

# 面向毫米波混合阵列上行感知的鲁棒异步张量估计架构

王华华<sup>1</sup>, 张能<sup>1</sup>, 杨洲<sup>1</sup>, 张云东<sup>2</sup>

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 云南昆船设计研究院有限公司, 云南 650051)

**摘要:** 针对毫米波混合阵列上行感知中原始观测维度受限及收发时钟异步引入的载波频率与定时偏移问题, 提出一种基于正则化信号比值和张量稀疏重构的多维参数估计与自动配对方法, 并构建了相应的鲁棒异步张量估计架构。该架构通过时分波束扫描构建虚拟全数字观测以恢复空间采样自由度, 并从上行数据中提取主导参考路径形成参考信号; 进一步引入噪声功率感知的正则化信号比值模型, 以抑制异步相位影响和比值运算引起的重尾噪声放大。随后将等效观测组织为空间-频率-时间三阶张量, 并结合解耦子空间估计与张量稀疏重构实现AoA、时延和多普勒参数的低复杂度估计与自动配对。仿真结果表明, 该架构在重尾噪声与严重异步条件下仍保持稳定检测与参数估计性能, 在-5 dB时有效检测率超过90%, 在中高信噪比区间内超过99%的估计样本收敛至毫米级精度(距离误差小于0.02m, 速度误差小于0.01m/s)。

**关键词:** ISAC; 混合阵列; 毫米波; 上行感知; 参数估计; 张量代数

**中图分类号:** TN929.5

**文献标志码:** A

## Robust Asynchronous Tensor Estimation Architecture for mmWave Hybrid Array Uplink Sensing

WANG Huahua<sup>1</sup>, ZHANG Neng<sup>1</sup>, YANG Zhou<sup>1</sup>, ZHANG Yundong<sup>2</sup>

1. School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

2. Yunnan Kunchuan Design and Research Institute Co., Ltd., Yunnan 650051, China

**Abstract:** To address the limited dimensionality of raw observations in millimeter-wave hybrid-array uplink sensing and the carrier-frequency and timing offsets caused by clock asynchrony, a robust asynchronous tensor estimation architecture based on a regularized signal ratio and tensor sparse reconstruction was proposed. Virtual fully digital observations were constructed through time-division beam scanning, and a dominant reference path was extracted from uplink data to form a reference signal. A noise-power-aware regularized signal-ratio model was introduced to suppress asynchronous phase interference and mitigate heavy-tailed noise amplification caused by ratio operations. The equivalent observations were then organized into a third-order space-frequency-time tensor, and low-complexity estimation and automatic pairing of the angle of arrival (AoA), delay, and Doppler parameters were achieved via decoupled subspace estimation and tensor sparse reconstruction. Simulation results showed that the proposed architecture maintained stable detection and estimation performance under heavy-tailed noise and severe asynchronous conditions, achieved an effective detection rate above 90% at -5 dB, and enabled more than 99% of estimates to converge to millimeter-level accuracy in the medium-to-high SNR regime. The proposed architecture provides a robust and low-complexity solution for asynchronous millimeter-wave uplink sensing.

**Keywords:** Integrated Sensing and Communication, Hybrid Array, Millimeter Wave, Uplink Sensing, Parameter Estima-

收稿日期: XXXX-XX-XX; 修回日期: XXXX-XX-XX

通信作者: 张能, n.zhangcn@outlook.com

基金项目: 重庆市自然科学基金创新发展联合基金(中国星网)资助项目(No.CSTB2023NSCQ-LZX0114)

**Foundation Items:** Chongqing Natural Science Foundation Innovation and Development Joint Fund (China Star Network) (No. CSTB2023NSCQ-LZX0114)

tion, Tensor Algebra.

## 0 引言

通信感知一体化 (integrated sensing and communication, ISAC) 作为 6G 的关键技术, 正推动移动网络向感知移动网络 (perceptive mobile networks, PMN) 演进<sup>[1]</sup>。PMN 聚焦于以数据通信为核心的移动网络, 视传感部分为建立移动网络之外的补充, 其支持三种以通信为中心的传感: 上行传感、下行主动传感和下行被动传感。其中, 上行链路感知利用用户终端信号进行环境探测, 因无需全双工硬件且能避免自干扰而备受关注<sup>[2]</sup>。

在此背景下, 毫米波凭借其极短波长和大带宽的物理优势, 为 ISAC 系统提供了天然的高分辨率感知能力。一方面, 可在有限空间内部署大规模阵列以提升到达角度 (angle of arrival, AoA) 估计的分辨率; 另一方面, 宽带传输使得多普勒和时延估计精度显著提升。然而, 混合模拟数字架构带来的原始观测维度受限和上行双基地配置中的时钟异步, 又抵消了部分理论增益, 使毫米波上行感知在实际部署中面临新的挑战。

首先, 为了对抗毫米波传播中的严重路径损耗, 系统通常采用大规模混合模拟数字阵列架构<sup>[3]</sup>。然而, 在该架构下, 接收端原始获得的是经模拟合并后的低维观测信号, 难以直接保留全阵列的空间观测信息, 从而给传统高分辨参数估计方法的直接应用带来了困难。其次, 上行链路感知本质上是一种双基地雷达配置, 发射机 (user equipment, UE) 与接收机 (base station, BS) 在空间上分离且时钟非同步, 进而引入了未知的载波频率偏移 (carrier frequency offset, CFO) 和定时偏移 (timing offset, TO)<sup>[4]</sup>, 破坏了相位相干性且无法像通信系统那样通过导频简单补偿。尽管利用信号比值技术可消除异步干扰, 但这会从根本上改变噪声统计特性, 导致现有估计算法性能崩溃。因此, 迫切需要一种能同时解决混合阵列采样受限、时钟异步及非高斯噪声鲁棒性的统一架构。

针对毫米波 ISAC 系统中的上述感知难题, 已有研究首先关注如何在混合阵列架构下恢复有效的空间观测能力<sup>[5]</sup>。由于原始接收数据经过模拟合并后的维度受限, 传统全数字高分辨方法难以直接使用, 因而早期研究多依赖波束扫描技术, 包括顺序

扫描<sup>[6]</sup>和分层码本设计<sup>[7]</sup>, 通过时间域上的观测积累来恢复角度信息, 但往往面临扫描开销与分辨率之间的权衡。尽管后续结合压缩感知<sup>[8]</sup>或稀疏贝叶斯学习的方法提升了多径分辨能力<sup>[9]</sup>, 但在单次扫描快照下, 分离相干的静态背景与动态目标仍是一个未决难题, 且这些方法通常没有考虑收发机时钟异步带来的相位失真。此外, 针对毫米波通信中链路路易受阻塞影响、传播状态可能由视距 (line of sight, LoS) 转为非视距 (non line of sight, NLoS) 的问题, 已有研究对链路的 LoS 和 NLoS 状态判定开展了专门分析, 并实现了对随机阻塞和 NLoS 状态的有效检测<sup>[10]</sup>。

在上行链路或双基地感知场景中, 收发机物理分离引入的时钟非同步 (CFO/TO) 进一步增加了问题的复杂性。现有的解决方案主要分为“参数补偿”与“信号相消”两类<sup>[11]</sup>。以 SpotFi<sup>[12]</sup>为代表的补偿类方法尝试将相位误差作为未知参数联合估计, 但这导致了搜索维度的爆炸, 且在低信噪比下容易收敛至局部最优。相比之下, 信号相消法 (如 CACC<sup>[13]</sup>和 CSI-Ratio<sup>[14]</sup>) 利用多天线间的参考通道进行差分比值, 能以低复杂度消除同步误差。然而, 现有文献大多忽略了一个关键代价, 信号比值操作是一种非线性变换, 会引发显著的噪声放大效应<sup>[15]</sup>。这种比值操作在分母支路含噪、且参考分量不够强 (低参考 SNR) 时会引发噪声的显著放大, 使等效扰动呈重尾特性; 在极端情况下 (分子分母均由零均值高斯噪声主导) 其分布可退化为柯西型比值噪声, 从而出现二阶矩发散并导致基于二阶统计量的常规算法性能急剧恶化<sup>[16]</sup>。

针对 AoA、时延和多普勒的联合估计问题, 传统的顺序估计策略<sup>[17]</sup>虽然简单, 但存在严重的误差传播效应, 且无法利用多维参数间的耦合结构。为了实现高分辨率, 基于张量分解的方法 (如 CP 分解和 Tensor-ESPRIT) 应运而生<sup>[18]</sup>。张量方法能够天然地保持信号的高维结构并实现参数自动配对<sup>[19]</sup>。然而, 现有的张量感知架构大多建立在理想同步或高斯白噪声的假设之上。直接将现有的张量算法 (如 PLAIN 或 Tensor-ESPRIT) 应用于经过信号比值处理后含有重尾噪声的数据, 往往会导致严重的性能退化甚至失效。

综上所述,目前尚缺乏一个统一的框架,能够同时解决混合阵列的采样受限、双基地的时钟异步以及比值处理后的非高斯噪声鲁棒性问题。为此,本文提出了一种基于正则化信号比值与张量稀疏重构的多维参数估计与自动配对方法,并构建了面向混合阵列的鲁棒异步张量估计架构(robust asynchronous tensor estimation, RATE)。本文的主要贡献总结如下:

1. 提出了基于虚拟孔径与信号比值的统一感知架构。针对混合阵列与异步并存的场景,构建了“波束扫描—参考比值—张量重塑”的处理链路。通过构造参考通道并在模拟域执行信号比值,在不依赖载频的情况下消除了 CFO/TO,并将观测数据重塑为空间-频率-时间的观测张量。

2. 揭示了比值噪声的重尾特性并设计了自适应正则化策略。分析表明,直接信号比值在低参考 SNR 或分母幅度较弱时会引发噪声的显著放大,使等效噪声呈重尾特性,二阶矩可能发散,从而导致常规算法退化。为此,设计了噪声功率感知的自适应正则化方法,有效截断了脉冲噪声的长尾,保证了算法在非理想信道环境下的鲁棒性。

3. 实现了低复杂度的张量解耦估计与自动配对。摒弃了高维联合搜索,利用张量多线性结构,通过一维解耦 Root-MUSIC 获取参数候选集,并引入基于稀疏重构的张量正交匹配追踪(Tensor-OMP)算法。该方法在非高斯噪声环境下实现了高分辨率参数估计与自动配对。

## 1 系统模型

本章将建立毫米波双基地上行感知的数学模型。首先,阐述通信感知一体化系统的几何场景配置与混合阵列收发机架构;随后,基于多径传播环境,推导包含 CFO 和 TO 的时频域信号模型,并分析异步干扰对参数估计的具体影响,为后续提出的 RATE 架构奠定物理与数学基础。

### 1.1 场景描述与混合阵列架构

考虑采用混合天线阵列的毫米波上行链路,通信感知场景如图 1 所示。上行链路的传输建立在一个配备了全向天线的 UE 上,每次调度同一时频资源,向配备有全连接混合阵列的基站进行通信,该基站的混合阵列由  $N_{\text{RF}}$  个模拟子阵列组成,并包含了一个由  $N_r$  根天线组成的均匀线性阵列(uniform

linear array, ULA)。为简单起见,假设 ULA 具有  $N_{\text{RF}} = 2$  个子阵列,即子阵列  $\mathcal{A}$  和子阵列  $\mathcal{B}$ 。

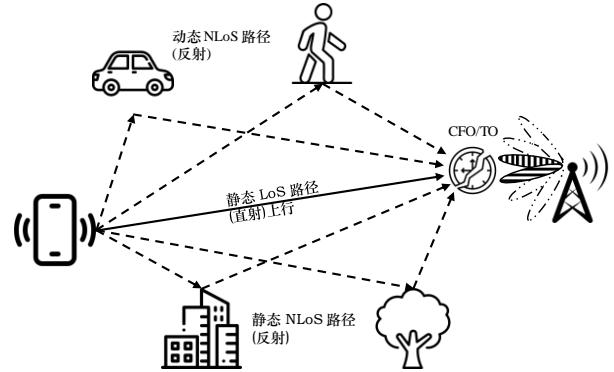


图 1 上行感知场景,  $L_s$  条静态路径和  $L_d$  条动态路径

设  $B$  和  $K$  分别表示信号带宽和子载波数量。因此,子载波间隔为  $\Delta f = B/K$ 。考虑基于 OFDM 的传输,对应的 OFDM 符号周期为  $T_s = 1/\Delta f + T_p$ ,其中  $T_p$  是循环前缀(cyclic prefix, CP)的周期。第  $k$  个子载波的传输信号可以表示为  $x_k(t)$ 。对于基站,第  $k$  个子载波的接收信号可以表示为

$$r_k(t) = \mathbf{h}_k(t)x_k(t) + \mathbf{n}_k(t) \quad (1)$$

其中  $\mathbf{n}_k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I}_{N_r})$  为基站接收处的加性高斯白噪声(additive white gaussian noise, AWGN),  $\mathbf{h}_k(t)$  是信道状态信息向量。

### 1.2 信号模型与异步损伤

在双基地上行场景的配置中,收发机物理分离导致的时钟异步会引入不可避免的载波频率偏移  $f_o(t)$  和定时偏移  $\tau_o(t)$ 。尽管这些硬件偏移本质上是时变的,但考虑到单次波束扫描帧的持续时间极短(通常为微秒级),本地振荡器的相位漂移在此窗口内可忽略不计。因此,本文假设 CFO 和 TO 在单次快照观测期内保持恒定。

基于上述分析,设由多径效应产生的信号路径总数为  $L$ ,其中有  $L_s$  条静态路径和  $L_d$  条动态路径,进而有  $L = L_s + L_d$ 。而在毫米波系统中,  $L$  非常小<sup>[20]</sup>,通常静态路径可以定义为无多普勒频移,而动态路径则表现出多普勒频移。依据目标运动特性,假设目标的多普勒频移与传播时延在单个相干处理间隔内保持恒定。据此,第  $k$  个子载波的有效信道状态信息向量  $\mathbf{h}_k(t)$  可建模为

$$\mathbf{h}_k(t) = \frac{e^{j2\pi f_o(t)t} e^{-j2\pi \tau_o(t) f_k}}{\eta_k(t)} \sum_{\ell=0}^{L-1} e^{-j2\pi \tau_\ell f_k} e^{j2\pi f_{d,\ell} t} \beta_\ell \mathbf{a}(\theta_\ell) \quad (2)$$

其中  $\eta_k(t)$  表示包含了 CFO 和 TO 的偏移量,  $f_k = f_0 + k\Delta f$  是第  $k$  个子载波的频率,  $f_0$  为初始载波频率。第  $\ell$  条路径的 AoA 为  $\theta_\ell$ , 所有 AoA 的集合记为  $\Theta$ 。第  $\ell$  条路径的复增益、传播时延和多普勒频率分别为  $\beta_\ell$ 、 $\tau_\ell = d_\ell/c$  和  $f_{D,\ell} = v_\ell f_0/c$ , 其中  $d_\ell$  是信号传播的距离,  $v_\ell$  是反射体的径向速度,  $c$  是光速。复增益  $\beta_\ell$  的幅度刻画了该路径的等效散射强度, 包含传播损耗、天线增益以及目标散射特性等因素。为增强物理可解释性, 可将目标雷达截面积 (RCS) 等效结合到  $|\beta_\ell|$  中: 在双基地散射模型下, 通常有  $|\beta_\ell| = \sqrt{PL_\ell \text{RCS}_\ell}$ , 其中  $\text{RCS}_\ell$  为目标 RCS,  $PL_\ell$  为对应的路径损耗。因此, 不同目标 RCS 的差异最终等价体现为  $|\beta_\ell|$  的变化, 并通过接收端等效 SNR 影响检测与估计性能。

此外, 为了更简洁地表达, 给出以下假设: 索引为  $\ell = 0 \cdots L_s - 1$  的路径都是静态的, 即对于所有静态路径, 都有  $f_{D,\ell} = 0$ , 其余路径均为动态的; 为了确定路径, 每条路径的 AoA、多普勒和延迟都是唯一的; 索引为  $\ell = 0$  的路径被定义为参考路径, 通常在典型毫米波场景中为 LoS 路径, 其他路径为 NLoS 路径; 但在 LoS 路径受遮挡时, 若存在功率占优且可稳定提取的 NLoS 分量, 也可视作参考路径。具有  $N_r$  根天线的半波长间距 ULA 的导向矢量  $\mathbf{a}(\theta)$  由下式给出

$$\mathbf{a}(\theta) = [1, e^{-j\pi \sin(\theta)}, \dots, e^{-j\pi(N_r-1)\sin(\theta)}]^T \quad (3)$$

假设基站模拟子阵列的波束赋形 (Beam Forming, BF) 矩阵表示为  $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_A, \mathbf{w}_B] \in \mathbb{C}^{N_r \times 2}$ , 且  $\|\mathbf{w}\|_2^2 = 1$ , 则第  $k$  个子载波经过模拟子阵列后的接收信号向量可以表示为向量  $\mathbf{y}_k \in \mathbb{C}^{2 \times 1}$

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_k(t) &= \mathbf{W}^H \mathbf{r}_k(t) \\ &= \mathbf{W}^H \mathbf{h}_k(t) x_k(t) + \mathbf{W}^H \mathbf{n}_k(t) \end{aligned} \quad (4)$$

## 2 基于信号比值的干扰消除与预处理

为了解决上行感知中的同步误差耦合、感知覆盖受限和导频资源稀缺的问题, 本章提出了一套系统的预处理方案。主要包括三个阶段: 首先, 通过时分波束扫描恢复混合阵列的空间自由度, 并进行了 AoA 粗略估计、参考路径检测与提取; 其次, 设计基于最大化信干噪比 (signal-to-interference-plus-noise ratio, SINR) 的通信波束以构建高质量参考通道; 最后, 设计双通道正则化信号比值机制,

在模拟域消除同步误差并解耦数据符号, 为后续的张量处理提供高质量的输入数据。

### 2.1 帧结构与波束扫描

在混合模拟-数字阵列中, 单个模拟合并状态下接收端仅能获得低维基带压缩观测, 而无法直接访问逐阵元的全数字样本, 这使得传统依赖全阵元观测的高分辨 AoA 估计算法难以直接应用于原始输出。针对这一问题, 本文设计了一种基于正交码本的时分波束扫描策略, 具体的预处理信号流如图 2 所示。该策略通过以时间资源换取空间观测维度, 在数字域重构等效的虚拟全数字阵列观测, 从而为后续高精度 AoA 估计奠定物理基础。

具体而言, 本节采用经典的波束空间表征方法构建扫描码本  $\mathcal{W}^{[20]}$ 。该码本由  $N_r$  个正交导向矢量组成, 码本中的波束索引 (即第  $b$  个扫描波束编号) 为  $b \in \{0, 1, \dots, N_r - 1\}$ , 其对应的归一化空间角变量定义为  $u_b = b/N_r$ , 该变量在索引域内均匀取样, 并与物理波束指向一一对应。  $\theta_b = \arcsin(u_b/2)$  为对应的物理波束指向,  $\mathbf{w}_b = \mathbf{a}(\theta_b)$  为对应的波束空间。这种基于 DFT 的码本设计不仅保证了全空域的覆盖, 其正交特性也有助于后续信号处理中的噪声抑制。

在帧结构的设计上, 为了在最短时间内遍历所有空间方向, 本文将单个传感帧 (sensing frame, S-Frame) 的持续时间设定为  $M_s = N_r/2$  个波束切换时隙 (beam-switching time slot, BS-TS)。在每个时隙  $q (0 \leq q \leq M_s - 1)$  内, 基站利用其两个模拟子阵

列分别加载码本中不同的波束向量, 即  $\mathbf{W}_q = [\mathbf{w}_{2q}, \mathbf{w}_{2q+1}]$ 。通过在一个完整的 S-Frame 周期内顺序执行上述切换, 接收机能够采集到覆盖所有  $N_r$  个正交方向的观测数据。这种机制的核心优势在于: 通过对这些时分观测数据进行纵向堆叠, 能够在数字域重构出一个等效的虚拟全数字阵列观测向量。此外, 为了增强算法在低信噪比环境下的鲁棒性, 每个 S-Frame 将被重复传输  $P$  次, 从而提供  $P$  个时间快照用于后续的统计协方差矩阵计算。

### 2.2 AoA 估计

为了设计能够有效抑制多径干扰的参考波束, 首先需要获取环境中各路径的 AoA 信息。为克服单次模拟合并状态下原始观测维数不足的问题, 利用前述的时分波束扫描机制, 将 S-Frame 内不同时

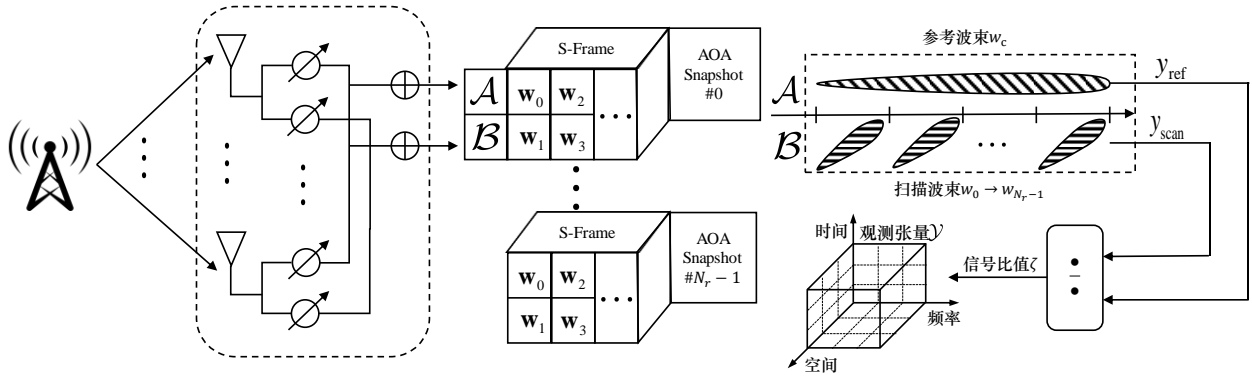


图2 上行感知预处理框架

隙的接收信号  $y_k[q]$  进行纵向堆叠, 构建出增广的虚拟阵列快照向量  $\varsigma_k \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$  为

$$\varsigma_k = \begin{bmatrix} \eta_k[0] \mathbf{W}_0^H \mathbf{A} \tilde{\mathbf{h}}_k[0] \\ \vdots \\ \eta_k[M_s - 1] \mathbf{W}_{M_s - 1}^H \mathbf{A} \tilde{\mathbf{h}}_k[M_s - 1] \end{bmatrix} + \mathbf{n}_{\varsigma_k} \quad (5)$$

$$\approx \eta_k \mathbf{W}_s^H \mathbf{A} \tilde{\mathbf{h}}_k + \mathbf{n}_{\varsigma_k}$$

其中  $\eta_k[q] = e^{j2\pi f_0[q]qT_b} e^{-j2\pi \tau_0[q]f_k}$  为包含了 CFO/TO 的相位干扰项,  $\mathbf{W}_s = [\mathbf{w}_0, \dots, \mathbf{w}_{N_r-1}]$  为堆叠后的等效全数字波束矩阵,  $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_0), \dots, \mathbf{a}(\theta_{L-1})]$  为导向矢量构成的空间字典矩阵,  $\tilde{\mathbf{h}}_k[q]$  为仅保留了关键路径参数 (多普勒、时延及复增益) 的信道向量。

这种“扫描-堆叠”处理通过时间换空间的策略, 将信号维度扩展至与天线数量一致, 从而构建了一个等效维度为  $N_r$  的虚拟全数字传感器阵列。此外, 由于码本中的向量  $\mathbf{w}_b$  满足正交性, 堆叠后的噪声协方差矩阵仍保持为  $\sigma^2 \mathbf{I}_{N_r}$ 。

由于上行链路中的静态多径分量均源自同一发射源, 信号间存在强相干性, 直接应用于子空间算法会导致协方差矩阵秩亏。为此, 本文引入频率平滑技术<sup>[21]</sup>, 通过在频域对协方差矩阵进行平均以恢复信号子空间的秩

$$\tilde{\mathbf{R}}_{\varsigma} = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \mathbf{R}_{\varsigma_k} = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} E\{\varsigma_k \varsigma_k^H\} \quad (6)$$

文献[15]提出, 若满足  $\tau_i \neq \tau_j, \forall i \neq j$  且  $K \geq L$ , 则无论信号之间是否存在相干性, 矩阵  $\tilde{\mathbf{R}}$  的秩恒为  $L$ 。这确保了  $\tilde{\mathbf{R}}_{\varsigma}$  拥有一个维度为  $L$  的信号子空间。通过对  $\tilde{\mathbf{R}}_{\varsigma}$  进行特征值分解 (EVD), 可以分离出信号子空间  $\mathbf{U}_{A,s}$  和噪声子空间  $\mathbf{U}_{A,n}$ , 进而构造 MUSIC

空间谱

$$P_{\text{AoA}}(\theta) = \frac{1}{\|\tilde{\mathbf{p}}^H(\theta) \mathbf{U}_{A,n}\|_2^2} \quad (7)$$

通过谱峰搜索可获得包含所有静态和动态路径的 AoA 集合  $\tilde{\Theta}$ 。这一步骤为后续的参考路径识别及通信波束赋形提供了关键的空间先验信息, 并作为后续张量解耦估计中空间维度的初始搜索范围。

### 2.3 参考路径检测与提取

在获取候选 AoA 集合  $\tilde{\Theta}$  后, 为了实现高效的通信波束赋形及构建干净的感知参考信号, 必须从中准确识别出参考路径的角度。传统的做法是直接选取波束扫描过程中接收功率最大的方向, 并将其映射到  $\tilde{\Theta}$  中最近的解。然而, 受限于波束扫描的离散步长, 该方法的角分辨率往往不足。为此, 基于混合阵列的阵列响应, 本文提出了一种高分辨率参考路径确定方法。

ULA 在参考方向  $\theta_r$  上的阵列响应功率函数为

$$\rho(\theta_r, \theta) = \left| \mathbf{w}(\theta_r)^H \mathbf{a}(\theta) \right|^2 \quad (8)$$

其中 BF 向量  $\mathbf{w}(\theta_r)$  定义为  $\mathbf{a}(\theta_r)$ ,  $\theta$  是接收信号的实际 AoA,  $\theta_r$  是波束形成器指向的参考角度。该函数呈现出类 sinc 函数的性质, 当且仅当  $\theta_r$  等于真实入射角  $\theta$  时达到峰值。在参考路径占优且干扰经扫描或平均后相对较弱的条件下, 检测阶段可近似忽略干扰影响, 假设 CP 和导频去除后第  $k$  个子载波上来自式(1)的接收信号  $\tilde{\mathbf{r}}_k[q]$  是可用的, 那么阵列响应可以表示为

$$\left| \mathbf{w}^H(\theta_r) \tilde{\mathbf{r}}_k[q] \right|^2 = \left| \mathbf{w}^H(\theta_r) \sum_{\ell=0}^{L-1} e^{j2\pi(f_{D,\ell} q T_s - \tau_\ell f_k)} \beta_\ell \mathbf{a}(\theta_\ell) \right|^2 \quad (9)$$

然而，当前的实现是基于混合阵列的，无法直接获取全数字形式的接收信号  $\tilde{\mathbf{r}}_k[q]$ ，因此必须利用前述的堆叠信号  $\boldsymbol{\zeta}_k$  实现重构。因为堆叠矩阵  $\mathbf{W}_s$  本质上是一个 DFT 矩阵（满足  $\mathbf{W}_s \mathbf{W}_s^H = \mathbf{I}$ ），在 CFO/TO 恒定的传感帧内，可以通过逆变换提取出等效的全数字接收信号。

$$\tilde{\mathbf{r}}_k[q] \approx \mathbf{W}_s \boldsymbol{\zeta}_k, \forall q = 0, \dots, M_s - 1 \quad (10)$$

利用重构信号  $\tilde{\mathbf{r}}_k$ ，可以在高分辨率网格上搜索阵列响应功率最大的方向。当参考路径功率占优（例如  $\beta_0 \gg \beta_\ell$ ）时，参考路径角度可以通过最大化下式获得

$$\tilde{\theta}_s = \arg \max_{\theta_r} \left| \mathbf{w}(\theta_r)^H \tilde{\mathbf{r}}_k[q] \right|^2 \quad (11)$$

该优化过程可通过对  $\tilde{\mathbf{r}}_k$  进行补零 FFT 高效实现。最终，将 FFT 搜索得到的峰值角度  $\tilde{\theta}_s$  与候选集合  $\tilde{\Theta}$  中的元素进行匹配，最接近者即被判为真实的参考路径角度  $\theta_0$ 。这一过程既利用了 MUSIC 算法的高分辨特性，又结合了能量检测的鲁棒性。

#### 2.4 面向感知的波束赋形设计

在混合阵列架构下，利用子阵列  $\mathcal{A}$  生成参考波束  $\mathbf{w}_c$  是实现后续高精度感知的关键环节。为了构建出用于消除同步误差的纯净参考信号，同时维持可靠的参考链路，子阵列  $\mathcal{A}$  需生成兼顾主瓣增益与干扰抑制的参考波束  $\mathbf{w}_c$ 。本文采用了一种基于最大化 SINR 的波束优化策略。

将所有非参考路径的多径分量显式建模为有色干扰，寻找一个最优权矢量，使其在单位功率约束下最大化参考信号功率与残余干扰及噪声功率之比。实现中所有参考波束和扫描波束均作单位范数归一化，从而保证发射与接收的功率标定不随天线数或码本维度变化而人为放大。忽略对信干噪比无影响的公共尺度因子，目标 SINR 函数可构建为

$$\begin{aligned} \text{SINR} &= \frac{\left| \mathbf{w}^H \beta_0 \mathbf{a}(\theta_0) \right|^2}{\left| \mathbf{w}^H \mathbf{A}_N \boldsymbol{\beta}_N + \mathbf{w}^H \mathbf{n} \right|^2} \\ &= \frac{\beta_0^2 \mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta_0) \mathbf{a}^H(\theta_0) \mathbf{w}}{\mathbf{w}^H (\mathbf{A}_N \boldsymbol{\beta}_N \boldsymbol{\beta}_N^H \mathbf{A}_N^H + \mathbf{R}_n) \mathbf{w}} \\ &= \frac{\mathbf{w}^H \mathbf{R}_0 \mathbf{w}}{\mathbf{w}^H \mathbf{R}_N \mathbf{w}} \end{aligned} \quad (12)$$

其中，分子代表期望的参考信号能量，分母则聚合了由剩余路径增益向量  $\boldsymbol{\beta}_N = [\beta_1, \dots, \beta_{L-1}]^T$  引起的空间干扰以及背景噪声。

为了求解该优化问题，需要获取信道状态信息。利用估计出来的角度值  $\tilde{\mathbf{A}} = [\mathbf{a}(\tilde{\theta}_0), \tilde{\mathbf{A}}_N]$ ，通过最小二乘（LS）准则从观测数据  $\tilde{\mathbf{r}}_k$  中重构路径复增益  $\tilde{\boldsymbol{\beta}} = [\tilde{\beta}_0, \tilde{\boldsymbol{\beta}}_N]$

$$\min_{\boldsymbol{\beta}} \left\| \tilde{\mathbf{r}}_k - \tilde{\mathbf{A}} \boldsymbol{\beta} \right\|_2^2 \quad (13)$$

显然，该优化问题解为  $\tilde{\boldsymbol{\beta}} = \tilde{\mathbf{A}}^\dagger \tilde{\mathbf{r}}_k$ 。同时，利用  $\tilde{\mathbf{r}}_k \tilde{\mathbf{r}}_k^H$  特征分解后最小的  $N_r - L$  个特征值均值，可稳健地估计出噪声协方差矩阵  $\mathbf{R}_n = \sigma^2 \mathbf{I}$ 。在此基础上，可将波束设计转换为一个标准的广义瑞利商优化问题

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{w}} \quad & \frac{\mathbf{w}^H \mathbf{R}_0 \mathbf{w}}{\mathbf{w}^H \mathbf{R}_N \mathbf{w}} \\ \text{s.t.} \quad & \|\mathbf{w}\|_2^2 = 1 \end{aligned} \quad (14)$$

其中， $\mathbf{R}_0 = \beta_0^2 \mathbf{a}(\theta_0) \mathbf{a}^H(\theta_0)$  为期望信号协方差矩阵，而  $\mathbf{R}_N = \mathbf{A}_N \boldsymbol{\beta}_N \boldsymbol{\beta}_N^H \mathbf{A}_N^H + \mathbf{R}_n$  为干扰加噪声协方差矩阵。根据矩阵理论，该问题的最优解  $\mathbf{w}_{\text{SINR}}$  能够唯一确定为矩阵  $\mathbf{R}_N^{-1} \mathbf{R}_0$  最大特征值所对应的归一化特征向量。采用  $\mathbf{w}_{\text{SINR}}$  作为通信波束  $\mathbf{w}_c$ ，能够自适应地在强干扰方向形成零陷，同时保持主瓣指向参考路径，从而为后续的同步误差消除提供近乎理想的参考信号。

#### 2.5 基于正则化信号比值的 CFO/TO 消除

针对上行双基地配置中 CFO 与 TO 的耦合问题，本文利用混合阵列的双子阵结构，构建了一种参考-扫描双通道的差分处理机制。定义通信帧内 OFDM 符号索引为  $m = 0, \dots, M - 1$ ，帧索引为  $f = 0, \dots, F - 1$ ，快照索引为  $i = 1, \dots, S$ 。在组合波束矩阵  $\mathbf{W}_c = [\mathbf{w}_{\text{ref}}, \mathbf{W}]$  的作用下，第  $f$  帧中第  $m$  个符号的接收信号可建模为同时包含参考支路和扫描支路的

向量

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_{k,m,f} &= \left[ \mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{ref})} \mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{scan})} \right]^T \\ &= \mathbf{W}_c^H \mathbf{h}_{k,m,f} + \mathbf{n}_{k,m,f} \end{aligned} \quad (15)$$

其中  $k = 0, \dots, K-1$  为子载波索引,  $\mathbf{h}_{k,m,f}$  为包含所有路径的等效信道向量,  $\mathbf{n}_{k,m,f}$  为加性高斯白噪声。

### 2.5.1 参考支路与扫描支路信号模型

根据第 1.2 节的信道模型, 所有路径受到相同的 CFO 与 TO 相位旋转, 以及未知调制符号  $s_{k,m}$  的影响, 记为  $\gamma_{k,m,f} = s_{k,m} e^{j(\phi_{\text{CFO}}(m,f) - \phi_{\text{TO}}(k))}$ 。则在 SINR 最优化波束  $\mathbf{w}_{\text{ref}}$  的作用下, 参考支路主要保留参考路径分量, 可近似写为

$$\mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{ref})} \approx \gamma_{k,m,f} \beta_0 e^{-j2\pi k \Delta f \tau_0} e^{j2\pi m T_s \nu_0} + \mathbf{n}_{k,m,f}^{(\text{ref})} \quad (16)$$

其中  $\beta_0, \tau_0, \nu_0$  分别为参考路径的复增益、时延和多普勒,  $\mathbf{n}_{k,m,f}^{(\text{ref})} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2 \mathbf{I})$  为参考支路噪声。与之对应的是扫描子阵在波束矩阵  $\mathbf{W}$  下执行的全向或扇区扫描, 其输出包含参考路径与其他路径

$$\mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{scan})} = \gamma_{k,m,f} \sum_{\ell=0}^{L-1} \beta_{\ell} \mathbf{a}_s(\theta_{\ell}) e^{-j2\pi k \Delta f \tau_{\ell}} e^{j2\pi m T_s \nu_{\ell}} + \mathbf{n}_{k,m,f}^{(\text{scan})} \quad (17)$$

其中  $\mathbf{n}_{k,m,f}^{(\text{scan})} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2 \mathbf{I})$ ,  $\mathbf{a}_s(\theta_{\ell})$  为等效虚拟阵列的空间导向矢量。可以看出, 参考支路与扫描支路中均含有完全一致的乘性因子  $\gamma_{k,m,f}$ , 这为后续比值操作消除 CFO/TO 与未知数据符号提供了理论依据。

### 2.5.2 纯比值消除法及其问题

若暂时忽略噪声, 令

$$\mathbf{z}_{k,m,f} = \mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{scan})} \frac{\left( \mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{ref})} \right)^*}{\left| \mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{ref})} \right|^2} = \frac{\mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{scan})}}{\mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{ref})}} \quad (18)$$

随后对每个  $(k, m, f)$  做逐点复数比值有

$$z_{k,m,f} \approx \sum_{\ell=0}^{L-1} \frac{\beta_{\ell}}{\beta_0} \mathbf{b}(\theta_{\ell}) e^{-j2\pi k \Delta f (\tau_{\ell} - \tau_0)} e^{j2\pi m T_s (\nu_{\ell} - \nu_0)} \quad (19)$$

可以看到, CFO、TO 以及未知符号  $\gamma_{k,m,f}$  已被完全抵消, 剩余信号只与 AoA 和相对于参考路径的时延差和多普勒差有关。显然, 通过构造参考支路并进行差分比值, 可在不依赖任何导频结构的前提下, 实现同步误差与感知参数的彻底解耦。

然而, 在实际系统中  $\mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{ref})}$  与  $\mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{scan})}$  均受到 AWGN 的影响。若仍采用直接比值形式, 由于分母  $\mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{ref})}$  也含噪声, 当其幅度接近 0 时,  $|z_{k,m,f}|$  会被严重放大。已有研究指出, 该类随机比值  $z_{k,m,f}$  中的

等效噪声可视为含噪分子与含噪分母的随机比值, 因分母可能接近零而呈现柯西样重尾与离群点特性, 二阶矩可能发散, 从而导致后续基于二阶统计的估计在低 SNR 区域退化<sup>[16,22]</sup>。

### 2.5.3 噪声功率感知的正则化信号比值

为抑制上述噪声放大效应, 本文在比值运算中引入噪声功率感知的正则化策略。具体地, 将分母部分替换为“参考功率+噪声功率门限”的形式

$$\tilde{z}_{k,m,f} = \frac{\mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{scan})} \left( \mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{ref})} \right)^*}{\left| \mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{ref})} \right|^2 + \varepsilon} \quad (20)$$

其中正则化因子  $\varepsilon = \kappa \bar{P}_{\text{ref}} 10^{-\text{SNR}/10}$  根据参考信号平均功率  $\bar{P}_{\text{ref}}$  与当前信噪比 SNR 自适应调整,  $\kappa \in (0,1)$  为经验常数。参考信号平均功率可表示为

$$\bar{P}_{\text{ref}} = \frac{1}{KM} \sum_{k,m} \left| \mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{ref})} \right|^2 \quad (21)$$

该策略本质上是对比值运算施加了 Tikhonov 正则化约束, 其目的在于抑制比值运算中分母项受噪声扰动而出现小幅值事件时, 引起的噪声放大与数值不稳定。由于噪声方差以接收端 SNR 标定, 在线性域可近似有  $\sigma^2 \approx P_{\text{ref}} 10^{-\text{SNR}/10}$ , 因此  $\varepsilon$  可以改写为令正则化强度与噪声功率同阶的形式  $\varepsilon \approx \kappa \sigma^2$ , 从而实现“高 SNR 弱正则化、低 SNR 强正则化”的自适应稳健性。

进一步地, 在后续涉及矩阵求逆和等效增益的环节中, Tikhonov 正则化相当于将特征方向上的增益由  $1/\lambda_i$  平滑为  $1/(\lambda_i + \varepsilon)$ , 即对小特征值方向进行收缩, 能够显著降低方差与离群点影响, 但会引入一定收缩偏差; 因此  $\kappa$  本质上控制“偏差-方差”折中:  $\kappa$  增大时鲁棒性与收敛稳定性增强 (方差降低), 但可能牺牲弱径分辨并引入轻微偏差;  $\kappa$  过小时在低 SNR 下仍可能出现噪声放大。本文取  $\kappa \in (0,1)$  以保证正则化不超过噪声功率量级, 避免过度收缩并保持估计精度。

由于  $\left| \mathbf{y}_{k,m,f}^{(\text{ref})} \right|^2 + \varepsilon \geq \varepsilon$  为分母提供了确定性下界, 比值量的异常放大事件被显著抑制, 从而等效噪声的长尾被截断, 二阶矩不再由小分母事件主导; 因此后续基于  $\ell_2$  准则的子空间分解与张量估计在低 SNR 区域能够保持更稳定的数值行为与收敛性。

### 2.5.4 正则化比值张量的构建

对所有子载波、符号与快照重复上述正则化比

值操作，并按空间-频率-时间三个维度将结果重整为三阶张量  $\tilde{\mathbf{y}} \in \mathbb{C}^{N_r \times K \times M}$ ，其中  $N_r$  为虚拟阵元数。需要说明的是，该张量的空间维是由时分波束扫描输出堆叠而成的。 $\mathbf{W}_s = [w_0, \dots, w_{N_r-1}]$  为扫描码本矩阵，由于  $\mathbf{W}_s$  构成了完备的正交基，堆叠后的观测数据在数学上等价于一个  $N_r$  阵元的虚拟全数字阵列的输出。该张量被视作 RATE 架构的干净观测数据，可通过进一步解耦估计与张量 OMP 融合实现 AoA-时延-多普勒参数的高分辨率估计与自动配对。

此处构建的张量本质上是空间-频率-时间观测张量，其三个模态分别对应虚拟阵列空间采样、子载波索引和慢时间符号索引；其中，时延与多普勒并非张量坐标本身，而是分别通过频率维和时间维响应矢量中的相位结构进行参数化表征。

### 3 RATE 张量感知架构

基于前述的正则化信号比值张量，本章构建了 RATE 感知架构的核心数学模型与求解算法。RATE 架构的整体流程如图 3 所示。图中“基于混合阵列的 AES 预处理”模块对应第 2.1 - 2.4 节，“正则化比值消除&张量建模”模块分别对应第 2.5 节和第 3.1 节，“张量解耦-融合估计”模块对应第 3.2 节。本章重点聚焦于“张量建模”和“张量解耦-融合估计”模块。模块摒弃了传统的高维联合搜索策略，利用张量代数的多线性结构，通过“解耦子空间估计”与“稀疏张量融合”，在非高斯噪声环境下实现了高分辨率参数的估计与配对。

融合估计”模块。模块摒弃了传统的高维联合搜索策略，利用张量代数的多线性结构，通过“解耦子空间估计”与“稀疏张量融合”，在非高斯噪声环境下实现了高分辨率参数的估计与配对。

#### 3.1 感知张量模型的构建与多线性表征

当前的感知核心任务是基于消除了 CFO 和 TO 干扰的观测数据，估计多径分量的空间角度  $\theta_\ell$ 、时延  $\tau_\ell$ 、多普勒  $\nu_\ell$  以及路径复增益  $\tilde{\beta}_\ell$ 。为了高效求解

这一非线性高维参数估计问题，本文首先从矢量化角度切入，进而构建更具优势的张量线性模型。

#### 3.1.1 矢量化表述

首先，定义第  $\ell$  条路径在空间、频率及时间维度的导向矢量。基于前述的虚拟全数字阵列重构原理，空间维度的导向矢量不再是物理阵列的阵元响应  $\mathbf{a}_{\text{ULA}}(\theta)$ ，而是由正交扫描码本  $\mathbf{W}_s$  诱导的等效虚拟阵列响应  $\mathbf{a}_s(\theta)$ 。具体而言，定义

$$\mathbf{a}_s(\theta_\ell) \triangleq \mathbf{W}_s^H \mathbf{a}_{\text{ULA}}(\theta_\ell) \in \mathbb{C}^{N_r} \quad (22)$$

其中  $\mathbf{a}_{\text{ULA}}(\theta_\ell)$  为物理 ULA 的导向矢量。由于  $\mathbf{W}_s$  为酉矩阵（DFT 码本），这种线性变换保留了空间角度信息的唯一性与正交结构。相应的，根据混合阵列的波束扫描机制及 OFDM 信号结构，频率与时间维度的响应矢量保持不变，分别定义为

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_s(\theta_\ell) &= \mathbf{W}_s^H \left[ 1, e^{j\frac{2\pi}{\lambda} \cos \theta_\ell \Delta a}, \dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda} \cos \theta_\ell (N_a - 1) \Delta a} \right]^T \in \mathbb{C}^{N_r} \\ \mathbf{a}_f(\tau_\ell) &= \left[ 1, e^{-j2\pi\tau_\ell \Delta f}, \dots, e^{-j2\pi\tau_\ell (N_f - 1) \Delta f} \right]^T \in \mathbb{C}^K \\ \mathbf{a}_t(\nu_\ell) &= \left[ 1, e^{j2\pi\nu_\ell \Delta t}, \dots, e^{j2\pi\nu_\ell (N_t - 1) \Delta t} \right]^T \in \mathbb{C}^M \end{aligned} \quad (23)$$

若将所有观测到的信号比值数据堆叠为一个长矢量  $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{N_r \times K \times M \times 1}$ ，根据第 2 章中的信号模型，该矢量可表示为各路径分量的克罗内克积之和

$$\mathbf{y} = \sum_{\ell=0}^{L-1} \tilde{\beta}_\ell (\mathbf{a}_s(\theta_\ell) \otimes \mathbf{a}_f(\tau_\ell) \otimes \mathbf{a}_t(\nu_\ell)) + \mathbf{n} \quad (24)$$

其中  $\otimes$  表示克罗内克积。为了进一步紧凑表达，定义各维度的响应矩阵

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_S &= [\mathbf{a}_s(\theta_0), \mathbf{a}_s(\theta_1), \dots, \mathbf{a}_s(\theta_{L-1})] \\ \mathbf{A}_F &= [\mathbf{a}_f(\tau_0), \mathbf{a}_f(\tau_1), \dots, \mathbf{a}_f(\tau_{L-1})] \\ \mathbf{A}_T &= [\mathbf{a}_t(\nu_0), \mathbf{a}_t(\nu_1), \dots, \mathbf{a}_t(\nu_{L-1})] \end{aligned} \quad (25)$$

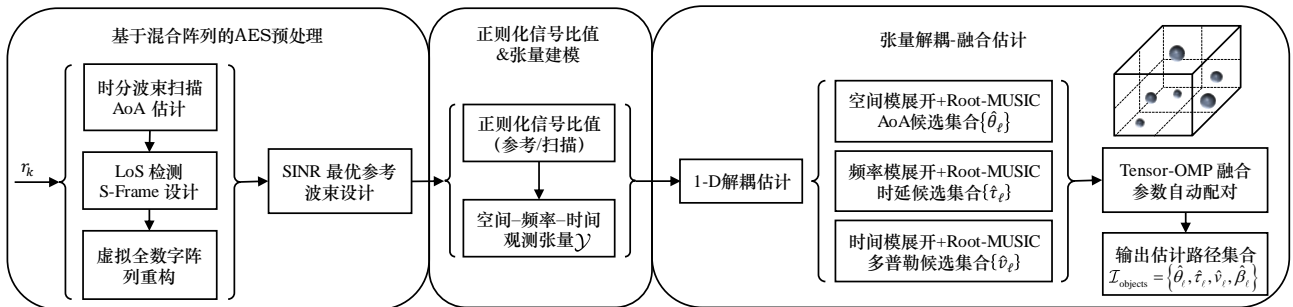


图3 RATE 上行感知整体流程框架

以及路径增益矢量  $\boldsymbol{\beta} = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{L-1}]^T$ 。据此,矢量化模型可重写为

$$\mathbf{y} = (\mathbf{A}_S \odot \mathbf{A}_F \odot \mathbf{A}_T) \boldsymbol{\beta} + \mathbf{n} \quad (26)$$

其中  $\odot$  表示列式 Khatri-Rao 积。

### 3.1.2 张量多线性表征

尽管上述矢量化描述揭示了问题的结构化特征,但其处理过程仍局限于高维矩阵运算,不仅破坏了数据的多维邻域结构,且计算复杂度随纬度呈指数增长。为了降低计算复杂度,将信号比值  $\tilde{z}_{k,m,f}$  直接建模为三阶张量  $\mathcal{Y} \in \mathbb{C}^{N_r \times K \times M}$ 。与直接在时延-多普勒网格上组织信号表示的方式不同,该方法并未改变 OFDM 体制下原始观测的坐标结构,而是将预处理后的观测数据按照空间采样、频率索引和时间索引堆叠为三阶观测张量;其中,时延与多普勒作为频率模和时间模中的连续物理参数,分别通过相应导向矢量的范德蒙德相位结构体现。此时,观测数据可被视为空间、频率和时间三个维度上的多维变量,其数学表达为

$$\mathbf{Y} = \sum_{\ell=1}^{L-1} \tilde{\beta}_\ell (\mathbf{a}_s(\theta_\ell) \circ \mathbf{a}_f(\tau_\ell) \circ \mathbf{a}_t(\nu_\ell)) + \mathbf{N} \quad (27)$$

其中  $\circ$  表示张量外积。若将响应矩阵  $\mathbf{A}_S, \mathbf{A}_F, \mathbf{A}_T$  视为沿对应张量模态作用的线性变换,上述模型可进一步等价转化为规范多哈达 (CP) 分解形式

$$\mathbf{Y} = \mathbf{B} \times_1 \mathbf{A}_S \times_2 \mathbf{A}_F \times_3 \mathbf{A}_T + \mathbf{N} \quad (28)$$

其中,  $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{N_L \times N_L \times N_L}$  为对角核心张量,其对角线元素对应各路径的复增益  $\tilde{\beta}_\ell$ ,其幅度包含路径损耗与目标散射强度 (RCS) 等因素;具体地, RCS 可等效体现在  $|\beta_\ell|^2$  中。 $\times_d$  表示模- $d$  张量乘积,即将核心张量沿第  $d$  个维度进行线性变换。

该模型具有极强的通用性与可扩展性。对于涉及  $D$  个维度的更一般情况,观测张量可表达为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{B} \times_1 U_1 \times_2 U_2 \times_3 \dots \times_D U_D \quad (29)$$

其中  $U_d \in \mathbb{C}^{N_d \times N_d}$  为第  $d$  个维度的响应阵列。在本文的空间-频率-时间场景中,对应  $N_1 = N_r$ ,  $N_2 = K$  和  $N_3 = M$ 。若系统收集了  $J$  个独立的测量样本,可将张量沿第  $D+1$  个维度进行扩展,构建  $D+1$  阶张量  $\mathbf{Y}_{\text{ext}} \in \mathbb{C}^{N_1 \times \dots \times N_D \times J}$ ,从而利用高阶张量的平行因子分析特性进一步提升估计精度。这种高阶张量结构不仅可以保留原始信号在各维度的物理特性,更对后续利用 RATE 结构进行低复杂度参数解

耦与融合时有帮助。

## 3.2 RATE 张量解耦 - 融合估计算法

本节详细阐述 RATE 感知架构的核心估计算法。该算法采用“解耦估计-张量融合”的两级处理架构:首先以正则化信号比值张量为输入,在观测张量的空间、频率和时间三个模态上独立执行一维子空间估计,并分别恢复 AoA、时延和多普勒的候选集合;随后利用张量代数结构,将这些候选参数在一个统一的张量模型下进行融合与自动配对。相比于直接在三维参数网格上进行联合搜索,这种方案显著降低了计算复杂度,并且保持了对多路径的超分辨率估计能力。

### 3.2.1 解耦估计阶段

在解耦估计阶段,利用张量模型的多线性结构,在各模态上分别提取信号子空间并估计对应的特征参数,将观测张量  $\mathcal{Y}$  沿空间、频率和时间模态展开,构建三个独立的 1-D 子空间估计问题,从而求解获取 AoA、时延和多普勒的候选集合<sup>[23]</sup>。

考虑观测张量  $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{N_r \times K \times M}$  的模- $d$  展开矩阵,对于第  $d$  个模态 ( $d \in \{1, 2, 3\}$ ),通过计算展开矩阵的样本协方差矩阵  $\mathbf{R}_d$  捕获信号子空间特征。以空间维度为例,其展开矩阵  $\mathbf{Y}_{(1)} \in \mathbb{C}^{N_r \times KM}$  将频率和时间维度合并为列空间。该维度下的信号子空间特征可通过计算样本协方差矩阵得到

$$\mathbf{R}_1 = \frac{1}{KM} \mathbf{Y}_{(1)} \mathbf{Y}_{(1)}^H \quad (30)$$

同理,对于频率维度和时间维度,其对应的协方差矩阵分别为  $\mathbf{R}_2 \in \mathbb{C}^{K \times K}$  和  $\mathbf{R}_3 \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 。利用协方差矩阵  $\mathbf{R}_d$  及其特征值分布,算法采用赤池信息量准则 (AIC) 独立估计各维度的有效信源数  $\hat{L}_d$ 。为了保证系统模型的完备性并防止漏检,全局模型阶数取各维度估计值的最大值,即  $\hat{L} = \max_d \hat{L}_d$ 。

基于确定的信源子空间维度,算法采用 Root-MUSIC 方法求解各维度的特征参数。对于空间维,通过搜索空间导向矢量  $\mathbf{a}(\theta)$  与噪声子空间的正交性,解算出 AoA 集合  $\hat{\Theta} = \{\hat{\theta}_0, \dots, \hat{\theta}_{L-1}\}$ 。对于频率维和时间维,利用  $\mathbf{d}(\tau)$  和  $\mathbf{v}(\nu)$  的范德蒙德结构,分别解算出时延集合  $\hat{\tau} = \{\hat{\tau}_0, \dots, \hat{\tau}_{L-1}\}$  和多普勒集合  $\hat{\nu} = \{\hat{\nu}_0, \dots, \hat{\nu}_{L-1}\}$ 。

随后,利用解出的参数集合重构各维度的估计响应矩阵

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{A}}_S &= [\mathbf{a}_s(\hat{\theta}_0), \dots, \mathbf{a}_s(\hat{\theta}_{L-1})] \\ \hat{\mathbf{A}}_F &= [\mathbf{a}_f(\hat{\tau}_0), \dots, \mathbf{a}_f(\hat{\tau}_{L-1})] \\ \hat{\mathbf{A}}_T &= [\mathbf{a}_t(\hat{v}_0), \dots, \mathbf{a}_t(\hat{v}_{L-1})]\end{aligned}\quad (31)$$

这些重构矩阵将作为后续融合阶段的基，用于恢复多维参数的配对关系。至此，RATE 架构的张量解耦模块完成了从观测张量  $\mathcal{Y}$  到三组一维参数集合及其对应响应矩阵的转换，为下一阶段的张量融合与路径自动配对提供了全部先验信息。

### 3.2.2 融合与配对阶段

解耦估计阶段虽然显著降低了参数搜索复杂度，但其输出结果仍是彼此独立的 AoA、时延和多普勒候选集合，尚未恢复同一路径在不同模态之间的对应关系。为此，需要在前一阶段得到的估计响应矩阵基础上重构核心张量，从而融合各模态信息，并进一步完成路径复增益估计与参数自动配对。鉴于第 2.5 节所述，正则化信号比值虽已显著抑制分母扰动引起的噪声放大，但观测张量中仍可能残留具有重尾特性的等效扰动。因此，本文在融合阶段采用基于稀疏支撑恢复的张量正交匹配追踪 (Tensor-OMP) 策略，将多维参数配对问题转化为核心张量的逐步支撑检测问题。

融合阶段的目标是在三个候选响应集合之间恢复有效连接关系，并估计对应的路径复增益。为此，初始化残差张量与支撑集为

$$\mathbf{R}^{(0)} = \mathbf{Y}, \mathcal{I}^{(0)} = \emptyset \quad (32)$$

同时，为避免引入额外的阈值参数，Tensor-OMP 的最大迭代次数取为前一阶段由 AIC 得到的全局模型阶数  $\hat{L}$ 。在第  $\ell$  轮迭代中，首先将当前残差张量分别投影到三个模态的估计响应矩阵上，构造多维相关张量

$$\mathbf{C}^{(\ell)} = \left| \mathbf{R}^{(\ell-1)} \times_1 \hat{\mathbf{A}}_S^H \times_2 \hat{\mathbf{A}}_F^H \times_3 \hat{\mathbf{A}}_T^H \right|^2 \quad (33)$$

其中， $|\cdot|^2$  表示按元素取模平方。上式的物理含义是：在空间、频率和时间三个观测维度上，同时衡量当前残差与候选响应之间的联合相关性。随后，选择相关张量中幅值最大的三维索引

$$(i_\ell, j_\ell, k_\ell) = \arg \max_{i,j,k} \mathbf{C}^{(\ell)}(i,j,k) \quad (34)$$

并将其加入当前支撑集，得到

$$\mathcal{I}^{(\ell)} = \mathcal{I}^{(\ell-1)} \cup \{(i_\ell, j_\ell, k_\ell)\} \quad (35)$$

记  $\mathcal{I}_S^{(\ell)}$ 、 $\mathcal{I}_F^{(\ell)}$  和  $\mathcal{I}_T^{(\ell)}$  分别为支撑集  $\mathcal{I}^{(\ell)}$  在空间、

频率和时间三个模态上的唯一索引集合，则可由当前支撑对应的子矩阵构造小规模最小二乘回代，得到核心张量估计

$$\hat{\mathcal{B}}^{(\ell)} = \mathcal{Y} \times_1 \hat{\mathbf{A}}_{S, \mathcal{I}_S^{(\ell)}}^\dagger \times_2 \hat{\mathbf{A}}_{F, \mathcal{I}_F^{(\ell)}}^\dagger \times_3 \hat{\mathbf{A}}_{T, \mathcal{I}_T^{(\ell)}}^\dagger \quad (36)$$

其中， $\hat{\mathbf{A}}_{S, \mathcal{I}_S^{(\ell)}}^\dagger$ 、 $\hat{\mathbf{A}}_{F, \mathcal{I}_F^{(\ell)}}^\dagger$  和  $\hat{\mathbf{A}}_{T, \mathcal{I}_T^{(\ell)}}^\dagger$  分别表示按当前支撑提取列后形成的子矩阵， $\dagger$  表示 Moore-Penrose 伪逆。这里采用“唯一索引”构造子矩阵，可避免重复列导致的病态回代问题。

基于  $\hat{\mathcal{B}}^{(\ell)}$ ，进一步得到当前观测张量的低秩重构

$$\hat{\mathcal{Y}}^{(\ell)} = \hat{\mathcal{B}}^{(\ell)} \times_1 \hat{\mathbf{A}}_{S, \mathcal{I}_S^{(\ell)}} \times_2 \hat{\mathbf{A}}_{F, \mathcal{I}_F^{(\ell)}} \times_3 \hat{\mathbf{A}}_{T, \mathcal{I}_T^{(\ell)}} \quad (37)$$

并更新残差张量

$$\mathbf{R}^{(\ell)} = \mathbf{Y} - \hat{\mathcal{Y}}^{(\ell)} \quad (38)$$

上述过程重复执行，直至达到最大迭代次数  $\hat{L}$ 。最终得到的支撑集  $\mathcal{I}^{(\hat{L})}$  给出了有效路径在三个模态候选集合之间的连接关系，即完成了 AoA、时延与多普勒参数的自动配对；而核心张量  $\hat{\mathcal{B}}^{(\hat{L})}$  在对应支撑位置上的非零系数，则给出了各条有效路径的复增益估计。由此，RATE 架构在避免三维联合网格搜索的同时，实现了基于多维观测一致性的融合与配对。

### 3.3 计算复杂度分析

为了评估 RATE 架构的计算效率，本节对比了所提算法与顺序式两阶段估计 (Sequential) 算法<sup>[24]</sup>及张量子空间估计 (Tensor-ESPRIT) 算法的计算复杂度。假设空间、时延和多普勒维度的网格搜索数分别为  $G_\theta, G_\tau, G_v$ ，张量维度为  $N_r \times K \times M$ ，待估计路径数为  $L$ 。不同算法的主要计算开销详见表 1。

Sequential 算法的复杂度主要由 AoA 估计进行子空间分解  $\mathcal{O}(N_r^3)$  和角域扫描  $\mathcal{O}(G_\theta N_r^2)$ ，以及后续二维谱估计  $\mathcal{O}(LMK \log(MK))$  组成。Tensor-ESPRIT 算法属于无网格的张量子空间方法，其计算量主要集中在多模展开后的子空间分解与旋转不变性求解过程上，复杂度随张量三维尺寸增长。

相比之下，RATE 架构的总体计算量由“解耦估计”和“融合配对”两部分构成。在解耦估计阶段，主要开销来自三个模态展开后的协方差矩阵特征分解，以及空间、时延和多普勒三个维度上的一

维参数搜索。该部分复杂度可写为

$$\mathcal{O}\left(N_r^3 + K^3 + M^3 + L(G_\theta N_r^2 + G_\tau K^2 + G_v M^2)\right)$$

在融合配对阶段, 设最大迭代次数为  $\hat{L}$ 。每轮 Tensor-OMP 迭代主要包含三部分计算: 1) 当前残差张量与三个模态响应矩阵之间的多维相关张量计算; 2) 基于当前支撑集的核心张量伪逆回代; 3) 低秩重构与残差更新。因而, 融合阶段的复杂度可保守写为

$$\mathcal{O}\left(\hat{L}N_rKM + (N_r + K + M)\hat{L}^3\right)$$

综合两部分可得, RATE 的总体复杂度为

$$\mathcal{O}\left(N_r^3 + K^3 + M^3 + L(G_\theta N_r^2 + G_\tau K^2 + G_v M^2) + \hat{L}N_rKM + (N_r + K + M)\hat{L}^3\right)$$

需要指出的是, 融合阶段的搜索对象是解耦阶段得到的候选响应矩阵, 而非原始三维连续参数空间, 因此该阶段不会重新引入三维联合网格搜索所导致的复杂度爆炸。由此, RATE 关于网格精度的增长关系仍然保持线性, 这也是其相较直接联合搜索方法的重要优势。

表 1 不同估计算法的计算复杂度对比

算法	主要计算复杂度
Sequential	$\mathcal{O}(N_r^3 + G_\theta N_r^2 + LMK \log(MK))$
Tensor-ESPRIT	$\mathcal{O}(N_r^2MK + M^2N_rK + K^2N_rM + L^3)$
RATE	$\mathcal{O}\left(N_r^3 + K^3 + M^3 + L(G_\theta N_r^2 + G_\tau K^2 + G_v M^2) + \hat{L}N_rKM + (N_r + K + M)\hat{L}^3\right)$

## 4 仿真结果分析

本章基于前述系统模型与 RATE 张量感知架构, 通过数值仿真评估所提方法在不同信噪比及异步干扰条件下的性能。由于 RATE 架构直接输出的参数为信号域参数  $\{\hat{\theta}, \hat{\tau}, \hat{v}\}$ , 为了直观量化感知能力并贴合实际物理应用场景, 在计算性能指标前, 利用线性映射关系将估计得到的时延  $\hat{\tau}$  和多普勒  $\hat{v}$  转换为目标的物理距离  $\hat{R}$  与速度  $\hat{V}$ 。具体的参数转换关系为:  $\hat{R} = c \cdot \hat{\tau}$  以及  $\hat{V} = c \cdot \hat{v}/f_c$ , 其中  $c$  为光速,  $f_c$  为载波频率。基于转换后的物理参数  $\{\hat{\theta}, \hat{R}, \hat{V}\}$ , 在给定信噪比下进行多次独立 Monte Carlo 实验, 统计 RMSE、大误差概率、检测概率、虚警概率以及

误差累积分布等指标。

### 4.1 仿真场景与参数设置

仿真参数设置如表 2 所示。系统工作于 26GHz 毫米波频段, S-Frame 采用时分扫描策略。多径信道包含静态 LoS、静态 NLoS 及动态 NLoS 路径, SNR 定义为接收端的单次基带观测向量中信号分量与噪声分量的平均功率比。仿真采用等效观测模型  $\mathbf{y} = \mathbf{s} + \mathbf{w}$ , 其中  $\mathbf{s}$  为无噪声接收信号分量,  $\mathbf{w}$  为等效观测域的加性噪声, 记  $\mathbf{w} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I})$  通过调节  $\sigma^2$  使得下式成立

$$\text{SNR} \triangleq \frac{E\{\|\mathbf{s}\|_2^2\}}{E\{\|\mathbf{w}\|_2^2\}} \quad (39)$$

为消除阵列规模带来的额外功率增益, 对阵列导向矢量采用单位范数归一化 ( $\|\mathbf{a}(\theta)\|_2 = 1$ , 各阵元幅度按  $1/\sqrt{M}$  缩放), 波束向量亦满足单位功率约束。上述 SNR 不包含跨子载波或跨 OFDM 符号的相干积累增益; 后续检测与估计性能提升来源于算法对空间 - 频率 - 时间多维观测的联合利用。

表 2 参数配置

参数	值
波形	OFDM
载波频率	26GHz
天线数量 $N_r$	24
子载波数量 $K$	320
OFDM 符号周期 $T_s$	3.2 $\mu$ s
系统带宽 $B$	100MHz
子载波间隔 $\Delta f$	312.5KHz
角度范围	$[-80^\circ, 80^\circ]$
最大检测距离 $d_{\max}$	960m
最大检测速度 $v_{\max}$	37.6m/s
正则化经验常数 $\kappa$	0.1

S-Frame 采用基于正交码本的时分波束扫描策略, 每个 S-Frame 由  $M_s = N_r = 24$  个 BS-TS 组成, 每个 BS-TS 占用 1 个 OFDM 符号, 即  $T_b = T_s$ , 因此每个 S-Frame 对应的间隔为  $T_{\text{sf}} = M_s T_b = 76.8\mu\text{s}$ 。连续 S-Frame 之间的间隔为  $M_f = 1024$  个 OFDM 符号, 对应的时间间隔为  $T_f = M_f T_s = 3276.8\mu\text{s}$ 。该配置既能保证波束扫描覆盖整个角域, 也使单次观测窗口

保持在较短时域范围内，从而与前文采用的短时同步误差建模相一致。

在统计性能评估时，每个 SNR 点均进行 200 次独立 Monte Carlo 实验。为刻画异步条件下收发机未知同步误差对接收信号的影响，仿真中采用等效随机同步误差模型，以两个独立随机相位项表征 TO 与 CFO 的联合扰动；在异步场景下，相应误差项均服从区间  $[0, 2\pi]$  上的均匀分布，而在理想同步基线中将其置零。此处的 CFO/TO 仿真设置主要用于表征未知同步误差引起的相位失配效应，其目的在于验证所提信号比值消除与正则化机制在异步扰动条件下的鲁棒性，而非针对某一具体硬件平台给出固定的物理 CFO/TO 数值。

为保证仿真场景的可复现性与对比基准的一致性，默认索引 0 的参考路径由 LoS 分量承担（无遮挡或弱遮挡条件）。该假设仅用于本组仿真的场景设定；所提出的参考支路-扫描支路建模与比值消除推导并不依赖参考路径的物理类别，若参考路径由占优镜面反射分量承担，公式形式保持不变，性能主要随参考路径强度与可检测性变化。

此外为了量化 RATE 架构的感知性能，采用基于加权欧氏距离的最小代价匹配策略（如匈牙利算法）建立估计路径与真实路径的对应关系。只有当匹配误差低于预设门限（角度  $1^\circ$ ，距离  $0.05\text{m}$ ，速度  $0.1\text{m/s}$ ）时判定为成功检测。基于成功匹配的路径对，计算各维度的均方根误差（RMSE）及累积分布函数（CDF）。此外，统计检测概率  $P_d$  与虚警概率  $P_f$  以评估算法的可靠性。基于匹配后的路径对计算各维度的 RMSE 计算方式如下

$$\text{RMSE}_\mu = \sqrt{E \left\{ \frac{1}{L} \sum_{\ell=0}^{L-1} \left| \phi_{\mu,\ell} - \hat{\phi}_{\mu,\ell} \right|^2 \right\}} \quad (40)$$

其中  $\mu$  表示 AoA、距离或速度维度。

#### 4.2 参数估计精度与误差分布

如图 4~6 所示为 AoA、距离和速度估计的 RMSE 随信噪比变化的曲线。其中给出了正则化 RATE、无正则化 RATE、理想无 CFO/TO 基线、无比值操作基线，以及两种对比算法 Sequential（AoA 估计+二维 DFT）与 Tensor-ESPRIT 的结果。

仿真结果显示，在极低 SNR 区域，RATE 架构的性能优势暂未显现，正则化 RATE 曲线与无正则化 RATE 及无比值操作基线接近且远离理想无

CFO/TO 基线，说明 RATE 架构在极差信道环境下，即使引入正则化，比值操作后的有效信噪比仍低于子空间算法的崩溃阈值，可用性较低。随着 SNR 提升至  $-5\text{ dB}$  附近，RATE 架构的性能出现了转折，正则化 RATE 曲线发生陡降并迅速收敛至理想同步基线，特别是在距离和速度维度上，高 SNR 下的估计精度几乎与 CRB 下界重合，证明了只要信噪比跨过门限，RATE 架构就能在消除异步干扰的同时保留超分辨率特性。更为关键的是，对比无正则化 RATE 曲线可以发现，前者因分母微小扰动引发的重尾噪声而陷入显著的性能瓶颈，而 RATE 架构通过自适应正则化成功抑制了这一效应，在  $-5\text{ dB}$  后与未正则化方案拉开了数量级的差距。这种巨大的性能差距验证了正则化策略在非高斯噪声环境下的鲁棒性，也标志着 RATE 架构能够解决信号比值所引入的非线性噪声问题。

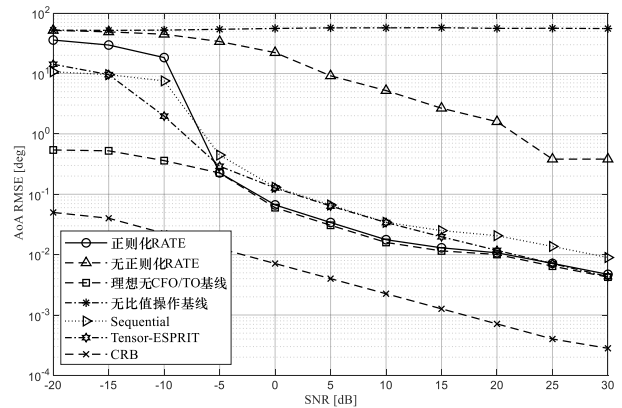


图4 AoA RMSE性能对比

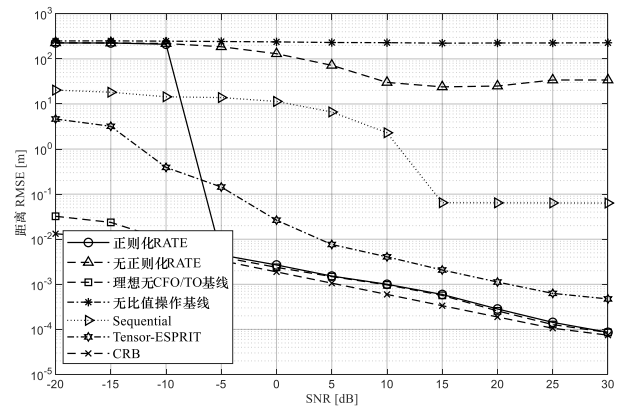


图5 距离 RMSE性能对比

与此同时，两类对比算法的曲线也呈现出各自典型特征：Sequential 由于顺序处理带来的误差传递以及二维谱估计的分辨率和网格化限制，在中高

SNR 区域更容易出现误差平台; Tensor-ESPRIT 虽具高分辨优势,但在比值等效扰动和异步条件下的观测构造下,子空间分解对扰动统计失配与离群点相对更敏感,因此在距离和速度等维度可能表现为收敛变缓或平台化。相较之下, RATE 通过“解耦候选集构造+稀疏融合配对”的链路实现三维参数的稳定联合利用,并在低 SNR 区域体现更强鲁棒性、在中高 SNR 区域逼近理想基线与 CRB 下界,从而更清晰地体现了本文方案的性能优势与定位。

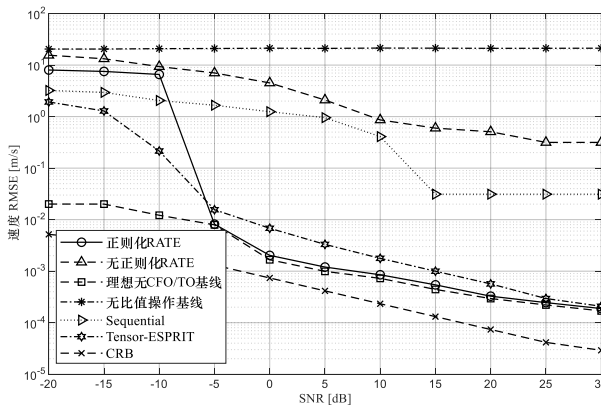


图6 速度 RMSE 性能对比

此外,无比值操作基线在全信噪比区间内始终处于极高误差水平,这种系统性的相位失真无法随 SNR 提升而改善。这表明在双基地毫米波上行感知中, CFO 与 TO 引起的相位旋转具有破坏性;若不加以处理,即便采用 Sequential 或 Tensor-ESPRIT 等高分辨后端估计方法也难以获得可靠结果。RATE 架构通过信号比值及其正则化处理,将包含未知 CFO/TO 的观测转化为仅含感知参数的干净数据,从而显著提升异步条件下的参数估计精度。

为了进一步评价参数估计的稳定性,图7和图8分别展示了在不同信噪比下,距离和速度估计误差的累积分布函数(CDF)。这两组曲线揭示了 RATE 架构在误差控制上的关键特征。

从整体走势来看,误差分布呈现出显著的“相变”收敛特性。在低 SNR 时, CDF 曲线斜率较缓,表明误差分布较为发散。然而,随着 SNR 提升至 -5 dB 以上, CDF 曲线迅速变得陡峭,并在 0 误差附近呈现出近似“阶跃函数(Step Function)”的形态。这表明随着信道环境改善,正则化策略能够迅速压制噪声的随机扰动,将绝大多数估计结果锁定在极小的误差范围内,体现了算法在分布层面的

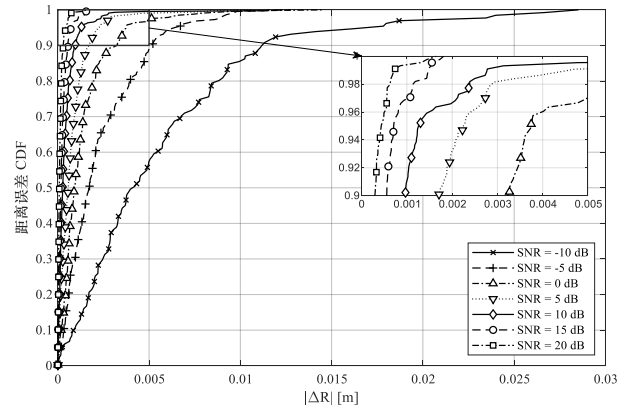


图7 距离估计误差的 CDF

强收敛性。进一步聚焦于高 SNR 下的局部细节, RATE 架构展现了毫米级的测距与测速精度。如图7中的局部放大子图所示,在 SNR 为 10 dB 时, CDF 曲线在误差为 0.002 m 处已突破 0.99。这意味着 99% 以上的距离估计样本,其绝对误差被控制在 0.002 m 以内。同样地,观察图8的速度误差分布,在相同信噪比下,超过 99% 的样本速度误差小于 0.002 m/s。

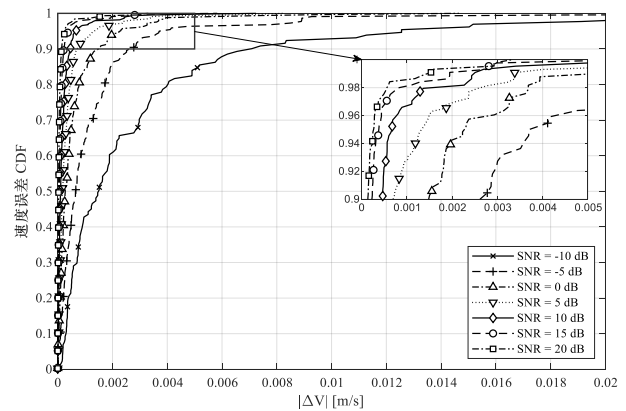


图8 速度估计误差的 CDF

上述结果证明, RATE 架构不仅在平均意义上逼近了理论下界,更在误差分布上消除了长尾效应。这种高度集中的误差分布,证明了所提的正则化张量算法能够有效克服信号比值带来的不确定性,为后续的应用提供了高置信度的感知数据。

### 4.3 检测可靠性

图9评估了 RATE 架构在不同信噪比下的路径检测概率  $P_d$  与虚警概率  $P_f$ ,  $P_d$  和  $P_f$  曲线揭示了 RATE 架构在发现真实目标与抑制虚假目标之间的平衡能力。如图9所示,检测概率呈现出陡峭的上升与快速饱和特性。随着 SNR 的增加,  $P_d$  迅速攀

升，在 SNR 为 -5 dB 时即突破 0.9 的关键门限。这意味着即便在较强的噪声环境下，RATE 架构也能以超过 90% 的概率成功恢复出多径分量，且在 SNR 大于 5 dB 后检测率接近 100%，展现了极高的灵敏度。此外，虚警概率随 SNR 改善而快速下降。在 SNR 大于 5 dB 的区间内， $P_f$  被压制至 0 附近。这表明算法在中高信噪比下具有极高的特异性，几乎不会产生“伪路径”。

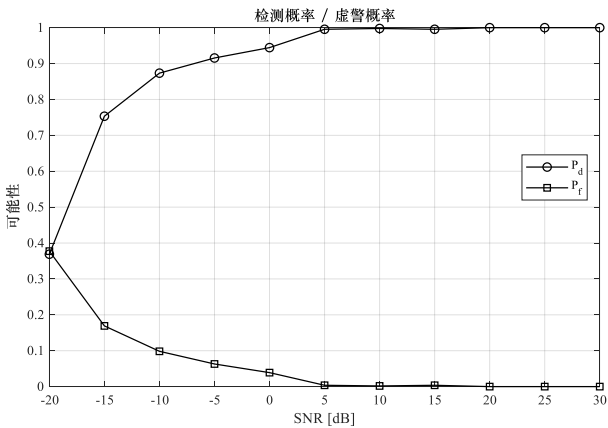


图9 检测概率与虚警概率

图9所示现象和第3.2.2节的融合配对机制相契合。与对 AoA、时延和多普勒候选参数进行独立判决的方案不同，RATE 在融合阶段采用基于多维稀疏支撑恢复的 Tensor-OMP 策略：算法首先根据当前残差张量与空间、频率和时间三个模态响应矩阵之间的联合相关性，逐轮选择最显著的三维连接；随后基于当前支撑集对核心张量进行回代估计，并通过低秩重构更新残差张量。因而，只有在三个观测维度上同时获得一致支持的参数组合，才会被保留为有效路径；而由噪声扰动或错误组合形成的伪峰值通常缺乏稳定的多维结构支撑，会在迭代更新过程中被逐步抑制。正因如此，RATE 在保持较高检测概率的同时，能够显著降低虚警概率，并实现可靠的多维参数自动配对。

图10展示了大误差概率（Large-error Probability）随信噪比的变化曲线，用以刻画算法的稳定性。该指标是基于成功匹配路径的条件概率，因此必须结合检测概率  $P_d$  进行联合评价，以避免对低信噪比区域的性能产生误判。在极低信噪比区间，大误差概率接近 0 并不代表高精度，而是由于此时  $P_d$  极低，仅极少数与真值巧合重叠的噪声峰值通过匹配，造成了“低误差率”的统计假象。随后

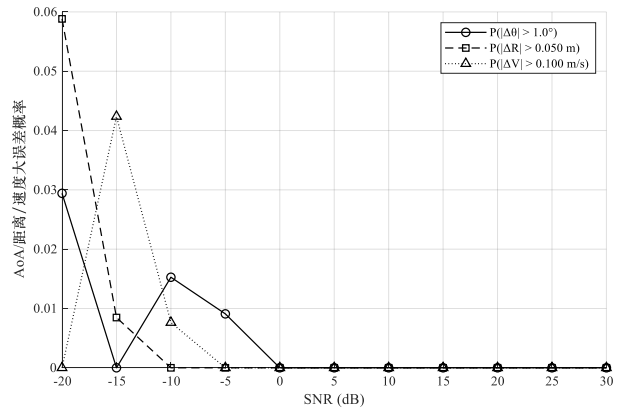


图10 三维参数的大误差概率

SNR 的提升，更多临界的边缘路径被纳入统计，导致曲线出现短暂的波动峰值。进入中高信噪比区间后， $P_d$  趋近于 1，且大误差概率同时收敛至 0。这种同步收敛特性表明，RATE 架构检测与估计是高度一致性的，只要算法判定目标存在，其参数估计值便稳定收敛于高精度区间，有效规避了参数严重失真的离群检测现象。这一特性有力证明了正则化策略对重尾噪声离群值的有效截断。

## 5 结束语

本文面向毫米波混合阵列上行感知中的采样受限、时钟异步及非高斯噪声问题，提出了基于正则化信号比值与张量稀疏重构的多维参数估计与自动配对方法，并构建了鲁棒异步张量估计架构 (RATE)。通过时分波束扫描与参考通道构建，实现了虚拟全数字观测；通过噪声功率感知的正则化信号比值，有效抑制了 CFO/TO 异步干扰及比值运算引起的重尾噪声放大；结合三阶张量建模与解耦参数估计，实现了 AoA、时延和多普勒的低复杂度自动配对。仿真结果表明，所提方法在重尾噪声和严重异步条件下仍具有稳定的检测与参数估计性能。未来的工作将进一步探索在多用户并行感知场景下的张量模型扩展。

## 参考文献:

- [1] Recommendation ITU-R M.2160-0 (11/2023) - framework and overall objectives of the future development of IMT for 2030 and beyond[J].
- [2] Rahman Md L, Zhang J A, Huang X, et al. Framework for a perceptive mobile network using joint communication and radar sensing[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 56(3): 1926-1941.
- [3] Sohrawi F, Yu W. Hybrid digital and analog beamforming design for

- large-scale antenna arrays[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2016, 10(3): 501-513.
- [4] Lu S, Liu F, Li Y, et al. Integrated sensing and communications: Recent advances and ten open challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(11): 19094-19120.
- [5] Huang X, Guo Y J, Bunton J D. A hybrid adaptive antenna array[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(5): 1770-1779.
- [6] Singh J, Ramakrishna S. On the feasibility of codebook-based beamforming in millimeter wave systems with multiple antenna arrays[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(5): 2670-2683.
- [7] Noh S, Zoltowski M D, Love D J. Multi-resolution codebook and adaptive beamforming sequence design for millimeter wave beam alignment [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(9): 5689-5701.
- [8] Lee J, Gil G T, Lee Y H. Exploiting spatial sparsity for estimating channels of hybrid MIMO systems in millimeter wave communications[C]// 2014 IEEE Global Communications Conference. 2014: 3326-3331.
- [9] Chuang S F, Wu W R, Liu Y T. High-resolution AoA estimation for hybrid antenna arrays[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2015, 63(7): 2955-2968.
- [10] Yang Y, Dang S, Wen M, et al. Blockage-aware robust beamforming in RIS-aided mobile millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(11): 16906-16921.
- [11] Wu K, Pegoraro J, Meneghello F, et al. Sensing in bistatic ISAC systems with clock asynchronism: A signal processing perspective[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2024, 41(5): 31-43.
- [12] Kotaru M, Joshi K, Bharadia D, et al. SpotFi: Decimeter level localization using WiFi[C]//Proceedings of the 2015 ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication. London United Kingdom: ACM, 2015: 269-282.
- [13] Li X, Zhang D, Lv Q, et al. IndoTrack: Device-free indoor human tracking with commodity wi-fi[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2017, 1(3): 1-22.
- [14] L X, Zhang J A, Wu K, et al. CSI-ratio-based doppler frequency estimation in integrated sensing and communications[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(21): 20886-20895.
- [15] Zhao L, Ni Z, Feng Y, et al. High-resolution uplink sensing in millimeter-wave ISAC systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2025: 1-1.
- [16] Gulgun Z, Larsson E G. Massive MIMO with cauchy noise: Channel estimation, achievable rate and data decoding[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(3): 1929-1942.
- [17] Chen X, Feng Z, Wei Z, et al. Multiple signal classification based joint communication and sensing system[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(10): 6504-6517.
- [18] Zhang R, Cheng L, Wang S, et al. Integrated sensing and communication with massive MIMO: A unified tensor approach for channel and target parameter estimation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(8): 8571-8587.
- [19] Tahir B, Svoboda P, Rupp M. PLAIN: Scalable estimation architecture for integrated sensing and communication[A]. arXiv, 2025.
- [20] Heath R W, Gonzalez-Prelcic N, Rangan S, et al. An overview of signal processing techniques for millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2016, 10(3): 436-453.
- [21] Shan T J, Wax M, Kailath T. On spatial smoothing for direction-of-arrival estimation of coherent signals[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1985, 33(4): 806-811.
- [22] Hu Y, Wu K, Zhang J A, et al. Performance bounds and optimization for CSI-ratio-based bi-static doppler sensing in ISAC systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(11): 17461-17477.
- [23] Boyer R. Decoupled root-MUSIC algorithm for multidimensional harmonic retrieval[C]//2008 IEEE 9th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications. 2008: 16-20.
- [24] 王晓云, 张小舟, 马良, 等. 6g通信感知一体化网络的感知算法研究与优化[J]. 通信学报, 2023, 44(2): 219-230.



王华华 (1981- ), 男, 山西临汾人, 重庆邮电大学正高级工程师、硕士生导师, 主要研究方向为移动通信系统软件开发、基带信号处理、物理层协议算法。

张云东 (1980- ), 男, 云南建水人, 云南昆船设计研究院有限公司高级工程师, 大学本科学历, 主要研究方向嵌入式系统硬件、通信感知一体化等。

