

基于B5G/6G参考信号的通信感知一体化机制

孙春蕾¹, 卢祉伊¹, 刘旭卿², 丁佳伟¹, 张海君¹

(1. 北京科技大学计算机与通信工程学院, 北京 100083; 2. 北京市科学技术研究院, 北京 100094)

摘要: 通信感知一体化 (ISAC, integrated sensing and communication) 作为未来 6G 的关键技术之一, 旨在赋予网络智能化感知能力, 有效地支撑智能交通、数字孪生等创新应用。然而, 现有基于参考信号 (RS, reference signal) 的 ISAC 方案受限于信号稀疏、信噪比低、以及梳状频谱引发的距离-速度模糊等问题, 难以兼顾感知精度、覆盖范围与通信服务质量 (QoS, communication quality of service)。聚焦基于 B5G/6G 参考信号的 ISAC 机制, 针对现有系统中参考信号资源稀疏导致的感知覆盖与分辨率受限的问题, 提出多类信号融合与网络化协同的 ISAC 架构, 在保障通信用户服务质量的前提下增强系统感知能力; 在此基础上, 面向低信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio)、小样本观测以及梳状频谱引发的距离-速度模糊等挑战, 设计高精度、鲁棒的目标参数估计算法, 有效地提升通信系统感知性能。验证了基于参考信号实现高效 ISAC 的可行性, 为 6G 通感融合系统提供了兼具工程实用性与理论价值的技术路径。

关键词: 通信感知一体化; 参考信号; 协作感知; 低信噪比; 目标模糊

中图分类号: TN915.08

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2026.00549

Integrated sensing and communication mechanism based on B5G/6G reference signals

Sun Chunlei¹, Lu Zhiyi¹, Liu Xuqing², Ding Jiawei¹, Zhang Haijun¹

1. School of Computer & Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

2. Beijing Academy of Science and Technology, Beijing 100094, China

Abstract: Integrated sensing and communication (ISAC) is a key enabler for 6G, aiming to equip wireless networks with sensing capabilities to support applications, such as intelligent transportation and digital twins. However, the present reference signal (RS)-based ISAC mechanisms are unable to strike a balance among sensing accuracy, coverage, and communication quality of service (QoS). The ISAC schemes based on B5G/6G RSs were investigated in this paper. Firstly, a multi-signal fusion and cooperative architecture was proposed to overcome sparse signal placement and enhance sensing coverage and resolution without degrading communication quality. On this basis, a robust parameter estimation algorithm was developed to address challenges including low signal-to-noise ratio (SNR), limited observation samples, and range-velocity ambiguity, significantly improving sensing performance. This demonstrates the feasibility of efficient RS-based ISAC strategies, providing a technically viable and theoretically sound approach for the integration of communication and sensing in 6G.

Key words: ISAC, RS, collaborative sensing, low SNR, target ambiguity

0 引言

随着 5G 网络的全面部署和 6G 愿景的逐步明

晰, 通信系统正从“连接万物”迈向“感知万物”的新阶段。2024 年 11 月 18 日至 22 日, 在美国奥兰多举行的 3GPP 国际标准会议上, 通信感知一体化

收稿日期: 2025-12-10; 修回日期: 2026-02-04

通信作者: 刘旭卿, liuxuqing@bjast.ac.cn

(ISAC, integrated sensing and communication) 信道模型被正式纳入 Release-19 技术蓝图, 标志着 ISAC 技术进入标准化进程, 成为 6G 核心能力之一。这一进展不仅体现了全球产业界对“一网两用”融合架构的共识, 也预示着未来无线网络将具备全域感知、高精度定位与环境重建等全新功能, 为智慧交通、自动驾驶、工业物联网、数字孪生等场景提供关键的技术支撑^[1]。

然而, 在 B5G (beyond 5G)、6G 等通信系统中实现高效 ISAC 仍面临 3 重根本性挑战。1) 感知性能高度依赖大带宽与长时间连续观测, 而通信系统在资源受限条件下优先保障用户吞吐量与服务质量 (QoS, quality of service), 二者在时频资源分配上存在根本性竞争^[2]; 2) 感知要求信号具备强自相关性与周期性以支持高精度参数估计, 而通信信号则强调高随机性与信息熵, 以最大化信息承载能力, 二者波形特性难以在同一信号中协同实现^[3]; 3) 现有物理层帧结构和高层协议机制均围绕通信性能设计, 缺乏对感知任务所依赖的连续观测、高时间分辨率和低时延闭环反馈等关键能力的支持, 难以有效地满足集成感知与通信的需求。上述限制对 ISAC 在现有通信系统中的部署构成了严峻挑战, 亟须在保持与现行标准兼容的前提下, 探索兼顾通信效率与感知精度的高效融合机制。

针对上述挑战, 本文聚焦基于参考信号的 ISAC (RS-ISAC, reference signal-based ISAC) 机制研究。一是, 参考信号是 5G 系统中已有的用于信道估计与相干解调的导频信号, 不会引入额外的感知资源开销, 从而缓解通信与感知功能间的资源竞争; 二是, 参考信号具有优异的自相关特性与确定性结构, 天然适合作为感知探测波形, 能够有效满足感知任务对波形提出的、区别于传统通信的独特需求; 三是, 现有 5G 空口物理层帧结构已支持参考信号与数据信号共存, 为 ISAC 功能的引入提供了良好的兼容性基础, 无须对帧结构进行大规模改动。

具体而言, 本文拟从两个层面开展工作: 其一, 针对现有 5G 系统中参考信号时频资源配置稀疏所导致的感知分辨率与覆盖能力受限问题, 提出多类信号融合与网络化协同的 ISAC 机制, 在保障通信用户 QoS 的前提下, 有效地提升系统的整体感知能力; 其二, 面向通信系统实现感知时普遍存在的低信噪比、小样本观测以及参考信号梳状频谱引发的

目标模糊等难题, 设计高效的目标参数估计算法, 有效地提升感知精度与鲁棒性。

1 基于 5G 参考信号 ISAC 机制现状与挑战

5G 新空口 (NR, new radio) 定义的参考信号由于良好的自相关特性和结构确定性, 被视为 B5G/6G 系统实现 ISAC 最具潜力的技术路径之一, 受到业界的广泛关注。目前, RS-ISAC 研究主要聚焦以下几类参考信号: 探测参考信号 (SRS, sounding RS)、信道状态信息参考信号 (CSI-RS, channel state information RS)、定位参考信号 (PRS, positioning RS) 以及解调参考信号 (DMRS, demodulation RS)^[4]。

实际上, 5G 参考信号早已广泛应用于多基站协同定位技术, 本质上是一种设备依赖型 (device-based) 的广义感知范式。以基于多基站 PRS 到达时间差 (TDOA, time difference of arrival) 的定位机制为例: 用户终端 (UE, user equipment) 发起定位请求后, 5G 核心网调度多个邻近基站向 UE 发送 PRS; UE 基于射频测量 (RFM, radio frequency measurement) 技术对各基站 PRS 的 TDOA 进行测量并上报至定位服务器 (LMF, location management function); LMF 据此计算出用户的位置估计^[5]。然而, 此类设备依赖型感知模式仅能对具备通信能力并主动发起服务请求的 UE 进行定位。相比之下, ISAC 研究致力于突破这一限制, 推动感知范式从 device-based 向无设备感知 (device-free sensing) 演进, 从而实现对环境中的任意目标的普适性感知^[4]。

目前, 关于 RS-ISAC 的研究主要聚焦于感知性能分析和高效参数估计方法。具体而言, 文献[6]聚焦于利用 SRS 实现 ISAC, 通过在收发端引入匹配窗函数, 有效地提升了系统的能量效率与感知精度; 文献[7]系统地评估了基于 CSI-RS 和 DMRS 的距离-速度联合估计性能; 文献[8]推导并分析了 PRS 在距离与速度估计中的克拉美罗界 (CRLB, Cramer-Rao lower bound), 为理论性能极限提供了基准; 针对多径环境中非视距 (NLoS, non-line-of-sight) 引起的异常测距问题, 文献[9]提出了一种高效的异常值抑制算法, 显著地提高了 PRS 辅助定位的鲁棒性与精度; 文献[10]进一步拓展应用场景, 研究了利用同步信号块 (SSB, synchronization signal block) 进行低空无人机监测的可行性, 并深入

分析了该场景中距离和速度估计的CRLB。其中，PRS是专为高精度定位设计的，在子载波配置、时隙聚合、端口数量及梳状谱结构等方面具有更高的灵活性与资源密度，因而通常能提供比SRS、CSI-RS和DMRS等参考信号更精确的定位性能。

上述研究充分验证了RS-ISAC在兼容现有标准和实现感知功能方面的潜力与工程可行性，但普遍忽视了以下关键问题与挑战。

1) 时频资源受限问题：在典型的5G NR系统中，参考信号通常仅占总时频资源的1%~5%，其稀疏的资源开销从根本上限制了感知的时频分辨率与参数估计精度；

2) 梳状频谱引发的目标感知模糊：参考信号在频域常采用梳状（comb-type）结构，即时频资源呈非连续、间隔分布，这种不连续的谱结构会在距离-多普勒域引入周期性模糊，导致虚假目标的产生，进而影响目标检测与参数估计的可靠性；

3) 低信噪比与小样本问题：由于参考信号仅在少量天线端口和离散时频资源单元上传输，且发射功率远低于专用雷达系统（通常受限于通信链路预算），回波信号信噪比（SNR, signal-to noise ratio）显著降低，加之可用观测样本数量有限，严重制约了现有高精度感知和参数估计算法的性能。

针对上述关键问题与挑战，部分学者已开展初步探索。

首先，在通信与感知资源优化方面，文献[11-12]对RS-ISAC的功率和时频资源分配问题进行了研究，以兼顾感知性能提升与资源利用效率。在此基础上，文献[13-14]引入非正交多址（NOMA, non-orthogonal multiple access）技术，进一步提升了系统资源效率。此外，文献[15-16]通过融合多类参考信号与数据信号，扩展可用于感知的时频资源，从而在提升感知性能的同时提高整体资源利用率。尽管上述工作在时域、频域和功率域实现了通感资源的有效协同，但仍受限于单节点可用资源的瓶颈。因此，本文提出了一种网络化协同感知架构，旨在充分发挥5G网络中海量节点的资源优势，显著提升系统级感知性与资源利用效率。

其次，在改善参考信号梳状谱结构导致的目标模糊方面，文献[17-18]通过优化或重构标准梳状参考信号的频域图案，缓解由非连续谱结构引发的距离-多普勒耦合与虚假目标模糊。文献[19]通过改善

参考信号的伪随机序列缓解目标模糊问题。文献[4]提出SRS、PRS、DMRS多类参考信号的协同调度策略，在时频域构建近似连续的等效发射资源映射，从而缓解目标模糊问题，提升感知分辨率。然而，上述研究均须对现有通信标准进行修改，增加了实际部署的复杂度与成本。本文通过在参数估计过程中引入多参数配置架构，无须改动现有空口标准即可有效提升感知性能，兼顾了系统兼容性与实用性。

最后，在低信噪比与小样本条件下的参数估计方面，文献[20-21]提出了采用特征值优化方法（如对角加载（diagonal loading）和收缩估计（shrinkage-based methods））以提升接收信号协方差矩阵的估计性能。然而，这类方法仅通过对特征值进行缩放或平移来提升性能，未对特征向量及其对应的信号子空间与噪声子空间投影矩阵进行有效地修正，因此对多重信号分类（MUSIC, multiple signal classification）等子空间估计算法带来的性能增益有限。文献[22]尝试引入智能学习方法以进一步提升估计精度，但模型复杂度较高，难以满足实际系统的实时性与部署要求。本文提出了一种基于充分统计量的改进MUSIC参数估计方法，用接收信号的充分统计量代替其协方差矩阵，有效抑制噪声子空间向信号子空间的能量泄露，从而显著地提升了小样本与低信噪比条件下的参数估计性能。

综上所述，本文针对单节点感知能力受限与参考信号时频资源高度稀疏的根本瓶颈，在系统地梳理了现有多类参考信号（如，CSI-RS、SRS、PRS）及其与数据信号协作机制的基础上，提出了网络化协同感知架构，通过联合调度基站、用户终端等网络节点的无线资源，提升目标感知分辨率和参数估计可靠性。另一方面，面向低SNR、小样本及梳状谱导致的虚假目标问题，本文设计了基于充分统计量的高效参数估计方法，在有限资源下实现了高精度目标参数提取。上述工作共同构成了从资源协同到算法优化的完整技术路径，为在兼容5G/6G标准的前提下实现高性能ISAC提供了可行方案。

2 面向5G RS-ISAC的协作感知机制

B5G/6G系统中基于参考信号的感知机制面临信号稀疏、单节点资源受限等问题，极大地限制了系统的感知能力。针对上述问题，本文从多参考信号协同、感知与数据信号协同，以及多节点网络化

协同3个维度展开研究。首先，在基于密集时频映射的多参考信号协同感知机制的基础上，提出了一种SSB与PRS分层协作的多参考信号融合感知机制；其次，在现有基于逐点除法的数据与感知信号统一信号处理技术的基础上，进一步提出了基于非正交多址的数据信号与感知信号资源复用和协同机制；最后，在现有多基站协同感知的基础上，进一步提出了一种基站与用户协同的通信感知一体化架构。

2.1 多参考信号协同感知机制

1) 基于密集时频映射的多参考信号协同感知机制

参考信号凭借优良的自相关特性与确定性结构，在感知性能上通常优于数据信号，然而，在时频域的稀疏梳状分布严重制约了感知能力。一方面，若为提升感知性能而过度分配时频资源给某一类参考信号，将挤占数据信道和其他关键参考信号的无线资源，导致系统通信容量和信道估计精度下降；另一方面，梳状谱的非连续采样特性违背奈奎斯特采样准则，不仅会降低距离-多普勒分辨率与动态范围，还易引发距离-多普勒模糊及虚假目标。因此，通过协同调度多类参考信号构建互补的时频映射，可在不显著增加系统开销的前提下提升等效采样密度，有效缓解由稀疏性引起的感知性能瓶颈^[9]。

PRS、CSI-RS、DMRS多参考信号联合的密集时频映射机制^[9]如图1所示。传统的PRS采用梳状谱分布，在时域仅占用部分离散符号，在频域呈周期性稀疏子载波排列，导致信道冲激响应估计分辨率受限，尤其是在高速移动场景中，多普勒频移引起的时频双选择性衰落会进一步加剧距离与速度估

计的模糊性。为解决上述问题，进一步引入DMRS和CSI-RS作为补充。其中，DMRS以高密度簇状结构紧邻数据信号分布，可提供精细的局部信道估计；CSI-RS通过周期性或非周期性宽带扫描覆盖更广频域，获取全局信道状态信息。3者协同配置显著地增强了时频资源的连续性：在频域，DMRS填充PRS间的空子载波，扩展有效带宽；在时域，CSI-RS的周期性插入与PRS突发传输相结合，延长观测窗口。该联合机制不仅提升了等效采样密度，增强了多径时延与多普勒扩展的解析能力，从而实现了更高精度的距离与速度估计，还能有效地抑制模糊效应与虚假目标，同时降低信道估计的均方误差，为高阶调制与波束成形等通信功能提供了更可靠的感知-通信协同基础。

总而言之，该联合DMRS、PRS与CSI-RS的密集时频映射机制通过多信号协同显著地提升了感知资源的密度与连续性，有效地缓解了单一PRS梳状结构引发的距离-速度模糊问题。然而，其性能依赖3类信号在时频域的精确对齐与功率协同，实际中易受覆盖差异、跨载波干扰等因素影响，须进一步引入智能资源调度机制，以提升系统在复杂动态环境中的鲁棒性与感知-通信协同效率。

2) 基于分层协作的多参考信号融合感知机制

5G物理层普遍采用高定向波束成形以提升频谱效率和链路可靠性，波束通常针对特定用户或任务进行精准对准。若直接利用PRS等资源开销较大的参考信号对全向或广域环境进行扫描式感知，将显著占用宝贵的时频资源并引入不必要的功耗与干扰，难以满足系统资源效率要求。为此，本文提出

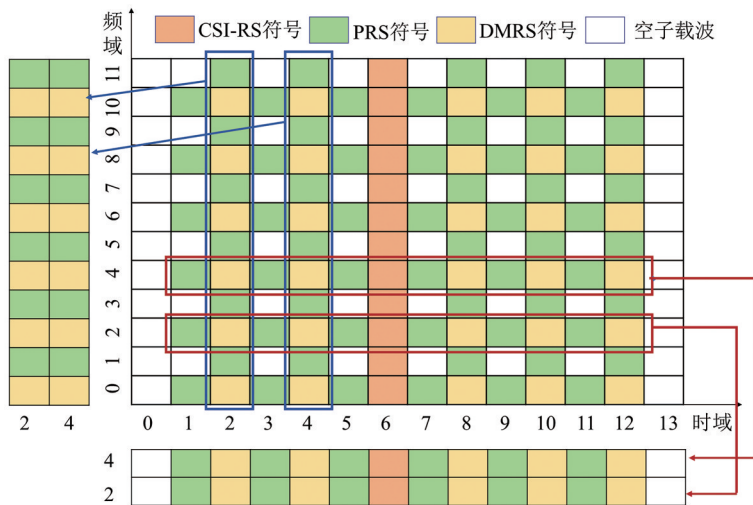


图1 PRS、CSI-RS、DMRS多参考信号联合的密集时频映射机制^[9]

了一种分层协作感知机制，SSB与PRS参考信号分时协作的多参考信号融合感知机制如图2所示。首先，利用SSB信号进行广域、低开销的环境扫描，实现对周边潜在目标的快速发现与粗粒度参数估计（如方位角与大致距离）；在此基础上，根据SSB探测结果动态调度PRS资源，仅在目标所在方向上激活高精度定向感知波束，从而在保障感知性能的同时大幅降低资源消耗；若PRS信号感知的精度和分辨率无法满足当前感知任务需求，可以参考上文所述的密集时频映射型多参考信号协同感知机制，联合PRS、SRS和DMRS等多类参考信号对该目标任务方向进行细粒度感知。该多参考信号分层协作策略有效地兼顾了感知覆盖范围与资源效率，为ISAC系统在高定向波束场景中的高效环境感知提供了可行路径。

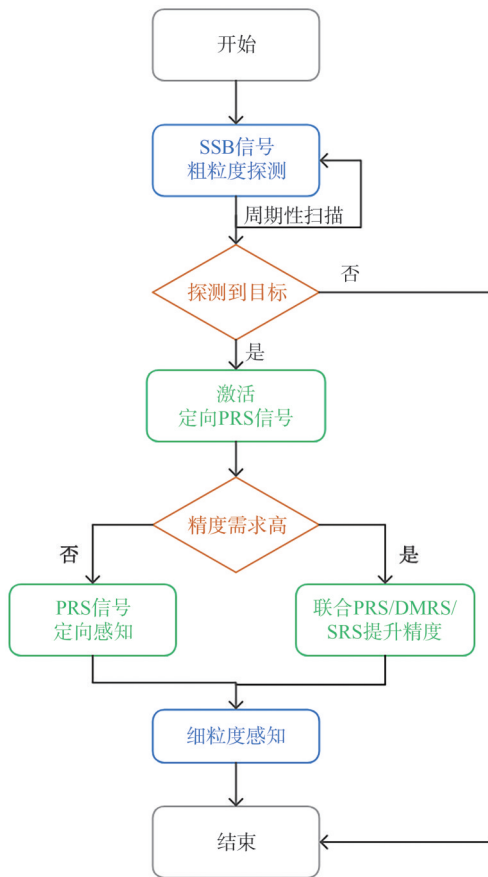


图2 SSB与PRS参考信号分层协作的多参考信号融合感知机制

SSB是5G同步信号的基本单元，主要用于为终端提供初始时间与频率同步以及小区标识信息。SSB在时域持续时间较短，通常为4个正交频分复用（OFDM, orthogonal frequency division multiplex-

ing）符号，重复周期为数十毫秒。通过在频域进行波束扫描，可实现近似全向覆盖，从而支持对周围环境的周期性广域探测，并在较低开销下快速获取潜在目标的粗略方位，例如，车联网（V2X）场景中的邻近车辆、路侧单元或反射体方向。相较之下，PRS是专为高精度定位设计的参考信号，具有强方向性与高资源密度，通过密集的资源单元映射为到达时间差和角度估计等算法提供丰富的测量样本，并且通常采用窄波束成形，在小角度扇区内集中辐射功率，显著地提升了感知信噪比与参数估计精度。但是，PRS信号覆盖范围有限，难以独立完成全局环境扫描，因此，须依赖SSB提供的初步目标方向信息，以提高系统对环境目标的主动感知能力。

2.2 参考信号与数据信号融合感知机制

1) 基于联合接收的参考信号-数据信号感知融合

5G网络中，数据信号通常占据90%~95%的物理层资源，其高密度分布为感知提供了丰富的隐式测量样本。融合参考信号与数据信号实现高效感知的核心在于：完成通信解调后，接收端已知全部发送符号，包括显式配置的参考信号与高置信度恢复的数据符号，从而可基于完整的时频激励信息联合估计信道响应，实现高分辨率目标感知。

记 $(m, n) \in \mathcal{G}$ 为可用的时频资源网格，其中， m 为子载波索引， n 为符号索引，则OFDM系统接收的频域信号可表示为

$$y(m, n) = h(m, n)x(m, n) + w(m, n) \quad (1)$$

其中， $x(m, n)$ 为发送符号， $h(m, n)$ 为包含多径时延与多普勒频移的等效信道， $w(m, n)$ 为噪声分量。

参考信号与数据信号融合感知的核心在于利用全部时频资源（包括参考信号与可靠解调的数据符号）联合估计信道 $h(m, n)$ 。具体而言，在通信解调完成后，重构 $\hat{x}(m, n)$ ，并通过逐点除法获得信道估计

$$\hat{h}(m, n) = \frac{y(m, n)}{\hat{x}(m, n)} \quad (2)$$

对缺失位置采用时频插值补全，形成完整信道矩阵 \hat{H} 。随后，基于傅里叶类变换对回波信号进行处理，从而获得目标的距离-速度联合估计结果，详见第3.1节。

该方法充分利用OFDM时频格栅结构，将数据符号转化为辅助感知资源，在不增加专用感知开

销的前提下，显著地提升了信道采样密度与感知分辨率。

2) 基于非正交多址的参考信号-数据信号感知融合

尽管数据信号凭借其丰富的时频资源可为目标感知提供高密度观测样本，但在移动通信系统中，信号解调不可避免地存在误码，导致基于数据信号的目标参数估计易受误差传播影响，进而降低系统鲁棒性。资源受限背景下，非正交多址 (NOMA, non-orthogonal multiple access) 技术可有效提升系统的无线资源利用效率，即在不减少通信用户资源分配的同时，尽可能地增加感知资源分配。但是，由于 NOMA 技术引入非正交资源复用范式，极易导致通信和感知信号间的互干扰，从而导致系统性能下降^[23]。因此，本文提出了一种半正交多址 (Semi-NOMA) 机制，能够在有效提升系统无线资源利用效率的同时，抑制通信与感知信号间的互干扰。

基于 Semi-NOMA 的 ISAC 系统时频资源配置示意如图 3 所示，本文所提的 Semi-NOMA 通信感知一体化机制将系统频谱划分为 3 个区域：纯通信区、纯感知区和 ISAC 区。在纯通信区与纯感知区，通信信号与感知信号严格正交，避免相互干扰；仅在 ISAC 区内，二者通过 NOMA 实现频域复用。在此架构下，基站下行发送感知信号，其频段覆盖纯感知区与 ISAC 区，并通过接收目标回波实现环境感知；用户上行发送通信信号，占用纯通信区与 ISAC 区，完成与基站的数据传输。由于 NOMA 复用仅限于 ISAC 区，整体系统在保留部分正交性的

同时引入可控干扰，兼顾感知精度与通信可靠性。

基站接收到来自各用户的上行通信信号以及由目标反射形成的感知回波信号后，针对 ISAC 区域中基于 NOMA 复用的通信-感知一体化信号，首先采用串行干扰消除 (SIC, successive interference cancellation) 技术，依次分离并解调其中的强通信信号；随后，将去除通信成分后残留的感知参考信号与纯感知区域 (即仅用于感知的时频资源) 的回波信号进行融合，以实现高效的目标参数估计。本文所提的基于 NOMA 的 ISAC 机制通过在通信资源上叠加或复用感知信号，有效地拓展了可用于感知的资源维度。由于最终的参数估计仅依赖感知信号分量，避免了传统“逐点除法”类统一处理方法中因通信信号解调错误而引发的级联误差，从而能够有效地提升参数估计的鲁棒性与精度。

2.3 网络化协同感知机制

1) 多基站协同感知机制

多基站协作感知是当前 5G 网络中最具实用价值且落地最成熟的 ISAC 应用方向之一，典型代表包括基于 PRS 的多基站协同定位，以及面向低空安防的多基站无人机“黑飞”监测^[24]。根据通-感资源协同与耦合的深度，现有多基站协同感知机制应用和研究可以分为 3 个层级。

第一，系统调度型多基站协作感知：各基站在 LMF 功能实体的调度下协同向目标终端发送 PRS 等参考信号，并依赖终端上报的测量结果计算目标终端位置估计，典型如 5G 多基站 PRS 定位^[25]。

第二，智能自治型多基站协同感知：各基站具

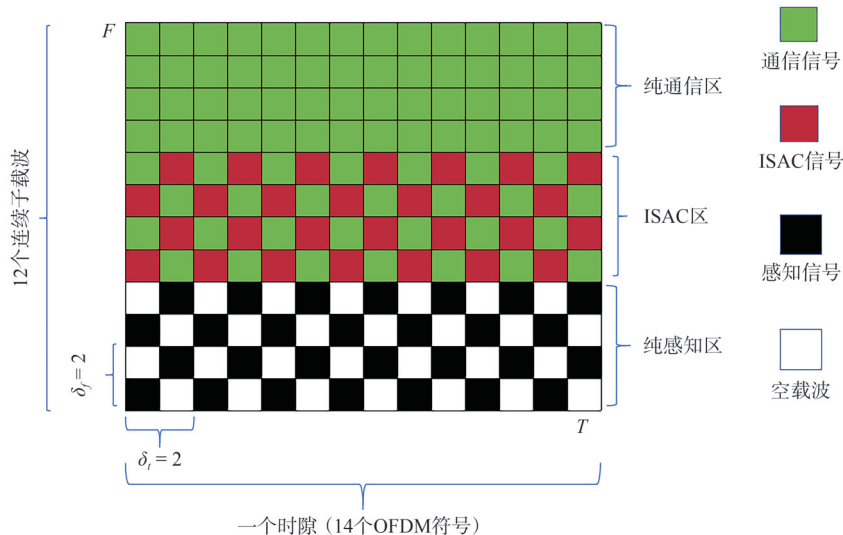


图 3 基于 Semi-NOMA 的 ISAC 系统时频资源配置示意

备边缘智能与局部协同能力，可在网络边缘自主协同波束指向、时频资源与功率分配，实现对非合作目标的动态联合探测，体现“感知能力下沉”与“决策智能化”特征，典型如5G多基站无人机“黑飞”监测^[26]。

第三，通信感知融合型多基站协同感知：各基站深度融合通信与感知功能，不仅共享信道状态信息与感知回波信息，还在统一框架下联合优化波束成形、功率分配与时频资源调度，在实现多点协作（CoMP, coordinated multi-point）通信的同时，协同对兴趣目标进行感知^[27]。进一步地，通信信号可直接作为感知探测波形，感知结果亦可用于动态调整CoMP协作策略，实现双功能性能的闭环协同与帕累托增益。此类架构代表了通信感知一体化从“共存”走向“共生”的高级形态，是面向6G智能网络的核心使能方向。

2) 基站-用户协同感知机制

相较于雷达等传统专用感知系统，基于通信基础设施的ISAC在发射功率、波形自由度及天线孔径等方面存在天然不足。但是，B5G/6G网络的核心优势在于海量分布式用户终端，这些终端天然具备射频收发、计算与移动感知能力，可作为动态、泛在的“感知节点”融入网络。将用户终端深度引入ISAC架构，是释放未来网络原生感知潜力的关键。

目前，通信用户参与系统感知主要面临两大难点问题。

第一，用户参与意愿与资源代价问题：感知任务会占用终端的无线时频资源、能耗及硬件处理能力，可能影响其通信QoS。为激励用户主动协作，须设计合理的激励兼容机制。典型策略包括：为参与感知的用户提供优先调度、增强型QoS保障、数据流量奖励（可视为“感知积分”或虚拟货币），或在隐私可控前提下提供个性化服务回馈。

第二，基站-用户感知的协同机制设计：5G NR定义了严格的上下行物理信道结构与帧时序规范，基站与用户终端协同感知必须在此既定框架内实现无线资源、信号波形与数据融合的有序协同，方能在保障通信QoS的前提下，发挥基站及用户终端网络化协同感知优势。其核心在于突破传统“基站单向服务用户”或“用户完全自治”的割裂感知范式，构建跨层、双向、任务驱动的协同感知闭环。

关于用户参与的ISAC架构主要集中在用户分

布式自组织协同感知方面，即用户终端在无网络显式控制下，自主采集局部环境信息，并通过5G NR sidelink、设备到设备（D2D, device-to device）、自组织多跳网络等终端直连机制，将感知数据共享至邻近节点，从而构建去中心化的“群体智能感知”网络^[28]。此类方法虽能利用终端泛在性实现局部覆盖，但其核心局限在于仅依赖终端间的数据共享，未能在5G NR既定帧结构与资源调度体系下有效融合基站的全局控制能力，难以支撑高精度、强实时或任务导向的感知需求。

针对上述瓶颈，本文提出了一种有效兼容5G NR帧结构的中心化调度型基站-用户协同感知架构。该机制中，基站作为协同控制节点，严格遵循NR定义的上下行帧结构与时序关系，并通过系统信息块（SIB, system information block）或无线资源控制（RRC, radio resource control）信令动态地配置感知资源。

具体而言，基站根据小区通信与感知任务需求，结合用户终端上报的硬件能力、剩余电量、定位支持能力及感知参与意愿等参数，从连接态用户中动态遴选适配终端作为感知锚点。在此基础上，在保障各感知锚点用户通信QoS的前提下，基站灵活地调度其部分时频资源用于承载PRS等感知参考信号。感知锚点在其当前激活的部分带宽（BWP, bandwidth part）内接收来自基站的通信-感知信号，并对感知信号进行多径时延、多普勒频移、到达角等特征的粗粒度提取，随后将测量结果通过上行控制或数据信道反馈至基站。最终，基站在网络侧融合多用户测量数据，完成目标参数的联合估计与环境重构。

基站与用户协同的ISAC系统框图如图4所示，所提基站与用户协同ISAC架构的具体流程如下：1) 基站的策略生成模块从基站所服务的用户终端中选择一部分用户作为感知锚点，为每个作为感知锚点的用户终端生成感知参考信号时频资源调度策略，将时频资源调度策略传递至基站的调度模块；2) 基站的调度模块生成时频资源调度策略的调度信息和信令，将调度信息和信令传输至用户终端的调度模块实现基站与用户间的信息交互；3) 基站的策略执行模块根据时频资源调度策略，通过对通信信号与感知参考信号的时频资源复用，生成通信感知一体化信号，将通信感知一体化信号传输至用户终端的策略执行模块；4) 用户终端的策略执行模块根据接

收的调度信息和信令，从通信感知一体化信号中分离出通信信号与感知参考信号，将分离出的通信信号与感知参考信号传递至用户终端的数据处理模块；5) 用户终端的数据处理模块对接收到的感知参考信号进行时延、多普勒频移和相位特征参数测量，对接收到的通信信号进行解调，将感知参考信号的特征参数传输至基站的数据处理模块中，通过对感知参考信号的特征参数进行感知数据汇聚，获得汇聚结果，根据汇聚结果，估计目标的位置和速度参数。

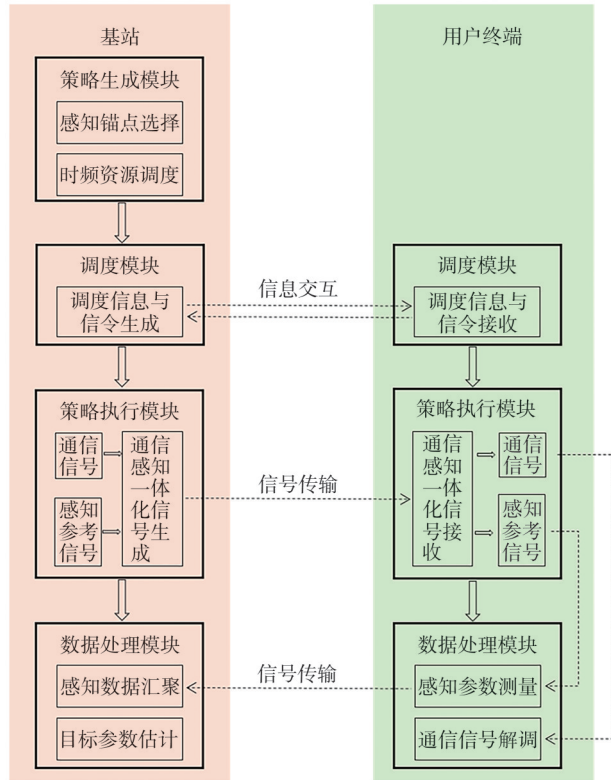


图4 基站与用户协同的ISAC系统框图

基站与用户协同的ISAC性能分析如图5所示，展示了在所提网络化协同感知方案下，PRS的目标距离与速度估计性能，其中， R 表示被选为感知锚点的用户数量。观察发现，相较于完全随机或周期性选择感知锚点的基准方案，所提方法显著降低了距离和速度估计的均方根误差（RMSE, root mean square error），充分验证了其在提升系统感知精度方面的有效性。

3 面向5G RS-ISAC的高效参数估计方法

3.1 OFDM系统下的距离-速度联合估计方法

在B5G/6G系统中，通常采用以OFDM为代表

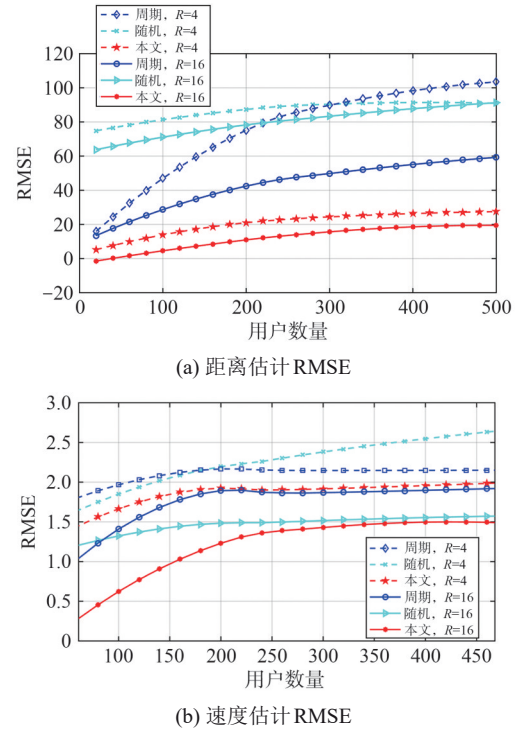


图5 基站与用户协同的ISAC性能分析

的多载波波形承载通信与感知信号。这类波形在结构上与传统雷达常用的线性调频（LFM, linear frequency modulation）或相位编码（PC, phase coding）等典型波形存在显著差异。因此，在借鉴传统雷达信号处理及目标参数估计技术的同时，须结合OFDM系统的特性，选择或设计更适配的目标参数估计方法。

本文借鉴正交时频空（OTFS, orthogonal time frequency space）系统在时延-多普勒域信号处理中的思想，引入对称短时傅里叶变换（SFFT, symplectic finite Fourier transform），将接收到的目标回波信号从时频域映射至时延-多普勒域，从而提取目标的距离与速度信息，具体过程如下。

首先，根据式(2)所示的逐点除法得到感知信道估计值为

$$\hat{h}_s(m, n) = \sum_{i=1}^I h_{s,i} \sqrt{p_s} e^{-j2\pi m \Delta f \tau_i} e^{j2\pi f_{d,i} n T_s} + w(m, n) \quad (3)$$

其中， p_s 表示感知参考信号的发射功率， Δf 表示子载波间隔， T_s 表示OFDM符号周期， $n \in \mathcal{N}_s$ 表示感知参考信号的OFDM符号索引， $m \in \mathcal{M}_n$ 表示在梳状谱配置下OFDM符号 n 处的感知参考信号子载波索引， $h_{s,i}$ 、 τ_i 和 $f_{d,i}$ 分别表示第 i 个目标回波的信道增益、时延和多普勒频移， $w(m, n)$ 表示噪声分量。

\mathcal{N}_s 表示感知符号集合, \mathcal{M}_n 表示梳状谱样式下第 n 个符号时用于感知的子载波集合。

然后, 引入SFFT将时频域信道响应 $\hat{h}_s(m, n)$ 变换到时延-多普勒域为

$$g_s(k, l) = \sum_{n \in \mathcal{N}_s} \sum_{m \in \mathcal{M}_n} \hat{h}_s(m, n) e^{\frac{j2\pi ml}{M}} e^{-\frac{j2\pi nk}{N}} \quad (4)$$

其中, k 和 l 分别表示多普勒频移分量和时延分量索引, M 和 N 分别表示总子载波数和符号数。

在此基础上, 搜索 $g_s(k, l)$ 幅度最大的 K 个峰值点, 其对应的索引 k 和 l 分别代表目标的多普勒偏移和时延索引, 并根据式(5)和式(6)得到 I 个目标的距离-速度联合估计值。

$$\hat{R}_i = \frac{c\hat{l}_i}{2\Delta f M_s} \quad (5)$$

$$\hat{v}_i = \frac{c\hat{k}_i}{2f_c T_s N_s} \quad (6)$$

其中, \hat{l}_i 和 \hat{k}_i 分别表示 $g_s(k, l)$ 第 i 个峰值的时延和多普勒偏移索引, 相应地 \hat{R}_i 和 \hat{v}_i 分别表示第 i 个目标的距离和速度估计; 此外, c 表示光速, f_c 表示载波中心频率, N_s 和 M_s 分别表示感知参考信号实际分配的OFDM符号和子载波数量。

为验证SFFT在RS-ISAC系统中的有效性, 本文设定基于5G NR的PRS, 对距离分别为800 m、1 000 m、1 300 m、1 700 m和2 000 m, 速度分别为6 m/s、10 m/s、17 m/s和30 m/s的多个目标进行检测。基于SFFT的多目标距离-速度联合估计如图6所示, 存在大量非真实目标对应的虚假峰值(即“假峰”), 导致目标检测出现严重模糊。尽管5G NR的参考信号在感知应用中具有优势, 如较高的发射功率和优于数据信号的自相关性能, 但其稀疏梳状结构会引发严重的频谱复制和周期性混叠效应, 从而在时延-多普勒域产生显著的虚假响应, 造成目标识别的歧义。

为有效缓解上述问题, 本文提出了一种基于先验信息辅助的改进方法。具体流程如下: 首先, 利用SFFT技术将接收到的时频域信号变换到时延-多普勒域; 然后, 将目标距离和速度先验值以及相应的误差容受范围(例如, 误差在 ± 500 m和 ± 2 m/s范围内)映射到时延-多普勒域, 得到谱函数搜索区间; 最后, 在搜索区间内对SFFT谱函数进行峰值搜索, 得到目标时延-多普勒估计, 并映射为距离-速度估计值。先验信息辅助的SFFT多目标距离-速

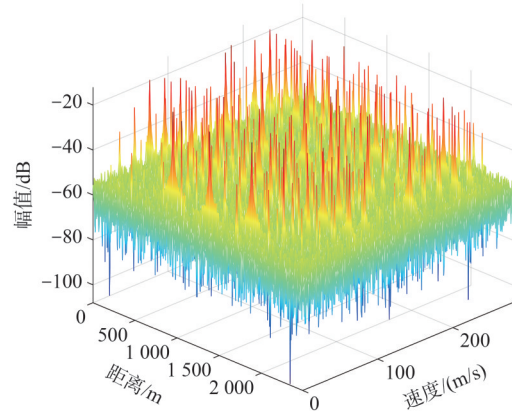


图6 基于SFFT的多目标距离-速度联合估计

度联合估计如图7所示, 引入距离与速度先验知识后, 能够显著抑制伪峰, 提升多目标联合估计的准确性与检测可靠性。

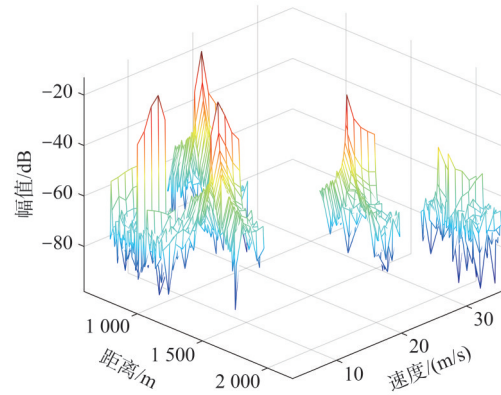


图7 先验信息辅助的SFFT多目标距离-速度联合估计

综上所述, SFFT能有效实现时频域到时延-多普勒域的参数映射, 进而完成目标参数估计。但是, 在采用稀疏RS时须警惕频谱混叠带来的歧义问题。通过引入先验信息进行合理约束, 可以显著地抑制伪峰, 从而提高系统的检测可靠性与抗混叠能力, 为后续信号设计与估计算法的优化提供了实用参考。

3.2 低信噪比环境中的目标方位估计方法

在B5G/6G等以通信为中心的ISAC系统中, 由于时频资源有限、双功能资源竞争激烈, 以及发射功率显著低于传统雷达系统, 容易带来目标感知样本数据不足和回波信号接收信噪比低的问题。这会导致接收信号协方差矩阵的估计出现偏差, 具体表现为噪声与信号协方差分量及噪声方差偏离真实期望值, 进而引发噪声能量向信号子空间泄露, 最终造成MUSIC等子空间类参数估计算法的性能显著下降。

针对这一挑战, 本文提出了一种基于充分统计

量理论的 MUSIC (SS-MUSIC, sufficient statistic-based MUSIC) 算法, 核心思想在于利用接收信号的充分统计量代替传统 MUSIC 算法中的接收信号协方差矩阵, 有效地抑制了噪声子空间向信号子空间的能量泄露, 从而显著地提升了小样本与低信噪比条件下的参数估计性能。

首先, 传统 MUSIC 算法的核心是对接收信号协方差矩阵 \mathbf{R}_{yy} 进行空间谱分析。实际操作中, 通常会使用协方差矩阵的估计值 $\widehat{\mathbf{R}}_{yy} = 1/M \cdot \sum_{m=1}^M \mathbf{y}[m] \mathbf{y}^H[m]$, 其中, $m = 1, 2, \dots, M$ 表示样本计数。当样本数据较大时, 由于信号与噪声相互独立, 有 $\widehat{\mathbf{R}}_{yy} \approx \mathbf{R}_{yy}$; 然而, 当样本数据较小时, 噪声引入的干扰无法忽略, 协方差矩阵估计偏离真值。因此, 数据样本较小时, 尤其是信噪比较低时, MUSIC 算法会受到噪声项的干扰, 算法的目标角度估计性能会显著下降。

本文所提的 SS-MUSIC 算法引入接收信号 \mathbf{y} 的充分统计量, 即接收信号与发送信号间的互协方差矩阵 \mathbf{R}_{yx} 的估计为

$$\widehat{\mathbf{R}}_{yx} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathbf{y}[m] \mathbf{x}^H[m] = \sqrt{p_t} \mathbf{A}(\theta) \Xi \mathbf{D}^T(\theta) \widehat{\mathbf{R}}_{xx} + \mathbf{N} \quad (7)$$

其中, p_t 是信号发射功率, $\mathbf{D}(\theta)$ 和 $\mathbf{A}(\theta)$ 分别表示发送和接收阵列响应矩阵, θ 表示 I 路信号的到达角, $\widehat{\mathbf{R}}_{xx}$ 表示发送信号的协方差矩阵估计量, \mathbf{N} 表示噪声项, 详细推导过程参见文献[3]。与接收信号协方差矩阵估计量 $\widehat{\mathbf{R}}_{yy}$ 相比, 接收信号充分统计量 $\widehat{\mathbf{R}}_{yx}$ 包含更少的信号噪声协方差分量和噪声方差分量, 因而能在特征值分解过程中有效地抑制噪声向信号子空间的泄露, 从而提升子空间类参数估计算法的精度

进一步地, 对协方差矩阵进行特征值分解, 得到 $\widehat{\mathbf{R}}_{yx} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^H$ 。其中, 酉矩阵 \mathbf{U} 为 $\widehat{\mathbf{R}}_{yx}$ 的特征向量矩阵, 对角矩阵 $\mathbf{\Sigma}$ 是 $\widehat{\mathbf{R}}_{yx}$ 的特征值矩阵。 $\widehat{\mathbf{R}}_{yx}$ 可以表示为信号分量和噪声分量的和, 因此可以进一步得到

$$\widehat{\mathbf{R}}_{yx} = \mathbf{U}_s \mathbf{\Sigma}_s \mathbf{V}_s^H + \mathbf{U}_n \mathbf{\Sigma}_n \mathbf{V}_n^H \quad (8)$$

其中, $\mathbf{U}_s \mathbf{\Sigma}_s \mathbf{V}_s^H$ 和 $\mathbf{U}_n \mathbf{\Sigma}_n \mathbf{V}_n^H$ 分别表示信号子空间和噪声子空间, 信号子空间的维度理论上等于独立信号源的数量 I , 其中, $\mathbf{\Sigma}_s$ 是由 $\mathbf{\Sigma}$ 中最大的 I 个特征值构成的对角矩阵, \mathbf{U}_s 和 \mathbf{V}_s 则分别表示相应的 I 个特征向量, 特征值和特征向量分别对应于信号子空间的

权值和方向; 同理, $\mathbf{\Sigma}_n$ 、 \mathbf{U}_n 和 \mathbf{V}_n 则由剩余的特征值和特征向量组成, 对应于噪声子空间的权值和方向。

在此基础上, 利用信号子空间和噪声子空间的正交特性, 定义 MUSIC 空间谱函数为

$$P_{\text{MUSIC}}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}(\theta) \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{a}^H(\theta)} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{a}(\theta)$ 是关于任一目标到达角 θ 的导向矢量。通过计算 $P_{\text{MUSIC}}(\theta)$ 并搜索谱函数的峰值位置, 获得到达角 θ 。

最后, 为验证所提 SS-MUSIC 算法的有效性, 本文采用 PRS 进行目标感知和角度估计, 考虑 OFDM 符号数仅为 200 的小样本场景, 设置发送天线数与接收天线数均为 16, 中心载频为 2.4 GHz, 默认发射端 SNR 设为 75 dB (距离基站 200 m 的双程自由空间路径损耗和物体散射条件下, 对应接收端 SNR 约为 -30 dB)。

不同 SNR 下 SS-MUSIC 与现有算法的角度估计性能对比如图 8 所示, 通过与传统 MUSIC、最大似然估计 (MLE, maximum likelihood estimation)、旋转不变技术估计信号参数 (ESPRIT, estimation of signal parameters via rotational invariance techniques) 以及引入空间平滑 (SM, spatial smoothing) [29] 和伪噪声重采样 (PR, pseudo-noise resampling) [30] 改进的 MUSIC 和 ESPRIT 方法进行对比可以发现: 在 SNR 较低的场景中, SS-MUSIC 的角度估计均方误差 (MSE, mean squared error) 显著低于传统 MUSIC 和 MLE 算法; 随着 SNR 逐渐增加, 3 者的角度估计 MSE 均逐渐逼近克拉美罗下界。

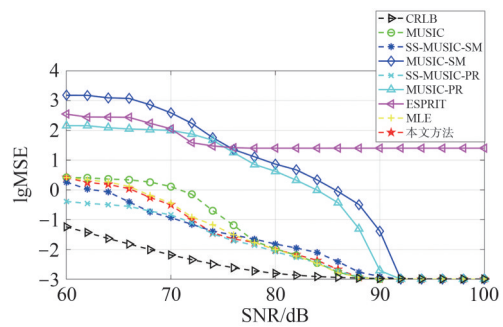


图 8 不同 SNR 下 SS-MUSIC 与现有算法的角度估计性能对比

综上所述, 本文所提的 SS-MUSIC 在低信噪比和小样本条件下展现出显著的估计准确性优势; 而在高信噪比场景中, 其性能与经典高分辨率算法趋于一致, 验证了其在资源受限 ISAC 系统中的实用价值。

3.3 梳状谱条件下的目标模糊抑制与高效参数估计方法

MUSIC算法具备超分辨率特性，相较于基于傅里叶变换的技术，它不仅能够提供更高的角度分辨率，还在抑制目标模糊方面表现出显著优势。然而，在采用具有梳状谱结构特征的参考信号进行感知的ISAC场景中，MUSIC算法仍然面临速度和距离估计模糊的问题，性能受到子载波间隔和梳状谱大小等关键系统参数的显著影响。一方面，减小子载波间隔可提升频域采样密度，从而扩展无模糊距离范围，有效地缓解距离估计模糊；但由此带来的OFDM符号周期延长，导致了多普勒分辨率下降，从而加剧了速度模糊。另一方面，减小梳状谱大小能够增加时域符号数量或等效观测样本数，从而减轻速度估计模糊。

针对上述问题，本文提出了一种通过结合多种子载波间隔与梳状谱大小配置来提升SS-MUSIC算法在梳状谱条件下目标参数估计性能的方法。具体而言，基于多子载波间隔与梳状谱大小配置的距离-速度联合估计性能如图9所示，2/3的子载波采用60 kHz的子载波间隔和梳状谱大小为4的配置

(标记为“60 kHz+Comb-4”)，剩余1/3的子载波使用15 kHz的子载波间隔和梳状谱大小为2的配置(标记为“15 kHz+Comb-2”)。观察结果显示，蓝色实线所示的“60 kHz+Comb-4”配置下，距离谱函数表现出明显的周期性重叠现象，导致虚假目标的出现，进而引起显著的距离模糊。然而，借助于绿色虚线所示的“15 kHz+Comb-2”配置，可以有效地消除虚假目标。类似地，在速度估计过程中，采用该组合配置同样能够显著地减少虚假目标的干扰，抑制目标速度估计模糊。

综上所述，通过合理地设计子载波间隔与梳状谱大小的组合配置，可有效地抑制距离与速度估计中的模糊效应，进而提升本文所提的SS-MUSIC算法在复杂信号环境中的参数估计性能。

4 结束语

本文围绕B5G/6G中基于参考信号的ISAC机制展开深入研究，旨在兼容现有5G NR标准的前提下，实现通信与感知功能的高效融合。一方面，通过构建融合多类参考信号并支持网络化协同的ISAC架构，有效地缓解了因参考信号稀疏配置所导致的感知分辨率不足与覆盖范围受限等问题，在保障通信服务质量的同时显著地提升了系统的整体感知能力；另一方面，针对资源受限场景中面临的低信噪比、小样本观测以及梳状频谱结构引发的距离-速度耦合模糊等关键挑战，本文提出了两种改进方法：一是基于充分统计量理论的改进型MUSIC参数估计方法，二是结合多子载波间隔与梳状谱配置优化的距离-速度联合估计算法，显著地提高了感知精度与鲁棒性。本文为未来6G网络中高效、智能、协同的ISAC系统设计提供了理论支撑与可行技术路径，并有望在智能交通、数字孪生等新兴应用中发挥重要作用。

参考文献：

- [1] Wei Z Q, Qu H Y, Wang Y, et al. Integrated sensing and communication signals toward 5G-A and 6G: a survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(13): 11068-11092.
- [2] Zhang J A, Liu F, Masouros C, et al. An overview of signal processing techniques for joint communication and radar sensing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2021, 15(6): 1295-1315.
- [3] Sun C L, Zhang H J, Liu X Q, et al. AoA estimation using suffi-

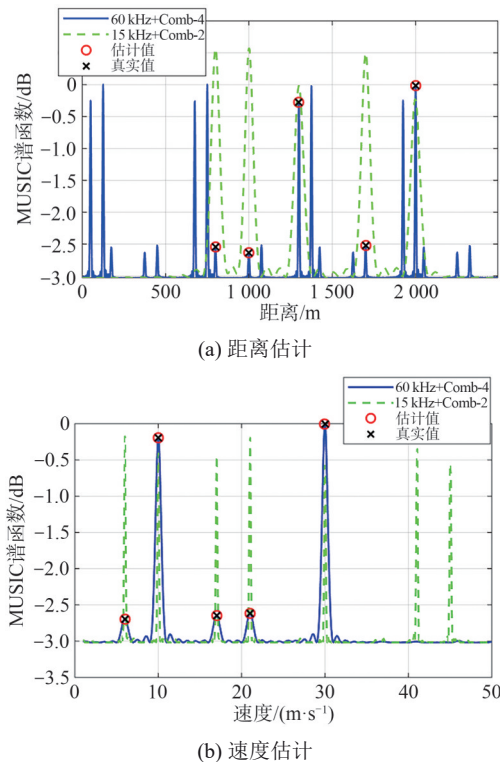


图9 基于多子载波间隔与梳状谱大小配置的距离-速度联合估计性能

- cient statistic-based MUSIC algorithms for low SNR[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, PP(99): 1-6.
- [4] Wei Z Q, Li F Y, Liu H T, et al. Multiple reference signals collaborative sensing for integrated sensing and communication system towards 5G-A and 6G[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(10): 15185-15199.
- [5] 3GPP. NR physical layer measurements: TS 38.215[S]. Valbonne: 3GPP, 2021.
- [6] Ma Y H, Yuan Z F, Xia S Q, et al. Energy-efficient integrated sensing and communication system with DNLFM waveform[C]//*Proceedings of the 2024 IEEE 99th Vehicular Technology Conference (VTC2024-Spring)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.
- [7] Ma L, Pan C K, Wang Q X, et al. A downlink pilot based signal processing method for integrated sensing and communication towards 6G[C]//*Proceedings of the 2022 IEEE 95th Vehicular Technology Conference (VTC2022-Spring)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-5.
- [8] Wei Z Q, Wang Y, Ma L, et al. 5G PRS-based sensing: a sensing reference signal approach for joint sensing and communication system[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(3): 3250-3263.
- [9] Khosroshahi K, Sehier P, Mekki S, et al. Localization accuracy improvement in multistatic ISAC with LoS/NLoS condition using 5G NR signals[C]//*Proceedings of the 2025 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-6.
- [10] Jopanya P, Osorio D P M. Utilizing 5G NR SSB blocks for passive detection and localization of low-altitude drones[C]//*Proceedings of the 2025 IEEE 26th International Workshop on Signal Processing and Artificial Intelligence for Wireless Communications (SPAWC)*. Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-5.
- [11] Zhao Q M, Tang A M, Wang X D. Reference signal design and power optimization for energy-efficient 5G V2X integrated sensing and communications[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2023, 7(1): 379-392.
- [12] Hsu H W, Lee M C, Gu M X, et al. Analysis and design for pilot power allocation and placement in OFDM based integrated radar and communication in automobile systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(2): 1519-1535.
- [13] Mu X D, Wang Z L, Liu Y W. NOMA for integrating sensing and communications toward 6G: a multiple access perspective[J]. 2024, 31(3): 316-323.
- [14] Zhang C, Yi W Q, Liu Y W, et al. Semi-integrated-sensing-and-communication (semi-ISAC): from OMA to NOMA[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(4): 1878-1893.
- [15] Wypich M, Zielinski T P. OFDM-based passive radar using reference signals and user data[C]//*Proceedings of the 2025 IEEE Radar Conference (RadarConf25)*. Piscataway: IEEE Press, 2025: 847-852.
- [16] Özbay E, Bishoyi P K, Petrova M. Empowering 5G PRS-based ISAC with compressed sensing[C]//*Proceedings of the 2024 IEEE 25th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 341-345.
- [17] Zhang R, Tsai S, Chou T H, et al. OFDM reference signal pattern design criteria for integrated communication and sensing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(6): 7389-7404.
- [18] Golzadeh M, Tirola E, Talvitie J, et al. Joint sensing and UE positioning in 5G-6G: PRS range estimation with suppressed ambiguity[C]//*Proceedings of the 2024 IEEE Radar Conference (RadarConf24)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.
- [19] Wei Z Q, Mei D Y, Wang L, et al. Coprime sensing reference signal design based on zadoff-Chu sequence and index modulation for uplink ISAC system[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025. DOI:10.1109/TVT.2025.3604403.
- [20] Carlson B D. Covariance matrix estimation errors and diagonal loading in adaptive arrays[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1988, 24(4): 397-401.
- [21] Chen Y L, Wiesel A, Eldar Y C, et al. Shrinkage algorithms for MMSE covariance estimation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(10): 5016-5029.
- [22] Papageorgiou G K, Sellathurai M, Eldar Y C. Deep networks for direction-of-arrival estimation in low SNR[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 3714-3729.
- [23] Zhao B, Ouyang C, Zhang X, et al. Downlink and uplink NO-MA-ISAC with signal alignment[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(10): 15322-15338.
- [24] Gao W Q, Zhang Q X, Ma D Y, et al. Collaborative ISAC enabled multi-beam and power allocation scheme for differentiated QoS of sensing[C]//*Proceedings of the 2024 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 968-973.
- [25] 姜永, 高娴, 武帅. 3GPP 5G-Advanced 定位信令路径优化方案[J]. *移动通信*, 2023, 47(1): 77-82.
- Jiang Y, Gao X, Wu S. Positioning signaling path optimization in 3GPP 5G-advanced[J]. *Mobile Communications*, 2023, 47(1): 77-82.
- [26] 陈佳彬, 王朝炜, 庞明亮, 等. 基于 OTFS 的通感一体化主动信道感知与低空多目标探测[J]. *物联网学报*, 2024, 8(3): 91-101.
- Chen J B, Wang C W, Pang M L, et al. OTFS-based ISAC for active channel sensing and low-altitude multi-target detection[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2024, 8(3): 91-101.
- [27] Niu Y Y, Wei Z Q, Song Z Q, et al. Energy-efficient interference cancellation for coordinated multi-point ISAC systems[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2025, 9(4): 1769-1782.
- [28] Li B W, Wang X B, Fang F. Maximizing the value of service provisioning in multi-user ISAC systems through fairness guaranteed collaborative resource allocation[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2024, 42(9): 2243-2258.
- [29] Li J, Zou L, Pang C C, et al. 2D angle estimation based on block

spatial smoothing interpolation method[C]//Proceedings of the 2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1140-1145.

- [30] Shaghghi M, Vorobyov S A. Subspace leakage analysis and improved DOA estimation with small sample size[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(12): 3251-3265.

[作者简介]



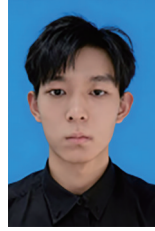
孙春蕾(1992-), 女, 博士, 北京科技大学计算机与通信工程学院讲师, 北京市科学技术协会青年托举人才, 主要研究方向为通信感知一体化、B5G/6G、车联网。



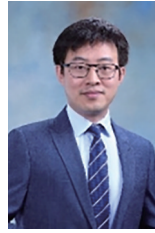
卢祉伊(2007-), 女, 北京科技大学计算机与通信工程学院在读, 主要研究方向为通信与感知一体化、无线通信。



刘旭卿(1992-), 男, 博士, 北京市科学技术研究院研究员, 主要研究方向为智能感知、大语言模型应用、多模态大模型。



丁佳伟(2007-), 男, 北京科技大学计算机与通信工程学院在读, 主要研究方向为通信与感知一体化、无线通信。



张海君(1986-), 男, 博士, 北京科技大学计算机与通信工程学院教授, 国家杰出青年科学基金获得者、IEEE Fellow, 智能科学与技术学院院长、中国电子学会理事、中国通信学会理事/会士、中国电子学会青年科学家俱乐部轮值主席、中国通信学会青年工作委员会副主任委员。主要研究方向为6G网络、通信感知一体化网络、卫星网络。