其最大性能。若需要同时激活多个特性并行工作时，则希望按需进行灵活能力共享。然而，当前标准在 UE 能力更新上没有有效的机制，UE 仅能通过重新发起移动注册机制进行能力更新，从而会导致业务中断和差的用户体验。

现有 5G 系统中，基于功耗和能力约束的考虑，引入了 UE 辅助信息上报机制，该机制为 UE 根据其自身能力情况向网络请求偏好配置提供通道，但在实际商用系统中，UE 上报的推荐结果很难会被网络采纳，因此导致 UE 辅助信息上报机制很难发挥有效作用。因此，在未来标准演进上，应该引入快速的 UE 能力更新或用户需求的协商和遵从机制，

以实现 modem 能够在各种约束下能够在多个特性和系统中按需分配能力，达到最优性能和最优用户体验。

5G 的 UE 能力上报机制延续了灵活性大，扩展性强的特性，有较好的前后向兼容性，利于系统整体平滑演进。5G 系统由于其支持的特性和配置众多，当前的能力设计和上报机制都对 UE 的能力编码和能力存储带来很大挑战。虽然 UE 仅支持较少能力，但是由于系统整体能力体系非常庞大（例如 R15 600 多项 UE 能力，R17 1700 多项 UE 能力），导致 UE 需要支持很大的能力编码空间和能力存储空间。即使对于高能力 UE，由于 UE 无法获得网络的实际能力信息，通常都按照自身最大能力进行上报，这种 UE 能力信息上报也会导致上报信息量巨大，对 UE 处理，存储和空口传输资源都会带来浪费。在未来 UE 能力的标准设计方面，建议应该从系统开始设计之初就考虑各种能力的 UE 在其自身能力编码和存储方面的开销，以及结合前述的 UE 能力灵活调整机制，并考虑设计 UE 及时感知网络能力的机制，以使得 UE 和网络能够实时相互进行能力的匹配上报，利于 UE 成本的降低和系统的高质量演进。

因此，在未来的系统设计方面，需要引入一定的 UE 与网络的对等协商机制，实现 UE 和网络之间的平衡，达到整个系统的全局最优。

5.2 极简信令

无线资源控制（RRC）模块是 modem 最为复杂和关键的模块之一，负责自身控制面流程的管理，物理层，MAC 及其他 L2 实体执行相关的配置管理，以及与非接入层（NAS）进行相关的协同。如 5.1 节所述，巨量的配置组合给 modem 设计带来很大的实现复杂度和成本压力，况且巨量组合中的相当一部分从不会被网络配置所使用，这对 modem 资源预留造成了很大的浪费。从 Rel-16/17 来看，每个版本新增 800 多项配置信元和 600 多项 UE 能力项。因此，6G 应该从信令设计源头开始就应重新考虑整个 modem 控制信令的设计机制。

现有基于 ASN.1 的 3GPP 控制信令设计机制保障了终端在跨厂商，跨国，跨运营商等环境下的灵活自由通信。可是，当前基于 ASN.1 信令机制采用基于版本迭代的方式运作，modem 基于版本对应的 ASN.1 模板实现版本中包含的特性，这种迭代方式也出现了一些明显的局限性。当 modem 设计支持某个版本的一个新特性时，不管该特性的市场需求是否紧迫，都必须等待该版本的 ASN.1 冻结（这个通常在 1.5~2 年左右），导致部分新特性上市时间长，无法快速满足市场需求。另外，即使 modem 仅计划支持一个简单特性时，modem 也需要把整体控制信令的编解码升级整个新版本的 ASN.1 信令模板，否则 modem 将无法正确处理信令的比特流。这就为 modem 的开发带来了很大的复杂度以及额外的存储开销。

针对此问题，可考虑模块化的控制信令设计机制，以此逐步弱化基于标准版本的信令基础设计，即从当前基于每个版本的信令设计机制逐步走向无版本的 Release-free 或 Release-independent 的信令设计机制。通过模块化的 ASN.1 信令设计，每个模块单元与一个特性或特性组合关联，模块内独立完成 ASN.1 的编译码，模块之间相互独立。在新系统设计之初，可以选择最为基本的必要特性组成一个基础信令模块架构，称为底座模块。在底座模块之上，网络和 UE 都可以按需加载新的模块以支持新的业务特性，甚至也可以按需移除不必要的模块。对于不同的网络环境或不同的客户需求，在底座模块的基础上，网络和 UE 都可以动态自适应地基于不同的业务需求，配合增加必要的信令功能模块，来不断支持新业务，如图 10 所示。

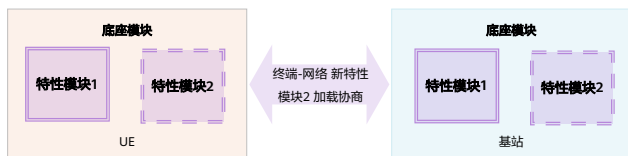


图 10 模块化 ASN.1 信令设计

通过这种模块化 ASN.1 的设计，modem 内部仅需要维护最必要的信令模块，在降低 modem 实现复杂度和存储开销的同时，也使得网络和 UE 都可以基于新需求，快速进行新的特性和相关的配套信令模块的设计，有利于新特性快速落地，同时，还可以分散兼容性风险，使得 modem 的整体稳定性最优。

因此，以极简 modem 设计为出发点，设计一种 Release-Free 的具有很好的模块化特点的信令机制。可以考虑从模块化 ASN.1 的设计思想出发，进行基于特性模块的 ASN.1 信令设计机制的探索。

5.3 系统内生的鲁棒兼容模式

5G 系统支持灵活的协议扩展，保证了标准的前后向兼容和平滑演进。伴随协议版本的演进，5G 系统引入了大量新特性或新的特性组合，如上所述，这些新特性或特性组合导致的巨量组合对协议稳定性和 UE 的兼容性都带来了很大的挑战。特别对于 UE 海量发货的特点，如果兼容性问题在网络中不幸发生，将会带来非常严重的影响。如果问题发生在初始接入阶段，更会导致 UE 失去基本通信连接，带来严重影响。为了避免这些潜在影响，一方面标准制定过程中，大家都努力保持协议稳定，最大限度降低协议的兼容性风险。另一方面，在网络升级或 UE 升级支持这些新特性的过程中，UE、网络和运营商都会努力确保存量 UE 的兼容性性能，最大限度避免对用户体带来影响。还有在特性商用之前，UE 需要进行巨量的全覆盖测试，避免兼容性问题，导致大量的 UE 测试成本。然而，基于现有网络的实际经验，仍然会出现一些较为严重的兼容性问题，例如，由于 UE 和网络对实现某些特定特性时存在不同的理解，或者存量 UE

由于长期未升级无法正确适应新特性引入的协议改变。

因此，建议在未来标准制定中，引入内置的逃生机制，例如系统可以内置一套鲁棒的兼容模式配置，确保在 UE 发生较为严重的兼容性问题时，UE 能够及时进行回退，使用鲁棒兼容模式配置参数进行自动干预和自动恢复，保证其基本的可用性能力，如图 11 所示。

基于这种内置的逃生机制能够确保在极端兼容性问题出现时，UE 仍然能够与网络建立基本连接或保持基本的通信功能，为 UE 的自修复提供必要的通信保障，提升整体的鲁棒性。

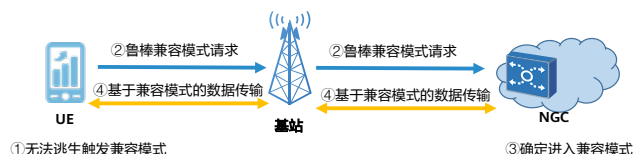


图 11 鲁棒兼容模式

6 Modem 可信安全

公司近几年在可信方向上投入了很大精力，要求各研发组件做到过程可信和结果可信。可信在许多关于 6G 的文献中被提及 [6, 7, 9, 10, 12, 15]，被认为是未来通信系统的一个典型特征和需求。可信是未来信息社会的安全基石，想要构建端到端的可信，除了核心网和基站的可信外，modem 的可信也应重点考虑。

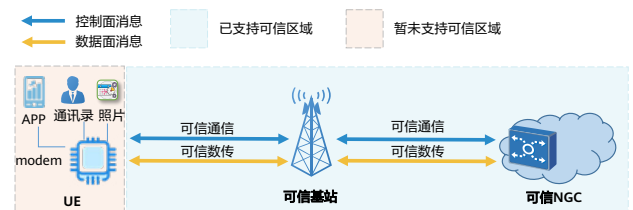


图 12 通信 modem 可信是端到端可信的关键环节

Balong modem 在可信方面做了很多努力，例如为终端提供双向鉴权、数据面完整性保护等机制，然而 modem 依然还面临着诸多潜在威胁。具体可以分为：



图 13 Modem 所受潜在威胁

- 仿冒 (Spoofing)
驻留到仿冒基站，接收虚假的系统信息（例如地震预警），触发例如紧急断电等灾害处理机制。
- 篡改 (Tampering)
空口安全激活前信令消息被篡改或用户面速率超完整性保护速率上限，使数据消息被篡改。
- 异常码流 (Unforeseen Protocol Data)
异常的信令格式、信元长度、域值等引发 modem 内存泄露或触发逻辑漏洞，随后劫持基带处理器执行任意代码（例如改写 IMEI 号）。
- 信息泄露 (Information Disclosure)
原则上只应用于限制服务模式下紧急业务的空安全算法（如 NEAO 或 NIAO）被扩大使用，导致隐私信息通过明文传递。
- 拒绝服务 (Denial of Service)
通过高功率将终端吸引到伪基站后不再为其提供后续服务，终端被挂死在伪基站上。
- 权限提升 (Elevation of Privilege)
依然执行标准规定的“shall not”动作，例如终端设备在 CAG 权限不具备的情况下不应尝试接入到私网小区，挤占其它终端设备的可用空口资源。

终端设备与外界交换的信息都需要经过 modem，modem 作为终端设备主要的通信接口一旦无法保证可信，则终端设备上的通信信息以及基于终端通信功能实现各类上层业务（例如视频电话、远程工控等）也将不可信。更

严重的是，攻击者可能会借助 modem 为跳板进一步攻击终端设备，获取终端设备控制权或盗取个人信息。

为实现 modem 可信，在设计阶段即建议采取安全环境与非安全环境隔离的 modem 架构，避免非安全环境对安全环境直接进行访问。同时还可以从软、硬件两个方面入手进一步提高 modem 可信，硬件层面考虑例如存储器容错、超高/低温可靠等设计，软件层面可考虑功能模块化、软件组件边界解耦等设计。

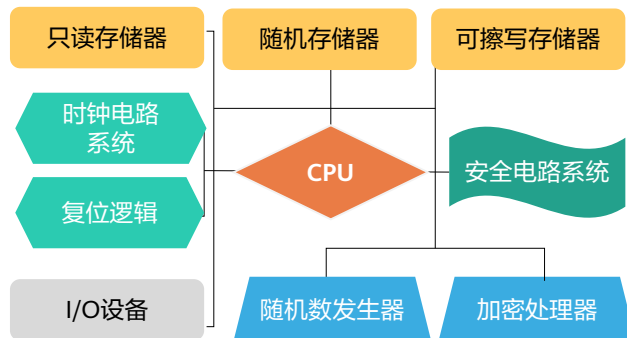


图 15 IT 视角下的 modem

在生产环节重视生产与测试的同步开展，通过配置操作错误检测排除可能的人为风险，通过 Fuzz 测试深入业务逻辑，覆盖所有业务状态机，提前识别可能的逻辑漏洞。生产环节后期，依托第三方认证机构对 modem 整体给出可信等级评测。需要注意的是，现有认证机制如 CC 认证体系等，均属于 IT 领域的认证，只能针对 modem 系统（如图 15 所示 RAM、I/O 接口等）或执行环境进行可信评测。对于 modem CT 功能的评测，虽然目前已有 3GPP RAN5 测试、GCF 测试等，但现有测试均是从正向开展的，其测试目的是验证 modem 是否依照协议规定执行了相应动作。针

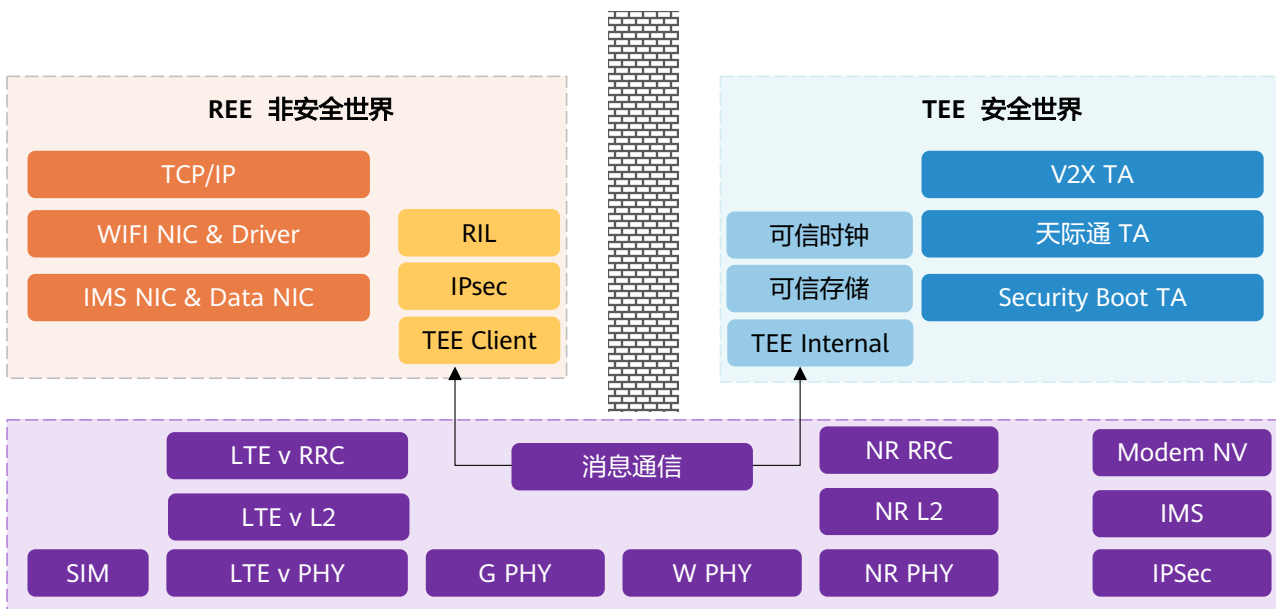


图 14 可信的 modem 设计

对 modem CT 功能缺乏反向测试以检验 modem 在面对上述各类威胁时是否依然可用。将来需补齐 modem CT 功能反向测试这一缺口。

在使用环节，使能快速故障检测、故障定位、故障恢复等保障机制，以确保业务零中断。此外还可以借助容灾备份等手段进一步提升 modem 可信。现有的终端设备级容灾备份成本居高不下，为此可以考虑仅针对核心模块进行模块级备份，终端设备在检测到主模块失效的时候迅速切换至备份模块。需要注意的是，终端设备的模块失效检测可能无法及时识别一些故障（例如下行发送失败），此时可考虑借助网络以辅助终端模块失效检测，进一步提升容灾备份的有效性。

7 结语

本文结合 5G-A 的新业务和技术演进、将来 6G 的主要潜在业务与技术需求、以及 Balong modem 在实现和商用过程中的经验积累，针对 Balong modem 的演进，从确定性网络和体验、modem 的功耗、复杂度、兼容性和可信几个维度对进行了深入的分析思考，并提出了明确的技术观点。这些思考作为标准和 modem 产品未来演进的起点，后续将不断地进行迭代和完善，持续践行“做世界上最好的 modem”的目标。

参考文献

- [1] 王志勤. IMT-2020(5G) 推进组工作进展介绍. IMT-2020 (5G) 峰会. 2019.7.17-18. http://www.caict.ac.cn/pphd/zb/imt5g/2019/17/201907/t20190716_203221.htm
- [2] 中国移动终端实验室. 《5G 通信指数报告》第一期. 2020.5.
- [3] Report ITU-R M.2516-0 (11/2022), "Future technology trends of terrestrial IMT systems towards 2030 and beyond," 13th December 2022, <https://www.itu.int/pub/R-REP-M.2516-2022>.
- [4] ITU-R WP 5D, "Overview timeline for IMT towards the year 2030 and beyond," Workshop on "IMT for 2030 and beyond" during the ITU-R WP 5D meeting #41, 14th June 2022, https://www.itu.int/dms_ties/itu-r/oth/0a/06/R0A060000C80001PDFE.pdf
- [5] IMT-2030 (6G) 推进组. 《6G 总体愿景与潜在关键技术》白皮书. 2021.6.
- [6] IMT-2030 (6G) 推进组. 《6G 典型场景和关键能力》白皮书. 数字中国峰会“5G 应用及 6G 愿景”分论坛. 2022.7.24.
- [7] 中国工程院院士邬贺铨. 对 6G 研究的十点思考. 第二届全球 6G 技术大会. 2022.3.23.
- [8] 中国工程院院士邬贺铨. 对 6G 研究的再思考. 全球 6G 发展大会, 2022.11.15.
- [9] 中国移动. 6G 网络架构技术白皮书 2022 版. 2022.6.22.
- [10] 中国联通. 6G 白皮书 (V1.0). 2021.3.
- [11] NTT DoCoMo, "White Paper: 5G Evolution and 6G," Jan. 2022 (Version 4.0). https://www.docomo.ne.jp/english/binary/pdf/corporate/technology/whitepaper_6g/DOCOMO_6G_White_PaperEN_v4.0.pdf
- [12] 华为. 《6G: 无线通信新征程》白皮书. 2022.1. <https://www.huawei.com/cn/technology-insights/future-technologies/6g-white-paper>
- [13] Ericsson, "6G-Connecting a cyber-physical world," 11th Feb. 2022, <https://www.ericsson.com>

com/en/reports-and-papers/white-papers/
a-research-outlook-towards-6g

- [14] Samsung, "The Next Hyper-Connected Experience for All," <https://research.samsung.com/next-generation-communications>
- [15] MediaTek, "6G Vision Whitepaper," 7th Jan. 2022, <https://www.mediatek.com/blog/6g-whitepaper>
- [16] ITU-R WP 5D, "Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2030 and beyond," June 2023.
- [17] "TSMC Unveils N2 Process Node: Nanosheet-based GAAFETs Bring Significant Benefits In 2025," <https://www.anandtech.com/show/17453/tsmc-unveils-n2-nanosheets-bring-significant-benefits>
- [18] Anders S. G. Andrae, Tomas Edler, "On Global Electricity Usage of Communication Technology: Trends to 2030," *Challenges* 2015, 6(1), 117-157.
- [19] Report ITU-R M.2410-0, "Minimum requirements related to technical performance for IMT-2020 radio interface(s)."
- [20] Agner Krarup Erlang (1948), "Solution of some Problems in the Theory of Probabilities of Significance in Automatic Telephone Exchanges."

跨越人联、物联，迈向万物智联

《华为研究》6G系列专刊下载



第1期



第2期



第5期（本期）

第一届~第三届6G ISAC学术研讨会 视频回放



第一届





第二届



第三届

华为技术有限公司
深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼
电话: +86 755 28780808
邮编: 518129

商标声明

 HUAWEI、HUAWEI 和  是华为技术有限公司商标或者注册商标，在本资料中以及本资料描述的产品中，出现的其它商标、产品名称、服务名称以及公司名称，由其各自的所有人拥有。

免责声明

本资料可能含有预测信息，包括但不限于有关未来的财务、运营、产品系列、新技术等信息。由于实践中存在很多不确定因素，可能导致实际结果与预测信息有很大的差别。因此，本资料信息仅供参考，不构成任何要约或承诺，华为不对您在本资料基础上做出的任何行为承担责任。华为可能不经通知修改上述信息，恕不另行通知。

版权所有 © 2023 华为技术有限公司，保留一切权利。

非经华为技术有限公司书面同意，任何单位和个人不得擅自摘抄、复制本资料内容的部分或全部，并不得以任何形式传播。