arXiv:2602.01293v1 [eess.SP] 1 Feb 2026

通感一体化系统阵列波束方向图的失配分析与协作校准

Hui Chen，*IEEE* 会员，Mengting Li，*IEEE* 会员，Alireza Pourafzal，*IEEE* 会员，Huiping Huang，*IEEE* 会员，Yu Ge，*IEEE* 会员，Sigurd Sandor Petersen，Ming Shen，*IEEE* 高级会员，George C. Alexandropoulos，*IEEE* 高级会员，以及 Henk Wymeersch，*IEEE* 会士

摘要——通感一体化是实现未来无线系统中广泛应用的一项关键技术。然而，由几何误差（例如位置和方向）以及硬件损伤（例如互耦和放大器非线性）引起的模型失配，往往会降低感知性能。本文聚焦于天线阵列的角度估计性能，并解决通感一体化系统阵列波束方向图校准这一关键挑战。为从感知角度评估校准质量，本文提出了一种新颖的性能指标，该指标考虑角度估计误差而非波束方向图相似性，并将其纳入可微损失函数。此外，本文提出了一种协作校准框架，使多个用户设备能够基于所提出的损失函数和本地数据，迭代优化波束方向图，并协同更新全局校准参数。本文利用在消声室中采集的真实波束方向图测量值，对所提出的模型和算法进行了验证。实验结果表明，在二维校准场景中，角度估计误差可从 1.01° 降至 0.11°；在三维校准场景中，则可从 5.19° 降至 0.86°。

索引词—**通感一体化、阵列波束方向图、协同校准、失配分析、随机梯度下降。**

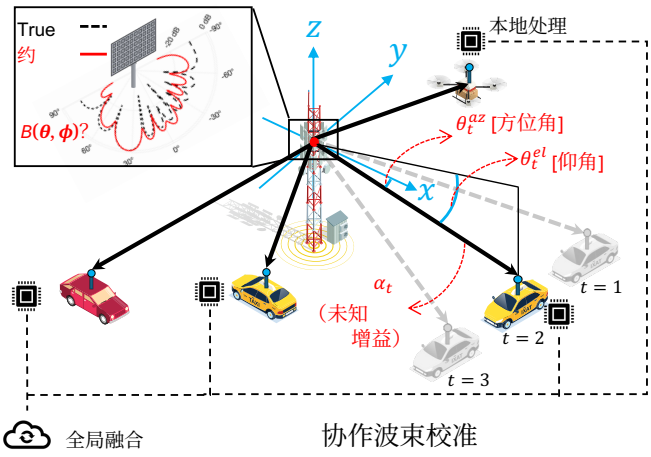


图 1. 所考虑的协作波束校准场景示意图。协作用户设备获得本地校准阵列的波束方向图，随后在全局范围内进行融合。

I. 引言

通感一体化（ISAC）正成为下一代无线系统的核心支柱，可提供位置信息和环境感知 [1]。凭借大阵列孔径和大带宽，通信信号不仅能够实现更高的数据速率，还能提供更精细的角度和时延分辨率 [2]。除了传统的到达时间（TOA）和到达时间差（TDOA）方法之外，基于角度的测量值，例如到达角（AOA）和出发角（AOD），如今也已集成到 3GPP NR 等标准化系统中 [3]。此类角度测量值

显著提升定位覆盖范围和精度，并支持复杂任务，包括多径辅助的单基站（BS）定位 [4]，设备姿态估计 [5]，和同步定位与建图（SLAM） [6]。这些进展预示着，未来 6G 网络将支持多种通感一体化服务，从扩展现实到自主导航 [7]。

尽管通感一体化具有巨大潜力，目前大多数研究仍假设系统模型理想，并忽略校准误差的影响，例如几何误差 [8] 和硬件损伤 [9]。尽管这些假设有助于性能分析以及低复杂度算法的开发（包括用于信道参数估计的超分辨率技术 [10], [11]），但模型失配会导致系统性能下降。此类失配造成的波束成形不准确会降低阵列增益、增加干扰并削弱链路可靠性 [12]。在感知应用中，后果更加显著，因为角度误差会随距离增大而放大，并可能严重降低系统性能。[1] 这些误差会影响信道参数提取及后续

H. Chen、M. Li、A. Pourafzal、H. Huang、Y. Ge 和 H. Wymeersch 任职于瑞典哥德堡 412 58 的查尔姆斯理工大学电气工程系（电子邮箱：hui.chen；limeng；alireza.pourafzal；huiping；yuge；henkw@chalmers.se）。M. Li、S. S. Petersen 和 M. Shen 任职于丹麦奥尔堡大学（电子邮箱：mengli；mish@es.aau.dk，sp19@student.aau.dk）。G. C. Alexandropoulos 任职于希腊雅典 16122 的雅典国立卡波季斯特里亚大学信息学与电信系（电子邮箱：alexandg@di.uoa.gr）。本研究部分由以下项目资助：VILLUM FONDEN 的研究基金（VIL59841）、瑞典研究委员会（VR 基金 2022-03007）、欧盟地平线欧洲研究与创新计划资助协议编号 101139130 下的 SNS JU 项目 6G-DISAC、Vinnova B5GPOS 项目（基金编号 2022-01640），以及查尔姆斯交通领域优势项目（项目 ID：95418010）。

[1]由角度估计误差 $\Delta\theta$ 在具有半波长阵元间距的 $N \times 1$ 均匀线性阵列中引起的信噪比下降由信噪比 $\text{loss} = \left|\frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1} e^{j\pi n(\sin\theta - \sin(\theta+\Delta\theta))}\right|^2$ 给出，而该角度误差在距离 r 处对应的位置误差为 $\Delta x = r\,|\tan(\theta+\Delta\theta) - \tan(\theta)|$。对于位于 $\theta = 0°$ 和 $r = 100$ m且 $\Delta\theta = 1°$ 和 $N = 8$的用户，信噪比下降和距离误差分别为 0.069 dB和1.75 m。

表 I 波束图样校准方法汇总

Ref.	目的（校准重点）	硬件类型（阵列规模）	场景	关键方法
[14]	5G阵列误差校准	数字阵列（4 个阵元）	原位	结合干扰消除的期望最大化
[15]	SLAC：联合位置 + 校准	数字阵列（最多 4 个）	自校准	贝叶斯滤波、方向、偏差估计
[16]	波束图表征	相控阵（4×5）	离线	REV方法（逐元素相位扫描）
[17]	基于REV的快速校准	相控阵 (4×5)	离线	增强型REV（多元素切换）
[18]	仅幅度校准	相控阵 (4×5)	离线	基于幅度扫描的基于傅里叶的恢复
[19]	仅幅度快速校准	相控阵（8 阵元）	离线	三相位移测量（0°、90°、180°）
[20]	阵元同时校准	相控阵（8 个阵元）	离线	使用全开测量值的线性系统求解器
[21]	降低测量负荷	相控阵（4×8）	离线	稀疏测量，线性恢复
[22]	OTA波束模式校准	相控阵（4×4）	离线	仅在波束转向模式下校准
[23]	互耦感知建模	可重构智能表面（最高 4×8）	自校准	电磁端到端电路模型
[24]	空中相位校准	可重构智能表面（8×8）	原位	交替块下降，CRB基准
[25]	互耦感知定位	可重构智能表面（20×20）	自校准	用于联合定位与校准的交替优化
[26]	激励向量学习	相控阵（最多 4×8）	离线	基于迁移学习的代理模型（仅功率）
[27]	天线位移校准	相控阵（8×8）	自校准	硬件损伤下基于模型驱动学习的通感一体化
Ours	基于感知的校准	相控阵（最多 16×16）	原位	基于响应与角度误差损失的优化

诸如定位和制图等高层次任务 [13]。这表明，需要进行阵列校准，才能充分挖掘通信系统用于感知的潜力。

A. 相关工作

阵列校准场景大致可分为离线校准（例如在暗室或受控环境中采用专门的校准流程）、已知校准代理状态下的原位校准，以及无需额外设备即可校准阵列的自校准，如表 I 所示。通常，离线校准精度最高，但需要专用设备；而原位校准和自校准方法在实际部署中更为实用，前者依赖专用的校准代理。从校准方法来看，可分为阵元方向图校准、仅幅度校准、复值／结构感知校准，以及基于人工智能（AI）的校准。接下来，我们将回顾各类方法的最新进展，并讨论其在通感一体化系统中的适用性和局限性。

1）阵元方向图校准：阵元校准着重于估计各阵元的天线响应。在 [14],中，校准问题被表述为估计阵列误差函数（每个天线的增益和相位误差），并通过天线阵列实验进行验证。 [15] 利用多个移动代理的协作，提出了一种同时定位与校准（SLAC）方法，采用贝叶斯滤波在移动网络中联合估计位置和校准参数。尽管这些方法行之有效，但通常仅适用于小规模阵列或线性阵列，难以高效扩展至大型阵列或混合模拟数字阵列。

2) 仅幅度校准：仅幅度校准方法，例如广泛使用的旋转阵元电场矢量（REV）方法及其变体 [16]–[18], ，通过引入额外的移相器进行逐元素相位扫描，并仅利用振幅测量值重建阵列响应，从而实现天线阵列校准。增强型 REV 方法，例如多元素切换 [17]和基于傅里叶的恢复 [18], ，进一步缩短了校准时间并降低了复杂度。快速仅幅度校准 在 [19] 中采用三相移测量（0°、90°、180°）。当无法获取精确的相位测量值或进行此类测量不切实际时，仅幅度方法尤为有用；然而，这类方法无法完整恢复复数波束方向图，因而限制了其在角度估计和高精度感知中的有效性。此外，这些方法通常需要进行硬件改造（例如添加额外的移相器），这对某些阵列架构而言可能并不可行，尤其是在混合式或分布式通感一体化部署中。

3) 复值与结构感知校准：第三类校准技术利用线性代数结构和先进建模方法，以减少所需的校准测量值数量，或考虑互耦和硬件损伤。例如， [20]–[22] 利用线性系统表述和稀疏恢复方法进行校准，从而降低测量开销。在可重构智能表面（可重构智能表面）的场景中，已有研究提出基于阻抗的建模方法来描述互耦 [23], ；同时，基于交替优化的方法已在具有复杂传播环境的空中（OTA）测试 [24]以及联合定位与校准场景 [25]中展现出较高性能。这些方法能够在存在硬件非理想特性的情况下实现精确校准，但通常需要获取详细的硬件参数、对系统运行进行精确控制，或开展额外的测量工作。此外，关于阵列几何结构、互耦或传播环境的假设，可能无法很好地推广到大规模、分布式或混合模拟数字系统。

4）基于人工智能的校准：数据驱动校准方法的最新进展旨在应对动态分布式环境中的实际挑战。在 [26],中，有研究提出了一种基于代理模型的方法，仅利用功率测量进行相控阵校准，并借助迁移学习在不同设备间适配激励矢量模型。模型驱动的深度学习框架在校正天线位移误差方面也展现出良好前景 [27]。这些基于人工智能的方法适用于大规模实际部署，因为它们能够从真实世界数据中学习，并适应不断变化的条件。然而，这些方法通常侧重于波束方向图重建精度，并未直接解决校准对感知精度的影响。此外，

这些方法通常需要大量训练数据，而且可能无法稳健地应对所有类型的硬件损伤或环境动态变化。

尽管上述校准方法为特定场景提供了有价值的解决方案，但现有大多数研究都以波束方向图重建精度来评估校准质量，未明确量化波束失配对感知或定位性能的影响。此外，许多文献假设采用全数字架构或固定的阵列类型，忽略了实际毫米波通感一体化系统中常见的模拟与混合波束成形结构，以及分布式校准需求。这些局限降低了现有校准方法在现实感知和定位任务中的实用性。

B. 主要贡献

本文从面向感知的角度，利用下行导频信号研究原位波束方向图校准：我们量化了波束失配对定位精度的影响，并开发了实用的波束图模型和可扩展的协作校准算法，使其能够在混合波束成形约束下进行分布式部署。

本文的主要贡献如下：

- 我们针对分布式通感一体化场景构建了协作波束校准问题。基站的阵列校准由各用户设备（UE）通过通信导频信号完成，多个用户设备协作共同校准基站天线阵列的波束方向图，如图1所示。
- 我们提出了一种新颖的面向感知的性能指标，通过计算校准后实际模型与失配模型之间 Kullback-Leibler 散度最小时对应的伪真参数得到。与传统的波束方向图相似度指标不同，该指标能够更好地反映校准质量对感知性能的影响。
- 我们提出了一种迭代优化算法，该算法采用由基于感知的性能指标近似得到的可微目标函数。该算法可进一步改进基于通信的校准，以提升感知性能，并支持多个校准代理之间的协作。
- 我们基于消声室中的真实波束方向图测量结果，验证了所提出的波束图模型和校准算法。我们在各种场景和超参数设置下评估了基于通信和面向感知的性能指标。

符号与记号：斜体字母表示标量（例如，a），粗体小写字母表示向量（例如，$\mathbf{a}$），粗体大写字母表示矩阵（例如，$\mathbf{A}$）。$(\cdot)^\top$、$(\cdot)^{\mathsf{H}}$、$(\cdot)^*$、$(\cdot)^{-1}$、$\mathrm{tr}(\cdot)$、$\|\cdot\|$和 $\|\cdot\|_{\mathrm{F}}$ 分别表示转置、厄米转置、复共轭、逆、迹、 ℓ-2范数和弗罗贝尼乌斯范数运算；$\mathbf{A}\odot\mathbf{B}$、$\mathbf{A}\oslash\mathbf{B}$、$\mathbf{A}\otimes\mathbf{B}$、$\mathbf{a}\circ\mathbf{b}$ 分别表示哈达玛积、哈达玛除法、克罗内克积和外积；$[\cdot,\cdot,\cdots,\cdot]^\top$ 表示列向量；$[\cdot]_{i,j}$ 是第 i行、第 j列，且$[\cdot]_{a:b,c:d}$ 是由第 a行至第 b行、第 c列至第 d列构成的子矩阵；$\mathrm{Re}\{a\}$ 和$\mathrm{Im}\{a\}$ 提取复变量的实部和虚部， $\angle(a)$表示复标量 a的相位； $\mathbf{1}_N$ 表示一个 $N\times 1$ 全一向量，$\mathbf{I}_N$ 表示大小为N 的单位矩阵。

II. 系统模型

本节首先介绍一个通用系统模型，其中包含发射机和接收机的几何信息以及波束图。随后，我们将介绍几种波束表示形式及其对应的校准模型。

A. 通用系统模型

我们考虑一个基于远场正交频分复用（OFDM）的下行链路系统，其中包含一个基站和多个用户设备。为简单起见，我们针对特定的基站-用户设备链路描述系统模型，因此本节中省略用户设备索引。位于$\mathbf{p}_{\mathrm{B}}\in\mathbb{R}^3$ 的基站配备了一个由$N=N_r\times N_c$ 根天线组成的模拟均匀平面阵列（N_r 行、 N_c 列），而一台单天线用户设备沿预定义轨迹移动（例如，从$\mathbf{p}_{\mathrm{U},1}\in\mathbb{R}^3$ 到$\mathbf{p}_{\mathrm{U},T}$ ，总计经历 T 个快照），并接收来自基站的导频信号。[2] 在快照 t处，基站向用户设备发送 G个正交频分复用符号，每个符号包含K 个子载波，并采用一个独特的波束成形向量（形成由 G 个码字构成的波束扫描），接收信号$\mathbf{Y}_t\in\mathbb{C}^{G\times K}$ 可表示为沿 $L+1$ 条路径传播的信号之和：

$$\mathbf{Y}_t=\sum_{\ell=0}^{L}\alpha_{\ell,t}\mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta}_{\ell,t})(\mathbf{d}(\tau_{\ell,t})\odot\mathbf{x}_t)^\top+\mathbf{N}_t,\qquad(1)$$

其中， ℓ 是路径索引， $\ell=0$ 表示视距（LOS）路径，$\alpha_{0t}=\sqrt{P}\frac{\lambda}{4\pi r_{0t}}e^{j\beta_{0t}}$ 是视距复信道增益， P 为发射功率，β_{0t} 为相位， $r_0=\|\mathbf{p}_{\mathrm{B}}-\mathbf{p}_{\mathrm{U}}\|$ 表示第 t个测量位置与基站阵列之间的距离。非视距（NLOS）路径的信道增益（$\ell>0$）可表示为$\alpha_{\ell t}=\sqrt{P}\frac{c_\ell}{\sqrt{4\pi}}\frac{\lambda}{4\pi r_{\ell t}}{}_1 e^{j\beta_{\ell t}}$，其中 c_ℓ 为雷达散射截面系数，$r_{\ell t}=\|\mathbf{p}_{\mathrm{B}}-\mathbf{ps}_{\ell t}\|$ 和$r_{\ell t1}=\|\mathbf{p}_{\mathrm{U}}-\mathbf{ps}_{\ell t}\|$ 分别表示基站和用户设备到散射点（位于 $\mathbf{ps}_{\ell t}$）的距离。角度对$\boldsymbol{\vartheta}_{\ell t}=[\theta^{\mathrm{az}}_{\ell,t},\theta^{\mathrm{el}}_{\ell,t}]^\top$ 是方位角和仰角方向上的出发角，$\tau_{\ell t}$ 是信号时延。导频信号向量记为 $\mathbf{x}_t\in\mathbb{C}^K$ ，其单位范数为$|x_{tg}|=1$；$\mathbf{N}_t\in\mathbb{C}^{G\times K}$ 为加性白高斯噪声矩阵，其每个元素$n_{tg}\in\mathcal{CN}(0,\sigma_n^2)$。特定角度对 $\boldsymbol{\vartheta}$ 对应的波束响应向量（针对 G个码字）记为 $\mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta})=[b_1(\boldsymbol{\vartheta})\ldots,b_G(\boldsymbol{\vartheta})]^\top\in\mathbb{C}^G$，其详情将在下一小节中介绍；$\mathbf{d}(\tau)\in\mathbb{C}^K$ 反映不同子载波之间的相位偏移，其每个元素

[2]本研究利用下行信号阐明分布式系统中的协作校准，并需要用户设备与基站之间的反馈来提供校准参数。通过适当的干扰管理，也可以利用上行信号来完成校准问题。

$d_k(\tau) = e^{j2\pi k\Delta_f \tau}$，其中 τ是时延，Δ_f是子载波间隔。有关基站/用户设备位置、方向与信道参数之间详细的几何关系，请参见 [2]。

通过对由视距时延引起的相位进行去旋转 $\hat{\tau}_{0,t}$，将导频信号移除为 $\mathbf{Y}_t \oslash (\mathbf{1}_G \mathbf{x}_t^\top)$，并对 K 个子载波进行相干合并，通用系统模型可由式（1）简化为

$$\mathbf{y}_t = \underbrace{\tilde{\gamma}_t \mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta}_t)}_{\text{LOS path}} + \underbrace{\sum_{\ell=1}^{L} \alpha_{\ell,t} \mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta}_{\ell,t}) \mathbf{d}^{\mathsf{H}}(\hat{\tau}_{0,t}) \mathbf{d}(\tau_{\ell,t})}_{\text{NLOS paths}} + \mathbf{n}_t. \quad (2)$$

其中，$\tilde{\gamma}_t = \tilde{\gamma}_{0,t} = \alpha_{\ell,t} \mathbf{d}^{\mathsf{H}}(\hat{\tau}_{0,t}) \mathbf{d}(\tau_{0,t})$，其中 $\hat{\tau}_{0,t}$ 为估计的视距时延，噪声功率缩放为$n_{t,g} \in \mathcal{CN}(0, K\sigma_n^2)$。我们进一步假设带宽足够宽，能够分辨视距路径和非视距路径 [11], 的时延，并且式（2）中的非视距路径项近似为零。将所有码字的波束方向图向量拼接成矩阵 $\mathbf{B}(\boldsymbol{\Theta}) \in \mathbb{C}^{G\times T}$，其中 $\boldsymbol{\Theta} = [\boldsymbol{\vartheta}_1, \ldots, \boldsymbol{\vartheta}_T]$，可得

$$\mathbf{Y} = \mathbf{B}(\boldsymbol{\Theta}) \tilde{\boldsymbol{\Gamma}} + \mathbf{N}. \quad (3)$$

其中，$\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{G\times T}$ 包含特定用户设备在 T位置/角度的所有测量值，而 $\boldsymbol{\Gamma} = \mathsf{diag}([\tilde{\gamma}_1, \ldots, \tilde{\gamma}_T])$包含每次测量对应的视距复信道增益。

B. 波束表示模型

波束表示的目标是找到一个简化模型来表示$\mathbf{B}(\boldsymbol{\Theta})$，并表征真实波束方向图（例如，在暗室中测得的方向图）。我们采用两种波束表示模型，即理想模型（具有固定波束成形方向的基于波束赋形的码本）和实际模型（学习型码本）。前一种模型在现有研究中被广泛使用 [1], [5], [8]–[10] ，并将作为后一种实际模型的基准测试。

1) 理想波束模型：不失一般性，我们将角度 $\boldsymbol{\vartheta}$处的理想阵列响应定义为

$$\tilde{\mathbf{b}}(\boldsymbol{\vartheta}) = g(\boldsymbol{\vartheta}) \bar{\mathbf{W}}^{\mathsf{H}}(\bar{\boldsymbol{\Phi}}) \mathbf{a}(\boldsymbol{\vartheta}), \quad (4)$$

其中，$g(\boldsymbol{\vartheta})$为单元方向图。[3] 简单的贴片天线模型可实现为 [28]

$$g(\boldsymbol{\vartheta}, \beta) = \cos^{\beta}(\theta_{\text{eff}}) = (\cos\theta^{\text{az}} \cos\theta^{\text{el}})^{\beta} \quad (5)$$

其中，$\theta_{\text{eff}} = \cos^{-1}(\cos\theta^{\text{az}} \cos\theta^{\text{el}})$表示目标方向与阵列视轴之间的有效角度，而 $\beta > 0$是方向性参数。然而，以下校准任务并不限于式（5）中定义的波束图模型。导向矢量$\mathbf{a}(\boldsymbol{\vartheta})$描述了由阵列配置引起的不同天线之间的相位差（假设天线间距为半波长），其表达式为

$$\mathbf{a}(\boldsymbol{\vartheta}) = \mathbf{a}_c(\theta^{\text{az}}, \theta^{\text{el}}) \otimes \mathbf{a}_r(\theta^{\text{el}}), \quad (6)$$

[3]在用户设备侧，也应考虑单元方向图。然而，我们将在第 II-C 节说明，用户设备和基站的单元方向图均不会影响感知性能，因此将其视为干扰参数。

with

$$\mathbf{a}_c(\theta^{\text{az}}, \theta^{\text{el}}) = [1, \cdots, e^{j\pi(N_c-1)\sin\theta^{\text{az}}\cos\theta^{\text{el}}}]^\top, \quad (7)$$

$$\mathbf{a}_r(\theta^{\text{el}}) = [1, \cdots, e^{j\pi(N_r-1)\sin\theta^{\text{el}}}]^\top. \quad (8)$$

在理想模型中，预编码矩阵（或码本） $\bar{\mathbf{W}}(\boldsymbol{\Phi}) = [\mathbf{w}(\bar{\boldsymbol{\varphi}}_1), \ldots, \mathbf{w}(\bar{\boldsymbol{\varphi}}_G)] \in \mathbb{C}^{N\times G}$中的每个码字均定义为与导向矢量相同（例如，$\mathbf{w}(\boldsymbol{\varphi}) = \mathbf{a}(\boldsymbol{\varphi})$），并满足约束条件$|w_{g,n}| = 1$，其中 $\boldsymbol{\varphi} = [\phi^{\text{az}}, \phi^{\text{el}}]^\top$ 为波束成形方向。因此，每个码字都会在特定方向 $\bar{\boldsymbol{\varphi}}_g$上使信噪比达到最大值，而 $\mathbf{W}$ 可表示为一组波束成形角 $\bar{\boldsymbol{\Phi}} = [\bar{\boldsymbol{\varphi}}_1, \ldots, \bar{\boldsymbol{\varphi}}_G] \in \mathbb{C}^{\not{\kappa}\times\mathbb{G}}$（由阵列制造商预先定义）。

2) 实用波束模型：正如我们在初步工作 [29],中所探讨的，理想码本可能导致严重失配和性能下降。另一种方案是，定义实用码本$\mathbf{W}$ （其中每个码字均满足 $\|\mathbf{w}_g\| = 1$），该码本包含硬件限制和实现问题，其定义为[4]

$$\mathbf{W} = \bar{\mathbf{W}}(\bar{\boldsymbol{\Phi}}) + \Delta_{\mathbf{W}}. \quad (9)$$

因此，特定方向上的波束图模型可进一步定义为

$$\mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta}) = g(\boldsymbol{\vartheta}) \mathbf{W}^{\mathsf{H}} \mathbf{a}(\boldsymbol{\vartheta}). \quad (10)$$

尽管存在更复杂的损伤模型（例如 [9]中考虑的阵列增益误差），但式（10）中的表述是一种近似，在降低复杂度的同时仍能实现准确的校准性能，这也是本文的主要研究重点。

C. 感知模型

给定波束表示模型，感知任务可定义为从观测信号 $\mathbf{y}$中提取角度 $\boldsymbol{\vartheta}$ 。考虑到波束图误差对时延估计的影响有限 [9], ，我们聚焦于基于最大似然估计器（MLE）的角度估计。我们表明，根据式（3）中的模型，感知仅依赖于码本$\mathbf{W}$，而信道增益矩阵 $\boldsymbol{\Gamma}$是基于感知的校准中的干扰参数。

视距场景下的角度估计可表述为 [30]

$$[\boldsymbol{\vartheta}, \alpha] = \arg\min_{\boldsymbol{\vartheta},\alpha} \|\mathbf{y} - \alpha \mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta})\|, \quad (11)$$

其中$\mathbf{y}$ 是特定位置的观测向量。为简化估计，基于式（11）并给定$\boldsymbol{\vartheta}$，干扰参数 α 可表示为 $\alpha = \frac{\mathbf{b}^{\mathsf{H}}(\boldsymbol{\vartheta})\mathbf{y}}{\mathbf{b}^{\mathsf{H}}(\boldsymbol{\vartheta})\mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta})}$，估计问题可写为 [30]

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\vartheta} &= \arg\min_{\boldsymbol{\vartheta}} \|\mathbf{y} - \frac{\mathbf{b}^{\mathsf{H}}(\boldsymbol{\vartheta})\mathbf{y}}{\mathbf{b}^{\mathsf{H}}(\boldsymbol{\vartheta})\mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta})} \mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta})\|^2 \\ &= \arg\min_{\boldsymbol{\vartheta}} \mathbf{y}^{\mathsf{H}}\mathbf{y} - \frac{\mathbf{b}^{\mathsf{H}}(\boldsymbol{\vartheta})\mathbf{y}}{\mathbf{b}^{\mathsf{H}}(\boldsymbol{\vartheta})\mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta})} \mathbf{y}^{H}\mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta}) \\ &= \arg\max_{\boldsymbol{\vartheta}} \frac{|\mathbf{b}^{\mathsf{H}}(\boldsymbol{\vartheta})\mathbf{y}|}{\|\mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta})\|} = \arg\max_{\boldsymbol{\vartheta}} \frac{|\mathbf{a}^{\mathsf{H}}(\boldsymbol{\vartheta})\mathbf{W}\mathbf{y}|}{\|\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}(\boldsymbol{\vartheta})\|}. \end{aligned} \quad (12)$$

[4]请注意，$\mathbf{W}$ 的定义可以是 $\bar{\mathbf{W}}(\bar{\boldsymbol{\Phi}}) + \Delta_{\mathbf{W}}$，也可以是 $\bar{\mathbf{W}}(\bar{\boldsymbol{\Phi}}) \odot \Delta_{\mathbf{W}}$。由于我们在无法访问 的情况下将$\mathbf{W}$ 作为整体进行估计，因此这两种形式的选择不会影响校准。

由式 (12) 可知，角度估计与单元方向图无关，如 $g(\vartheta)$ 所示。然而，为了重建用于通信的波束方向图，需要估计单元方向图。

D. 校准模型

本校准工作的目标是根据式（3）中的接收导频信号 $\mathbf{Y}$，求得式（10）中定义的波束表示$\mathbf{b}(\vartheta)$，从而提升式（11）中的感知性能。接下来，我们首先介绍紧凑校准模型，然后介绍若干校准模型。为辅助校准，我们将单元方向图（原本来自$\mathbf{b}(\vartheta_t)$，如式（10）所示）并入增益矩阵 $\mathbf{\Gamma}$，形成 $\mathbf{\Gamma} = \mathrm{diag}(\boldsymbol{\gamma})$，其每个对角元素为 $\gamma_t = \tilde{\gamma}_t g(\vartheta_t)$。因此，通用系统模型可由式（3）改写为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{A}(\mathbf{\Theta})\mathbf{\Gamma} + \mathbf{N}, \tag{13}$$

其中$\mathbf{A}(\mathbf{\Theta}) = [\mathbf{a}(\vartheta_1)\ldots,\mathbf{a}(\vartheta_T)] \in \mathbb{C}^{N\times T}$为导向矩阵。得到码本$\mathbf{W}$ 和增益矩阵 $\mathbf{\Gamma}$ 后，校准后的波束响应可表示为

$$\hat{\mathbf{b}}(\vartheta) = \hat{g}(\vartheta)\hat{\mathbf{W}}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}(\vartheta). \tag{14}$$

由于增益估计值 $\mathbf{\Gamma}$ 对应于特定角度，我们对单元方向图$\hat{}g(\vartheta_t) = r_t|\gamma_t|$ 进行插值，以获得$\hat{}g(\vartheta)$，其中 r_t 为路径损耗补偿。请注意，波束响应$\mathbf{b}(\vartheta)$反映了不同角度下的复响应增益，在评估校准精度时将进行归一化。

在本研究中，我们假设用户设备是专用校准代理，且在每次测量中均已知其位置 [5] T（例如通过全球定位系统获取），因此校准任务是估计未知参数（例如码本 $\mathbf{W}$ 和波束增益矩阵 $\mathbf{\Gamma}$，具体取决于场景），并重建波束方向图$\mathbf{b}(\theta)$，以提升通信与感知性能。接下来，我们将详细介绍不同的校准场景，其中模型 M1 作为模型 M2–M4 的基准，而本文始终以 M4 为主要研究对象。

1）基准波束方向图模型（*M1*）：该模型¯ ¯采用理想码本$\mathbf{W}(\mathbf{\Phi})$，其波束成形方向 $\mathbf{\Phi}$已知。我们假设每个测量点的样本角度 ϑ_t 和距离 r_t 均已知，校准目标是估计信道增益矩阵 $\mathbf{\Gamma}$，然后提取单元方向图，如下所示：$g(\vartheta_t) = r_t|\gamma_t|$。相应的信号模型可表示为

$$\mathbf{Y}^{\mathrm{M1}} = \bar{\mathbf{W}}^{\mathsf{H}}(\bar{\mathbf{\Phi}})\mathbf{A}(\bar{\mathbf{\Theta}})\mathbf{\Gamma} + \mathbf{N}. \tag{15}$$

从感知角度来看，M1无需校准，并且估计 $\mathbf{\Gamma}$ 以用于波束重构。

[5]如果 UE 位置未知，则需要将校准（即估计 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{\Gamma}$）与定位（即估计 $\mathbf{\Theta}$）联合进行。然而，这个联合问题不可辨识，因为观测模型对潜在因子的酉变换保持不变。对于任意酉矩阵 $\mathbf{D}$，$(\mathbf{DW})^{\mathsf{H}}\mathbf{DA} = \mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{A}$，都会产生等价的观测。通过采用适当的先验（例如，部分校准的码本 $\mathbf{W}$ 或已知的参考方向），可以将联合估计重新表述为贝叶斯推断问题，这将留待未来研究。

2）波束成形角度校准（*M2*）：考虑到阵列制造商提供的波束成形角度存在误差，M2 着重于同时校准矩阵$\mathbf{\Phi}$ 和 $\mathbf{\Gamma}$。在这种情况下，信号模型可表示如下：

$$\mathbf{Y}^{\mathrm{M2}} = \bar{\mathbf{W}}^{\mathsf{H}}(\mathbf{\Phi})\mathbf{A}(\bar{\mathbf{\Theta}})\mathbf{\Gamma} + \mathbf{N}. \tag{16}$$

校准M2有望凭借更精确的波束成形角，提供优于M1的性能。

3) 码本校准（*M3*）：码本校准只能离线进行，以消除信道增益的影响（例如，在暗室或良好受控的环境中）。随后，校准任务变为估计码本$\mathbf{W}$ 以及（5）中定义的方向性系数 β，假设用户设备位置已知，信号模型可表示为 [22], [31]

$$\mathbf{Y}^{\mathrm{M3}} = \mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{A}(\bar{\mathbf{\Theta}})\mathbf{\Gamma}(\bar{\mathbf{\Theta}},\beta,\bar{\mathbf{d}}) + \mathbf{N}. \tag{17}$$

请注意，M3是唯一采用（5）中所定义单元方向图模型的模型。该模型旨在突出信道增益与单元方向图之间的耦合，而简单的单元方向图无法很好地刻画波束响应。

4) 码本与增益矩阵联合校准（*M4*）：最为实际的模型是联合估计$\mathbf{W}$ 与多余参数 $\mathbf{\Gamma}$，校准模型可表述为 [22]

$$\mathbf{Y}^{\mathrm{M4}} = \mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{A}(\bar{\mathbf{\Theta}})\mathbf{\Gamma} + \mathbf{N}. \tag{18}$$

与式（15）至式（16）相比，引入的未知量 $\mathbf{W}$ 和$\mathbf{\Gamma}$ 增加了波束校准任务的难度，需要专门的校准算法，相关内容将在第四节详细介绍。

III. 性能指标与损失函数

本节首先介绍几种性能指标，即响应相似度、偏差角误差和码本增益损失。随后将说明用于校准的响应误差损失和角度误差损失。

A. 性能指标

为评估波束校准的质量，我们引入波束响应相似度、角度估计误差和码本增益损失，分别用于评估波束图误差、感知性能以及使用校准后的波束时的通信性能。

1) 波束响应相似度：功率角谱的全变差距离常用于量化空中测试和信道仿真测试中重建波束图与参考波束图之间的相似度，定义见 3GPP TR 38.827 [32]。给定重建波束图 $\mathbf{b}(\vartheta)$¯和真实值 $\mathbf{b}(\vartheta)$，两个波束图的变差距离可定义为

$$\tilde{E}_{\mathrm{R}} = \frac{1}{2}\int_{\vartheta}\left|\frac{|\hat{b}(\vartheta)|}{\int_{\vartheta}|\hat{b}(\vartheta)|\mathrm{d}\vartheta} - \frac{|\bar{b}(\vartheta)|}{\int_{\vartheta}|\bar{b}(\vartheta)|\mathrm{d}\vartheta}\right|\mathrm{d}\vartheta. \tag{19}$$

然而，上述公式仅反映了波束方向图的增益（即忽略了相位），且积分不适用于

离散测量。根据式（19），我们定义归一化响应误差的离散形式 E_{R}。通过选择一组评估角度 $\boldsymbol{\Theta}_s=[\boldsymbol{\vartheta}_1,\ldots,\boldsymbol{\vartheta}_S]$（$S\leq T$，其中 $\boldsymbol{\Theta}_s$ 是所有测量角 $\boldsymbol{\Theta}$ 的子集），响应相似度 S_{R}（$0\leq S_{\mathrm{R}}\leq 1$）可定义为

$$S_{\mathrm{R}}=1-E_{\mathrm{R}}=1-\frac{1}{2}\left\|\frac{\hat{\mathbf{B}}(\boldsymbol{\Theta}_s)}{\|\hat{\mathbf{B}}(\boldsymbol{\Theta}_s)\|_{\mathrm{F}}}-\frac{\bar{\mathbf{B}}(\boldsymbol{\Theta}_s)}{\|\bar{\mathbf{B}}(\boldsymbol{\Theta}_s)\|_{\mathrm{F}}}\right\|_{\mathrm{F}}. \quad (20)$$

在此，还可以根据感兴趣区域，为每个评估角度设置不同的加权因子，以调整响应相似度（例如，为视轴方向赋予较大的权重）。为简化起见，我们将所有测量角的加权因子设为相同，并得到式（20）。

2）角度估计偏差：虽然响应相似度可用于评估重构波束方向图与真实值之间的差异，但无法直接量化其在角度估计中的性能。为了便于进行基于感知的性能评估，我们采用伪真参数向量，其定义为使 $f_{\mathrm{TM}}(\mathbf{y}|\bar{\boldsymbol{\eta}})$ 与 $f_{\mathrm{MM}}(\mathbf{y}|\boldsymbol{\eta})$ 之间的 Kullback-Leibler 散度最小的点，即

$$\boldsymbol{\eta}_0=\arg\min_{\boldsymbol{\eta}} D_{\mathrm{KL}}(f_{\mathrm{TM}}(\mathbf{y}|\bar{\boldsymbol{\eta}})\|f_{\mathrm{MM}}(\mathbf{y}|\boldsymbol{\eta})). \quad (21)$$

其中，$f_{\mathrm{TM}}(\mathbf{y}|\bar{\boldsymbol{\eta}})$ 和 $f_{\mathrm{MM}}(\mathbf{y}|\boldsymbol{\eta})$ 分别是真实模型和失配模型的概率密度函数。伪真参数表示为 $\boldsymbol{\eta}_0=[\mathrm{Re}(\gamma_0),\ \mathrm{Re}(\gamma_0)\ \theta_0^{\mathrm{az}},\ \theta_0^{\mathrm{el}}]$，其中包含干扰参数信道增益和角度估计。真值状态向量和状态变量分别表示为 $\bar{\boldsymbol{\eta}}$ 和 $\boldsymbol{\eta}$。

具体而言，我们采用暗室测得的真实值波束方向图测量值 $\bar{\mathbf{b}}(\boldsymbol{\vartheta})$ 作为真实模型

$$\mathbf{y}_{\mathrm{TM}}=\underbrace{\gamma\bar{\mathbf{b}}(\boldsymbol{\vartheta})}_{=\bar{\boldsymbol{\mu}}(\boldsymbol{\eta})}+\mathbf{n}, \quad (22)$$

并将校准模型作为失配模型

$$\mathbf{y}_{\mathrm{MM}}=\underbrace{\gamma\mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta})}_{=\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\eta})}+\mathbf{n}=\gamma\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}(\boldsymbol{\vartheta})+\mathbf{n}, \quad (23)$$

其中，$\mathbf{y}_{\mathrm{TM}}\sim f_{\mathrm{TM}}(\mathbf{y}|\boldsymbol{\eta})$和$\mathbf{y}_{\mathrm{MM}}\sim f_{\mathrm{MM}}(\mathbf{y}|\boldsymbol{\eta})$。需要注意的是，伪真参数反映了估计器能够达到的最佳性能，该性能受偏差$\bar{}$的限制。通过定义 $\boldsymbol{\epsilon}(\boldsymbol{\eta})\triangleq\bar{\boldsymbol{\mu}}(\bar{\boldsymbol{\eta}})-\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\eta})$，伪真参数可如下获得 [33]:

$$\boldsymbol{\eta}_0=\arg\min_{\boldsymbol{\eta}}\|\boldsymbol{\epsilon}(\boldsymbol{\eta})\|^2=\arg\min_{\boldsymbol{\eta}}\|\bar{\boldsymbol{\mu}}(\bar{\boldsymbol{\eta}})-\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\eta})\|^2. \quad (24)$$

一种实用的解决方案是在已知用户设备位置的假设下，使用以真实值 $\bar{\boldsymbol{\eta}}$ 初始化的基于梯度的方法来估计 $\boldsymbol{\eta}_0$。利用伪真角度估计 $\boldsymbol{\vartheta}_0=[\theta_0^{\mathrm{az}},\theta_0^{\mathrm{ele}}]^\top$，我们将角度估计误差定义为

$$\tilde{E}_{\mathrm{A}}=\int_{\boldsymbol{\vartheta}}\|\hat{\boldsymbol{\vartheta}}_{\mathbf{y}_{\mathrm{MM}}|\hat{\mathbf{b}}(\cdot)}(\bar{\mathbf{b}}(\boldsymbol{\vartheta}))-\boldsymbol{\vartheta}\|^2\mathrm{d}\boldsymbol{\vartheta}, \quad (25)$$

其中，$\hat{\boldsymbol{\vartheta}}_{\mathbf{y}_{\mathrm{MM}}|\hat{\mathbf{b}}(\cdot)}(\bar{\mathbf{b}}(\boldsymbol{\vartheta}))\triangleq\boldsymbol{\vartheta}_0$ 表示以 $\bar{\hat{\mathbf{b}}}(\boldsymbol{\vartheta})$ 为输入、以信号模型$\mathbf{y}_{\mathrm{MM}|\hat{\mathbf{b}}(\cdot)}$的重建波束方向图$\mathbf{b}(\cdot)$为基础得到的估计角度。类似于式（20），可以使用一组评估角度定义一个易于处理的角度误差损失：$\boldsymbol{\Theta}_s=[\boldsymbol{\vartheta}_1,\ldots,\boldsymbol{\vartheta}_S]^\top$

$$E_{\mathrm{A}}=\frac{\sum_s\|\hat{\boldsymbol{\vartheta}}_{\mathbf{y}_{\mathrm{MM}}|\hat{\mathbf{b}}(\theta)}(\bar{\mathbf{b}}(\boldsymbol{\vartheta}_s))-\boldsymbol{\vartheta}_s\|^2}{S}. \quad (26)$$

此处，角度误差 E_{A} 刻画了使用校准后的波束方向图模型处理来自真实模型的数据时的平均角度估计误差，可作为面向感知的性能指标。

3) 码本增益损失：作为通信性能的基准测试，我们定义增益损失，以量化视距场景下校准对通信性能的影响。具体而言，根据已知的波束方向图选择最佳波束，以获得最大视距增益（即，未校准情况下的理想波束方向图，以及校准阵列的 M1 至 M4）。与 E_{R} 和 E_{A} 类似，增益损失可表示为所有评估角度下基站假设的波束方向图与理想波束方向图之间的平均相对增益

$$E_{\mathrm{C}}=\frac{1}{S}\sum_s\frac{\left\|\bar{\mathbf{b}}_{\hat{g}_s^\star}^{\mathsf{H}}(\boldsymbol{\vartheta}_s)\mathbf{a}(\boldsymbol{\vartheta}_s)\right\|^2}{\left\|\bar{\mathbf{b}}_{\tilde{g}_s^\star}^{\mathsf{H}}(\boldsymbol{\vartheta}_s)\mathbf{a}(\boldsymbol{\vartheta}_s)\right\|^2}. \quad (27)$$

其中，$\hat{g}_s^\star=\mathrm{argmax}_g\,|\mathbf{b}_g(\boldsymbol{\vartheta}_s)|$ 和 $\tilde{g}_s^\star=\mathrm{argmax}_g\,|\bar{\mathbf{b}}_g(\boldsymbol{\vartheta}_s)|$分别是根据式（4）中定义的校准波束方向图 $\mathbf{b}(\boldsymbol{\vartheta})$ 和理想波束方向图 $\bar{\mathbf{b}}(\boldsymbol{\vartheta})$ 得到的最优波束索引。上述公式表示相对于理想阵列波束图的加权增益损失，用于评估校准后的通信性能提升。

B. 损失函数

1) 响应误差损失：受（20）中所定义的响应相似度启发，我们旨在减小重构波束方向图与参考波束方向图之间的误差，并建立基于响应误差损失（REL）的校准。给定接收信号$\mathbf{Y}$，校准任务是寻找最优的$\mathbf{W}$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}$，以使 REL L_{REL} 最小化，即

$$[\hat{\mathbf{W}},\hat{\boldsymbol{\Gamma}}]=\arg\min_{\mathbf{W},\boldsymbol{\Gamma}}\ L_{\mathrm{R}}(\mathbf{Y},\mathbf{W},\boldsymbol{\Gamma}),\quad \text{s.t.}\|\mathbf{w}_g\|_2=1,\ \forall g, \quad (28)$$

其中

$$L_{\mathrm{R}}(\mathbf{Y},\mathbf{W},\boldsymbol{\Gamma})=\|\mathbf{Y}-\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{A}\boldsymbol{\Gamma}\|_{\mathrm{F}}^2/T. \quad (29)$$

上述公式既可用于二维波束，也可用于三维波束，其中 $\mathbf{A}$ 的每一列表示特定目标位置的导向矢量。

2) 角度误差损失：基于（26）中角度误差的定义，我们可以将角度误差损失（AEL）表示为

$$\tilde{L}_{\mathrm{A}}(\mathbf{Y},\mathbf{W},\boldsymbol{\Gamma})=\sum_{t=1}^{T}\|\hat{\boldsymbol{\vartheta}}_{\mathbf{y}_{\mathrm{MM}}|\hat{\mathbf{b}}(\theta)}(\mathbf{y}_t)-\boldsymbol{\vartheta}_t\|^2/T. \quad (30)$$

然而，这种损失函数需要进行双层优化 [34]，其中必须求解内层优化（即找到伪真实角度）才能计算损失值。为辅助校准，我们提出了一种可微角度误差损失函数，以降低感知角度误差。

由式（12）可知，角度估计旨在寻找波束响应在观测上的最大归一化投影。受此启发，我们定义了一种新的损失函数，通过匹配观测的归一化投影，作为 L_2 的替代方案：

$$L_{\mathrm{A}}(\mathbf{Y},\mathbf{W},\mathbf{\Gamma}) = \frac{\sum_{t,s}|e_{t,s}|^2}{TS}, \\ e_{t,s} = u_{t,s} - \breve{u}_{t,s} = \frac{\mathbf{b}^{\mathsf{H}}(\vartheta_t)\mathbf{y}_s}{\|\mathbf{b}(\vartheta_t)\|} - \frac{\mathbf{y}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{y}_s}{\|\mathbf{y}_t\|}. \tag{31}$$

此处，$\mathbf{b}(\vartheta) = \gamma(\vartheta)\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}(\vartheta)$ 表示校准后的波束方向图，$\mathbf{y}_t$ 和 $\mathbf{y}_s$ 分别表示在 ϑ_t和 ϑ_s处的接收信号。为便于梯度计算，我们采用 $\mathbf{b}^{\mathsf{H}}(\vartheta_t)\mathbf{y}_s$ ，而非 $|\mathbf{b}^{\mathsf{H}}(\vartheta_t)\mathbf{y}_s|$。与（20）类似，评估角度 $\mathbf{\Theta}_s = [\vartheta_1,\ldots,\vartheta_S]^\top$ 选取为测量角 $\mathbf{\Theta} = [\vartheta_1,\ldots,\vartheta_T]^\top$ 的子集，以降低算法的复杂度。为便于实际应用，术语 $\breve{u}_{t,s}$ 定义为：将含噪测量 $\mathbf{y}_t$ 替换 $\|\mathbf{y}_s\|\mathbf{b}^{\mathsf{H}}(\vartheta_t)$ 中的 $\mathbf{b}(\vartheta_t)$。利用（31）中定义的损失函数，可通过迭代优化求解该问题。

IV. 校准算法

本节首先介绍采用交替优化（AO）的模型M4基于 REL 的校准算法。随后详细介绍采用梯度下降（GD）的基于 REL 和基于 AEL 的校准算法，并讨论协作策略和复杂度分析。利用模型M1-M3进行的校准可作为基于模型M4的校准的子问题来执行，其中波束成形角（M2）和单元方向图（M3）的信息可从暗室中获取。

A. 基于 *REL* 的校准（交替优化）

交替优化的思路是在固定一个变量的同时优化另一个变量。我们从最一般的情况（即 M4）开始，此时需要联合估计波束成形矩阵$\mathbf{W}$ 和信道增益矩阵 $\mathbf{\Gamma}$。为简单起见，忽略式 (13) 中的角度集合 $\mathbf{\Theta}$ （即使用$\mathbf{A}$ 代替$\mathbf{A}(\mathbf{\Theta})$），并为所有采样角设置 $\rho_s = 1$。

1） 在给定 $\mathbf{W}$的情况下更新 $\mathbf{\Gamma}$： 初始化交替优化的一种实用方法是使用阵列制造商给出的波束成形方向 $\mathbf{\Phi}$ （见式 (15) 中的 M1）。得到$\mathbf{W}$的估计值后，更新 $\mathbf{\Gamma}$ 非常直接，可表示为

$$\hat{\mathbf{\Gamma}} = \arg\min_{\mathbf{\Gamma}} \|\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{W}}^{\mathsf{H}}\mathbf{A}\mathbf{\Gamma}\|_{\mathrm{F}}^2. \tag{32}$$

由于 $\mathbf{\Gamma}$ 是对角矩阵，因此每个对角元素 γ_t 都可以独立并行更新，如下所示

$$\hat{\gamma}_t = \arg\min_{\gamma} \|\mathbf{y}_t - \gamma\hat{\mathbf{b}}_t\|^2, \tag{33}$$

其中，$\mathbf{y}_t \in \mathbb{C}^{G\times 1}$ 和$\hat{\mathbf{b}}_t$ 分别是矩阵$\hat{\mathbf{Y}}$和$\mathbf{WA}$的第 t列。闭式解为

$$\hat{\gamma}_t = \frac{\hat{\mathbf{b}}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{y}_t}{\hat{\mathbf{b}}_t^{\mathsf{H}}\hat{\mathbf{b}}_t}. \tag{34}$$

2) 更新$\mathbf{W}$ ，已知 $\mathbf{\Gamma}$：已知 $\mathbf{\Gamma}$时，在每列满足单位范数约束的条件下，$\mathbf{W}$ 的更新可表述为

$$\min_{\|\mathbf{w}_g\|_2=1} \|\mathbf{y}_g - \mathbf{w}_g^{\mathsf{H}}\mathbf{A}\hat{\mathbf{\Gamma}}\|^2, \tag{35}$$

其中，$\mathbf{y}_g$ 表示$\mathbf{Y}$的第 g 行。令$\mathbf{B} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{\Gamma}}$、$\mathbf{Q} = \mathbf{B}\mathbf{B}^{\mathsf{H}}$（埃尔米特半正定），以及$\mathbf{b}_g = \mathbf{B}\mathbf{y}_g^{\mathsf{H}}$。式 (35) 的 Karush–Kuhn–Tucker (KKT) 最优性条件（对复变量 [35],使用 Wirtinger 微积分，并采用信赖域形式 [36]）得出以下方程组：

$$(\mathbf{Q} + \lambda_g\mathbf{I})\mathbf{w}_g = \mathbf{b}_g, \qquad \|\mathbf{w}_g\| = 1, \tag{36}$$

其中，$\lambda_g \in \mathbb{R}$ 是拉格朗日乘子。函数$f(\lambda_g) = \|(\mathbf{Q} + \lambda_g\mathbf{I})^{-1}\mathbf{b}_g\|$ 关于 λ_g严格递减。如果最小二乘解$\mathbf{w}_g^\dagger = \mathbf{Q}^\dagger\mathbf{b}_g$ 满足 $\|\mathbf{w}_g^\dagger\|_2 \le 1$，则其已满足约束，最优解为$\mathbf{w}_g^\star = \mathbf{w}_g^\dagger$（即 $\lambda_g^\star = 0$）。否则，可通过一维二分搜索高效求出满足 $f(\lambda_g) = 1$ 的根 $\lambda_g^\star$。因此，所得向量 $\mathbf{w}_g^\star = (\mathbf{Q} + \lambda_g^\star\mathbf{I})^{-1}\mathbf{b}_g$ 满足单位范数约束 $\|\mathbf{w}_g^\star\|_2 = 1$，并且是式（35）的精确约束极小化解。

B. 基于 *REL* 的校准（梯度下降）

式（36）中的信赖域公式保证了 KKT 最优性。然而，其计算成本较高，因为每一列$\mathbf{w}_g$ 都需要求解一个涉及矩阵逆$(\mathbf{Q} + \lambda_g\mathbf{I})^{-1}$的标量求根问题。本小节针对批次大小为 S_{batch}的基于 REL 的校准，提出一种基于梯度下降的解。考虑式（20）中定义的实值损失函数及其涉及的复变量，我们基于复梯度算子 [35] （定理 4），提出一种基于梯度的方法来更新$\mathbf{W}$ 和 $\boldsymbol{\gamma}$。具体而言，在每次迭代中，码本 $\mathbf{W}$ 和信道增益向量 $\boldsymbol{\gamma}$ 以学习率 l_r 更新，如下所示：

$$\mathbf{W}^{(i+1)} = \mathbf{W}^{(i)} - l_r\frac{\partial L_{\mathrm{R}}}{\partial \mathbf{W}^*}\bigg|_{\mathbf{W}=\mathbf{W}^{(i)}}, \tag{37}$$

$$\boldsymbol{\gamma}^{(i+1)} = \boldsymbol{\gamma}^{(i)} - l_r\frac{\partial L_{\mathrm{R}}}{\partial \boldsymbol{\gamma}^*}\bigg|_{\boldsymbol{\gamma}=\boldsymbol{\gamma}^{(i)}}. \tag{38}$$

注意，在（37）中计算$\mathbf{W}^{(i+1)}$ 后，需要对每个码字进行归一化，以满足约束。对于基于 REL 的校准，我们需要计算梯度项$\partial L_{\mathrm{R}}/\partial \mathbf{W}^*$。根据（29），我们可以定义残差

$$\mathbf{e}_t = \mathbf{y}_t - \mathbf{b}_t = \mathbf{y}_t - \gamma_t\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}_t, \tag{39}$$

其中，$\mathbf{b}_t$、$\mathbf{b}_t$ 和$\mathbf{a}_t$ 的定义见（44）之后。展开平方范数后，我们得到

$$\|\mathbf{e}_t\|^2 = \mathbf{y}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{y}_t - \mathbf{y}_t^{\mathsf{H}}\gamma_t\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}_t - \gamma_t^*\mathbf{a}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{W}\mathbf{y}_t + |\gamma_t|^2\mathbf{a}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{W}\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}_t. \tag{40}$$

并且，L_{R} 关于$\mathbf{W}^*$ 和 γ_t 的梯度可以分别表示为

$$\frac{\partial L_{\mathrm{R}}}{\partial \mathbf{W}^*} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left(-\gamma_t\mathbf{a}_t\mathbf{y}_t^{\mathsf{H}} + |\gamma_t|^2\mathbf{a}_t\mathbf{a}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{W}\right), \tag{41}$$

$$\frac{\partial L_{\mathrm{R}}}{\partial \gamma_t^*} = \frac{1}{T}(-\mathbf{a}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{W}\mathbf{y}_t + \gamma_t\mathbf{a}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{W}\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}_t). \tag{42}$$

请注意，对 $\boldsymbol{\gamma}$ 进行基于梯度下降的更新并非必需。将更新后的码本 $\hat{\mathbf{W}} = \mathbf{W}^{-l_{r\mathrm{R}}\frac{\partial L_{\mathrm{R}}}{\partial}}\mathbf{W}^*$ 代入式 (32) 并进行列归一化后，仍可对增益矩阵 $\boldsymbol{\Gamma}$ 进行基于交替优化的更新，以实现基于 REL 的校准。在接下来的仿真部分中，我们将采用表现最佳的方法（仅对$\mathbf{W}$ 进行基于梯度下降的更新），并展示小批量梯度下降在经验上优于交替优化，以及超参数如何影响校准性能。

C. 基于 *AEL* 的校准

基于可用的估计值 $\mathbf{W}$， $\boldsymbol{\Gamma}$ （例如，来自基于 REL 的校准），可将当前波束响应计算为 $\mathbf{B} = \mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta})\boldsymbol{\Gamma}$。结合归一化测量值 $\mathbf{B}$，即可使用损失函数 L_{A} 对 M4 执行基于 AEL 的迭代优化。

为便于推导，我们使用 Wirtinger微积分计算所提出的误差损失 L_{DA} 相对于模型参数 $\mathbf{W}^*$ 和 γ_t^* 的梯度，具体方法是计算损失 $e_{t,s}$ 相对于未知参数的导数，并对 T 个样本和 S 个锚点求和。所提出的误差损失 L_{DA} 相对于模型参数$\mathbf{W}^*$ 和 γ_t^* 的梯度为

$$\frac{\partial L_{\mathrm{A}}}{\partial \mathbf{W}^*} = \frac{\sum_{t,s}\left[\frac{\gamma_t}{q_t}\, e_{t,s}\, \mathbf{a}_t \mathbf{y}_s^{\mathsf{H}} - \frac{|\gamma_t|^2}{q_t^2}\, \Re\{e_{t,s} u_{t,s}^*\}\, \mathbf{a}_t \mathbf{a}_t^{\mathsf{H}} \mathbf{W}\right]}{TS}, \tag{43}$$

$$\frac{\partial L_{\mathrm{A}}}{\partial \gamma_t^*} = \frac{j\sum_s \rho_{t,s}\, \Im\{e_{t,s}^* u_{t,s}\}}{\gamma_t^* TS}. \tag{44}$$

中间变量定义为 $\mathbf{a}$ $_t =$ $q_t =$ $|\gamma_t|\|$ ^{H} $_t\|$ $p_{t\ s} = \gamma_t$ $_t^{\mathsf{H}}$ $_s$ $u_{t\ s} =$ ^{p_t} $\underline{u_{t\ s}} =$ $^{\mathsf{H}}_t$ ——$\mathbf{a}(\boldsymbol{\vartheta}_t)$、$\mathbf{W}\mathbf{a}$,,$\mathbf{a}\mathbf{W}\mathbf{y}$,,,$_{q_t}$ ^{s}, $\check{}$,$\mathbf{y}\mathbf{b}\|$ $_t\|$ ^{s} $\mathbf{y}$，其中 $\mathbf{b}_t = \gamma_t \mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}_t$。基于 AEL 的校准采用式（31）中的损失函数，因此，与基于 REL 的校准（式（34））不同， γ_t 不存在闭式解。详细推导见附录A。

D. 协作校准

从校准模型中可以看出，信道增益矩阵仅用于表示波束，使重建波束图尽可能接近原始真实方向图。在执行定位和感知时，复增益将是目标角度和码本的函数，如公式（11）所示。因此，矩阵 $\mathbf{W}$ 是校准所关注的变量。

理想情况下，基站可以收集来自多个用户设备的所有接收信号，并根据真实用户设备状态集中进行校准。然而，基站与用户设备之间的通信会带来开销。相反，在每个用户设备侧进行分布式校准可以大幅降低复杂度，例如避免大型矩阵求逆，并减少通信开销。通过采用以本地

由基站广播的模型为$\mathbf{W}^-$，每个用户 m 都可以利用波束图差异 $\Delta_{\mathbf{W}_m}$更新本地模型，而基站可以聚合本地模型，如下所示

$$\mathbf{W}^+ = \mathbf{W}^- + \sum_m \xi_m \Delta_{\mathbf{W}_m}, \tag{45}$$

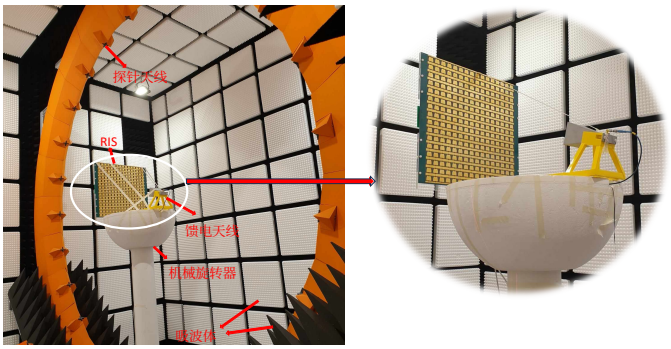


图2。 RIS 模式测量的照片，位于暗 室内。

其中， ξ_m 是第 m个本地模型的加权系数。虽然系数的选择（例如，根据用户设备的硬件能力、位置和测量值的数量）会影响性能，但本文关注的是评估，而非系数优化。在上述公式中，未纳入干扰参数 $\boldsymbol{\Gamma}_m$ ，并且波束成形矩阵$\mathbf{W}^+$ 也需要在每次更新后进行归一化。不过，它可用于设计加权系数（例如，为信道增益较大的模型分配更大的系数）。

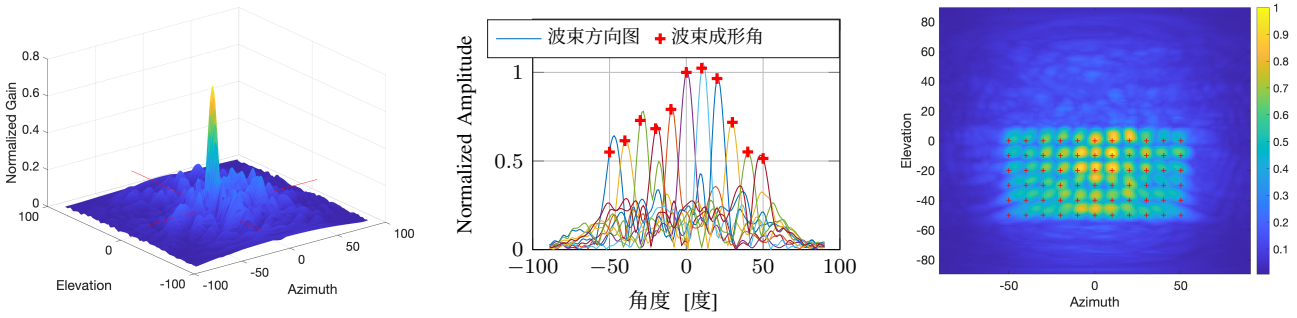
E. 复杂度分析

所提出校准方法的计算复杂度分析如下。对于采用交替优化的基于 REL 的校准，(32) 中 $\boldsymbol{\Gamma}$ 的更新需要矩阵乘法，计算开销为 $\mathcal{O}(GNT)$。 (35) 中 $\mathbf{W}$ 的更新需要进行 $\mathcal{O}(GNT + N^2T + GN^2)$ 次矩阵乘法运算，随后进行复杂度分别为 $\mathcal{O}(N^3)$ 和 $\mathcal{O}(LGN^2)$ 的特征值分解和二分搜索。因此，每次迭代的总计算复杂度为 $\mathcal{O}\big(GNT + N^2T + GN^2 + N^3 + LGN^2\big)$。对于 (41) 中采用梯度下降的基于 REL 的校准，梯度计算可通过秩一更新高效实现，从而每个样本的计算开销为 $\mathcal{O}(GN)$；因此，当批次大小为 T_b 时，每次迭代的计算开销为 $\mathcal{O}(GNT_b)$。对于 (43) 和 (44) 中的基于 AEL 的校准，梯度计算需要对每个样本计算一次 $\mathbf{W}$ ，其开销为 $\mathcal{O}(NG)$，然后在 T_b 个样本和 S 个锚点上进行累加，计算复杂度为 $\mathcal{O}(GNT_bS)$。

总之，使用梯度下降的基于 REL 的校准，其计算量随批次大小、天线数量和锚点数量线性增长，为校准提供了一种灵活且稳健的解决方案。此外，我们注意到，基于 AEL 的算法复杂度高于基于 REL 的校准，具体取决于锚点数量 S。

V. 仿真与实验验证

我们首先使用暗室中的测量数据，这些数据有两个用途：（i）提供理想的测量数据，以评估不同的波束方向图模型；（ii）在更实际的设置下（例如，不同的发射功率）对所开发的校准算法进行基准测试。不过，所提出的协作校准也可应用于实际场景。此外，我们将展示二维和三维波束图校准结果，并评估不同的校准场景。



(a) (b) (c)

图 3. 暗室采集的波束方向图测量结果可视化：(a) 扫描角为 $[-20°, -20°]$ 时的三维波束方向图；(b) 仰角为 $0°$ 时二维波束方向图（11 个码字）的可视化；(c) 三维波束方向图（6×11 个码字）的可视化，红色叉号表示理想波束成形角。

A. 系统设置

为获得真实校准数据，我们在消声室中测量了真实 RIS 板[6] 的反射波束方向图，如图2所示。受测 RIS 板的规格汇总于表 II，其设计的更多详情见 [37]。对于每个波束，都可以对 RIS 系数进行编程，设置相移值以使该方向上的能量最大化；相应的波束方向图需要进行校准。

在此，我们测量了 $G = 6 \times 11 = 66$ 个波束方向图，其目标视轴方向分别指向 $\bar{\mathbf{\Phi}} = [\bar{\phi}^{\text{az}}, \bar{\phi}^{\text{el}}]^\top$，其中 $\bar{\phi}^{\text{az}} \in \{-50°, -40°, \ldots, 50°\}$、$\bar{\phi}^{\text{el}} \in \{-50°, -40°, \ldots, 0°\}$。暗室中测量值的信噪比约为 35 dB。请注意，实际可重构智能表面波束的视轴方向可能与目标角度不同，这是进行波束校准的主要动机之一。所得波束方向图是在半球范围内测得的，方位角从 $-90°$ 到 $90°$ 变化，仰角从 $-90°$ 到 $90°$ 变化，二者均按 $\bar{}$ 的步长采样，间隔为 $1°$，由此得到测量数据集 $\mathbf{B}_{\text{3D}} \in \mathbb{C}^{66 \times 181 \times 181}$。对于二维波束图校准，我们将仰角设为 $0°$，并使用部分测量数据作为 $\bar{\mathbf{B}}_{\text{2D}} \in \mathbb{C}^{11 \times 181}$。测量数据用作真实值，并用于生成合成测量数据，以评估不同场景下的校准性能。

B. 测量数据可视化

特定三维码字（波束成形方向 $[0°, 0°]^\top$）的可视化结果如图 3(a) 所示。在进行二维波束图校准时，11 个码字的波束图如图 3(b) 所示。为了更好地展示三维校准中的完整码本，我们提取特定角度下的最大增益（例如，获取重塑后的测量数据集$\mathbf{B}_{\text{3D}}$第一维中的最大振幅），如图 3(c) 所示。我们可以清楚地看到主瓣方向与预期的$\bar{}$波束成形方向 $\mathbf{\Phi}$（红色十字标记）之间存在偏移，因此有必要进行校准。

[6]所提出的校准模型既可应用于模拟阵列，也可应用于无源 RIS。在本文中，发射机与 RIS 板的位置固定，因此将其视为模拟阵列。

表 II 可重构智能表面规格和校准参数

参数	**2D**	**3D**
工作频率	5 GHz	
移相器分辨率	2 位（0°、 90°、 180° 和 270°）	
极化	线极化	
G (波束)	11	66
N (天线)	16	256
T (采样角)	561	12831
采样角度范围（方位角）	$[-70°, 70°]$	$[-70°, 70°]$
采样角度范围（俯仰角）	-	$[-70°, 20°]$
S （评估角度）	81	119
锚定角度范围（方位角）	$[-40°, 40°]$	$[-40°, 40°]$
锚定角度范围（俯仰角）	-	$[-40°, 10°]$
M （协作用户）	3	-
$l_{r\text{R}}$: REL 学习率	0.02	0.1
$l_{r\text{A}}$: REL 学习率	0.03	0.2

表 III 波束图校准结果（以波束相似度S_{R}、角度误差 E_{A} 和码本增益损失 E_{C}表示）

	模型	S_{R}[%]	E_{A}[°]	E_{C}[dB]
2D	M1（未校准）	80.60	1.0123	-1.4019
	M2	80.62	0.7926	-1.2367
	M3	80.40	2.5284	-1.5944
	M4（L_{R}-交替优化）	96.45	0.1654	-1.1640
	M4（L_{R}-梯度下降）	**96.81**	0.1506	**-1.1636**
	M4（L_{A}）	95.81	**0.1086**	**-1.1636**
3D	M1（未校准）	63.72	5.1874	-2.7750
	M2	63.30	3.5235	-1.6316
	M3	78.79	2.3497	-3.2833
	M4（L_{R}-交替优化）	95.65	0.9559	**-1.5236**
	M4（L_{R}-梯度下降）	**97.30**	0.8906	-1.5250
	M4 (L_{A})	93.93	**0.8556**	-1.5241

C. 校准性能评估

本文所述的校准方法在二维和三维场景中实现。表 III 展示了不同校准方法在各种性能指标和模型上的比较。我们发现，同时考虑估计波束成形矩阵 $\mathbf{W}$ 和信道增益矩阵 $\mathbf{\Gamma}$的校准模型M4性能最佳。此外，损失函数 L_{DA} 的实现进一步提升了 AEL，表明所提出的损失函数有效。我们还注意到，

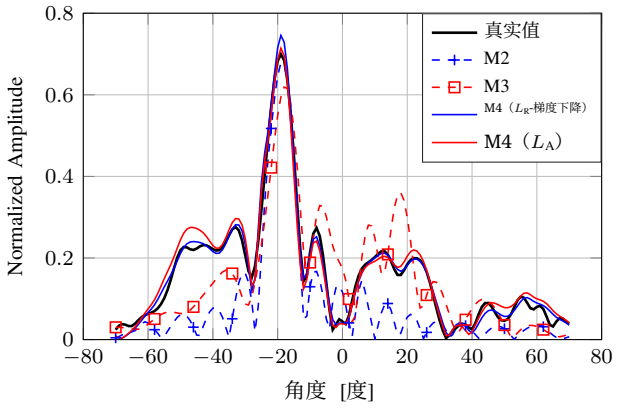
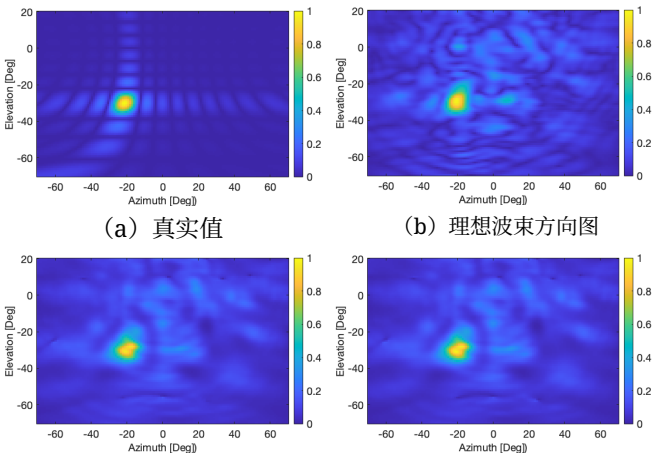


图 4. 重构的二维波束图可视化（$\bar{\varphi} = -20°$）。



（a）真实值　（b）理想波束方向图

（c）M4（L_R-梯度下降）　（d）M4（L_{DA}）

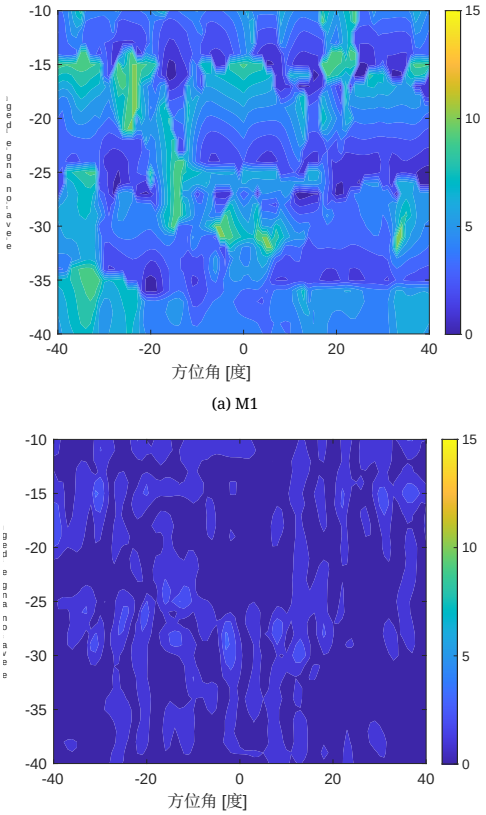
图 5. 重构的三维波束图可视化

rns.

三维波束方向图的校准误差远大于二维基准，而且 AEL 带来的改进有限。这是因为校准参数的维度更高，会产生大量局部极小值，从而影响基于梯度的校准过程，导致次优解。总之，本文的校准方法能够分别在二维/三维场景中将角度估计性能从 $1.01°/5.19°$提升至 $0.11°/0.86°$ 。

某一特定校准后的二维波束图¯（波束成形角 $\phi^{\mathrm{az}} = -20°$）的可视化如图4所示。此处，由于M2和M4（$L_R$-梯度下降）分别具有更好的性能，我们省略了M1和M4（L_R）。尽管基于 L_R的校准在REL上优于 L_{DA}，但基于 L_{DA} 的重建波束图在主瓣上更接近真实值波束方向图，这一点在其他未可视化的波束图中也有所体现。校准后的三维波束方向图（波束成形角 $\bar{\varphi} = [-20°, -20°]^{\top}$）的可视化如图5所示。图5(c)和图5(d)中的校准后的波束方向图比图5(b)中未校准的波束方向图能更好地捕捉真实值的特征。还可以看到，基于AEL的校准在边缘角度上存在一些异常值，这是由于评估角度的选择所致。角度估计偏差的热力图

使用校准后的波束方向图的结果如图6所示，其中所有感兴趣区域内的误差水平均可通过使用校准后的波束方向图大幅降低。



(a) M1

(b) M4 (L_A)

图7. 校准前后的角度估计误差可视化。

D. 校准参数评估

由于使用三维波束数据的计算复杂度较高，接下来我们将重点研究二维波束图校准，并评估不同参数对校准模型M4的影响。首先，如图7所示，我们比较基于GD的方法与基于 REL 的校准中AO的性能提升。结果表明，即使迭代次数充足，基于AO的基准方法仍难以很好地收敛。相比之下，基于GD的方法在迭代次数充足且参数合适时表现更佳。具体而言，与一次性处理所有测量数据相比，较小的小批量大小需要更高的学习率。然而，当学习率过高时，振荡损失会影响性能，如采用整个批次处理且学习率为$l_r = 0.1$ 的曲线所示。预计采用更先进的优化器能够进一步提升性能，但这超出了本文的研究范围。

基于 L_R获得校准后的波束后，即可进行基于 AEL 的校准。图 8 展示了对 20 个不同初始波束成形矩阵 $\mathbf{W}$ 的评估结果。具体而言，绿色区域显示了多次实现，其中两次特定实现和平均损失分别以虚线和实线绘出。可以看出，初始点会直接影响校准性能。尽管如此，所提出的

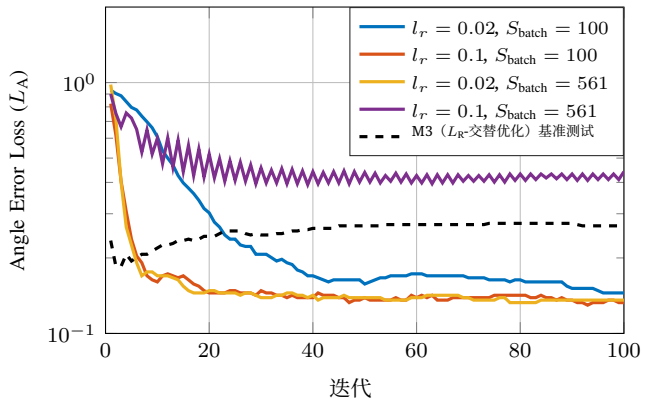


图7. 使用基于 REL 的校准（梯度下降）评估不同参数。

基于AEL的校准损失函数通常能够稳定地降低角度误差。

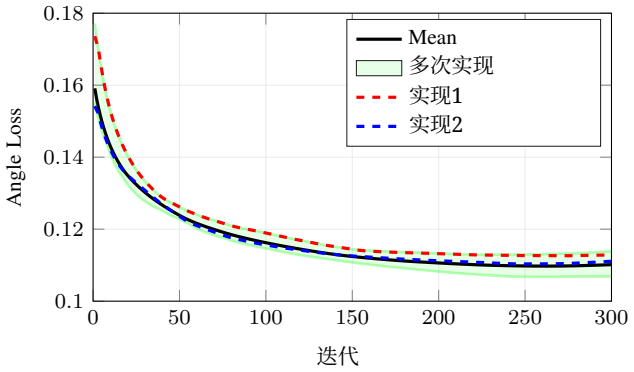
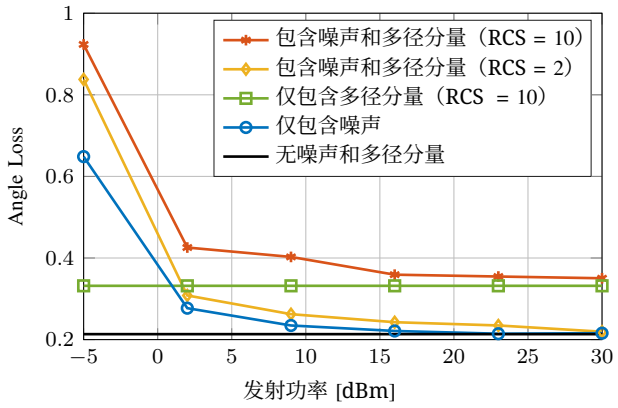


图 8. 使用通过基于 REL 的校准获得的不同初始码本进行基于 AEL 的校准 $\mathbf{W}$ 。

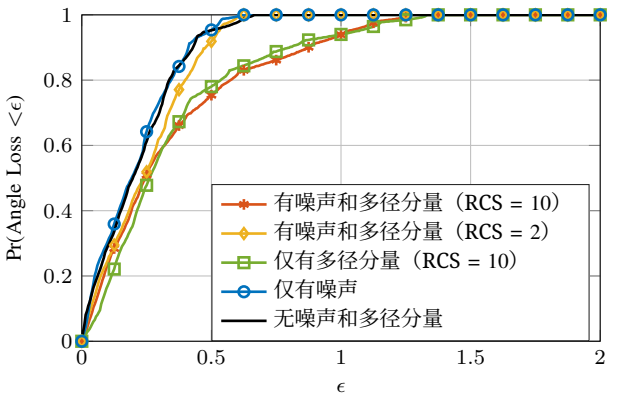
为进行更实际的考量，我们评估测量噪声对校准的影响。在此仿真中，基站位于 $[0,0]$ m 处，用户设备沿 $x = 10$ m 这条直线从 $[10,-30]$ m 移动至$[10,30]$ m，并沿 y 轴每隔 0.2m 采集一个样本。三个散射体在 y 范围 $[-30,30]$ m 内均匀分布，位置为 $x = 10$；每个散射体周围都有 5 个散射点，这些散射点随机分布在以散射体为圆心、半径为 1 米的圆内。在不同发射功率下，M4-AEL 的校准性能（采用角度损失衡量）如图9 (a) 所示。以无噪声且无多径分量的场景为基准，在含多径分量但无噪声的校准中，角度损失会使角度误差从0.21° 增加至 0.33°。蓝色、黄色和红色曲线综合体现了接收信号噪声和多径分量的影响，表明较强的多径分量（例如 RCS = 10）会影响校准性能。至于信号噪声的影响，可通过提高发射功率来减轻。我们进一步研究了发射功率为 15 dBm 时的不同校准场景。角度估计误差的累积分布函数如图9 (b) 所示，突出显示了由多径分量在 $0.2 \le \epsilon \le 1.2$ 范围内造成的较大差距。

E. 协作校准

我们进一步采用协作校准策略评估性能，其中 $M = 3$ 用户设备处理本地



(a)



(b)

图9. 多径分量与发射功率对校准性能影响的评估。(a) 角度损失与发射功率的关系；(b) 不同场景下角度损失的累积分布函数。

数据集以获得本地波束方向图，随后将其用于全局融合。总数据集 $T = 561$ 被随机分为3个子集，分别包含 $T_1 = 100$、$T_2 = 200$和 $T_3 = 261$。图10展示了所有用户使用本地校准结果时的 AEL，并以使用全部测量值进行全局校准的结果（绿色实线）作为基准。协作校准结果以黑色虚线表示。融合结果中的每个点都表示在 i 次迭代后，按照式（45）所述以相同系数合并校准后的本地参数。$\mathbf{W}_{m,\,i}$ 结果表明，当测量值较多时，只需足够多的迭代次数，协作校准便可达到与全局校准策略相当的性能，同时大幅降低通信开销（按复数项数计算，减少至 $M \times G \times N$，而原为 $M \times G \times T$）。需要注意的是，校准性能也取决于数据覆盖范围；考虑用户设备轨迹的校准策略可在未来工作中探讨。

不同加权因子的评估结果如图11所示。与图10中的等权重设置 $\xi_1 = \xi_2 = \xi_3 = 1/3$不同，我们以 ξ_1 为参考，并从 $\xi_1/100$ 到 $100\xi_1$ 中选择 ξ_2 和ξ_3，然后绘制AEL。如图所示，较大的 ξ_2 和 ξ_3 能够带来更好的校准性能（以绿色显示）。图10也验证了这一点：用户设备1的性能最差，因此应分配较小的权重。然而，这些结果

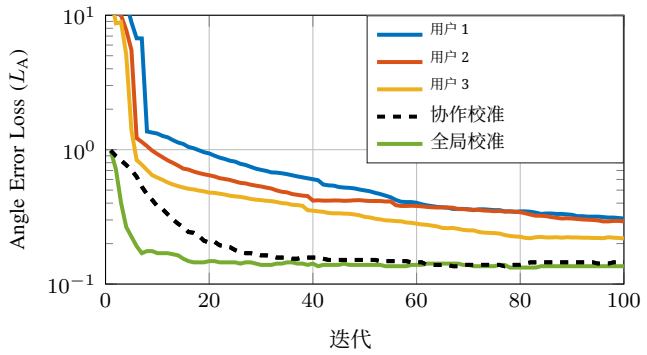


图10. 局部校准、协作校准和全局校准的角度误差损失评估。

仅证明了协同策略的有效性。还可以进一步探究更优的加权因子取值，例如基于贝叶斯框架进行优化。

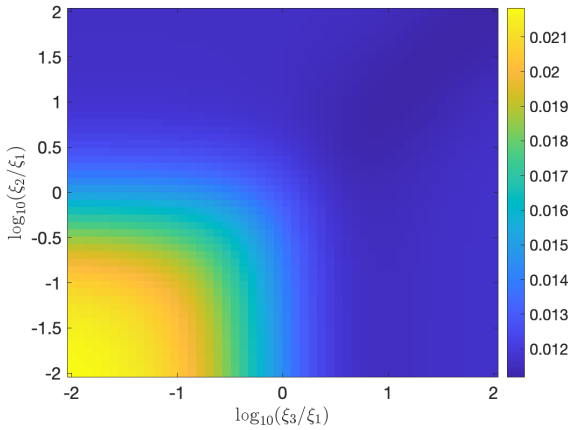


图11. 全局融合的权重选择。

VI. 结论

本文提出了一套面向通感一体化系统的全面波束方向图校准框架，优先考虑角度感知精度，而非传统的波形相似度指标。本文还引入了一种基于角度估计偏差、通过最小化 KL 散度推导出的新型感知导向指标，用于评估校准质量。为实现基于梯度的优化，本文开发了相应的可微损失函数，以支持在多个用户设备之间开展可扩展且有效的校准。利用消声室环境中测得的波束方向图进行的实验验证，证实了所提模型和算法在实践中的有效性。此外，协作校准策略表明，多个用户设备的分布式更新能够达到与集中式方法相当的性能，同时显著降低通信开销。这些结果为未来通感一体化 6G 系统中的稳健自适应波束校准奠定了坚实基础。展望未来，后续研究应考虑能够适应多径传播，以及宽带系统中非理想、随频率变化的波束方向图的校准算法。

附录A L_{A}的梯度推导

回顾损失函数 L_{A}，其定义如下

$$L_{\mathrm{A}}=\frac{\sum_{t,s}\rho_{t,s}\left|e_{t,s}\right|^{2}}{\sum_{t,s}\rho_{t,s}}=\frac{\sum_{t,s}\rho_{t,s}\left|u_{t,s}-\check{u}_{t,s}\right|^{2}}{\sum_{t,s}\rho_{t,s}}, \tag{46}$$

其中 $u_{t,s}=\mathbf{b}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{y}_s/\|\mathbf{b}_t\|$, $\check{u}_{t,s}=\mathbf{y}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{y}_s/\|\mathbf{y}_t\|$, $\mathbf{b}_t=\gamma_t\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}_t$, $\mathbf{a}_t=\mathbf{a}(\vartheta_t)$。利用 Wirtinger微积分，可计算关于矩阵变量 $\mathbf{W}^*$ 的共轭的梯度：

$$\frac{\partial L_{\mathrm{A}}}{\partial \mathbf{W}^*}=\frac{\sum_{t,s}\rho_{t,s}[(u_{t,s}-\check{u}_{t,s})^*\frac{\partial u_{t,s}}{\partial \mathbf{W}^*}+(u_{t,s}-\check{u}_{t,s})\frac{\partial u_{t,s}^*}{\partial \mathbf{W}^*}]}{\sum_{t,s}\rho_{t,s}}. \tag{47}$$

我们进一步定义 $u_{t,s}=p_{t,s}/q_t$，其中 $p_{t,s}=\gamma_t^*\mathbf{a}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{W}\mathbf{y}_s$ 和 $q_t=|\gamma_t|\|\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}_t\|$。利用商法则可得

$$\frac{\partial u_{t,s}}{\partial \mathbf{W}^*}=\frac{q_t\frac{\partial p_{t,s}}{\partial \mathbf{W}^*}-p_{t,s}\frac{\partial q_t}{\partial \mathbf{W}^*}}{q_t^2}, \tag{48}$$

$$\frac{\partial u_{t,s}^*}{\partial \mathbf{W}^*}=\frac{q_t\frac{\partial p_{t,s}^*}{\partial \mathbf{W}^*}-p_{t,s}^*\frac{\partial q_t}{\partial \mathbf{W}^*}}{q_t^2} \tag{49}$$

其中

$$\frac{\partial p_{t,s}}{\partial \mathbf{W}^*}=0,\quad \frac{\partial p_{t,s}^*}{\partial \mathbf{W}^*}=\gamma_t\mathbf{a}_t\mathbf{y}_s^{\mathsf{H}},\quad \frac{\partial q_t}{\partial \mathbf{W}^*}=\frac{|\gamma_t|^2\mathbf{a}_t\mathbf{a}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{W}}{2q_t}. \tag{50}$$

最终表达式为

$$\begin{aligned}\frac{\partial L_{\mathrm{A}}}{\partial \mathbf{W}^*}&=\frac{\sum_{t,s}\rho_{t,s}(u_{t,s}-\check{u}_{t,s})^*\left(-\frac{u_{t,s}|\gamma_t|^2\mathbf{a}_t\mathbf{a}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{W}}{2q_t^2}\right)}{\sum_{t,s}\rho_{t,s}}\\&+\frac{\sum_{t,s}\rho_{t,s}(u_{t,s}-\check{u}_{t,s})\left(\frac{\gamma_t\mathbf{a}_t\mathbf{y}_s^{\mathsf{H}}}{q_t}-\frac{u_{t,s}^*|\gamma_t|^2\mathbf{a}_t\mathbf{a}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{W}}{2q_t^2}\right)}{\sum_{t,s}\rho_{t,s}}\\&=\frac{\sum_{t,s}\rho_{t,s}\left[\frac{\gamma_t}{q_t}e_{t,s}\,\mathbf{a}_t\mathbf{y}_s^{\mathsf{H}}-\frac{|\gamma_t|^2}{q_t^2}\Re\{e_{t,s}u_{t,s}^*\}\,\mathbf{a}_t\mathbf{a}_t^{\mathsf{H}}\mathbf{W}\right]}{\sum_{t,s}\rho_{t,s}}.\end{aligned} \tag{51}$$

对于标量变量 γ_t^*，我们计算其导数为

$$\frac{\partial L_{\mathrm{A}}}{\partial \gamma_t^*}=\frac{\sum_{s=1}^{S}\rho_{t,s}(e_{t,s}^*\frac{\partial u_{t,s}}{\partial \gamma_t^*}+e_{t,s}\frac{\partial u_{t,s}^*}{\partial \gamma_t^*})}{\sum_{t,s}\rho_{t,s}}. \tag{52}$$

基于 $\frac{\partial p_{t,s}}{\partial \gamma_t^*}=p_{t,s}\frac{\partial p_t^*}{\partial \gamma_t^*}$、$\frac{\partial p_t^*}{\partial \gamma_t^*}=0$ 和 $\frac{\partial q_t}{\partial \gamma_t^*}=\frac{q_t}{2\gamma_t^*}$，可得

$$\frac{\partial u_{t,s}}{\partial \gamma_t^*}=\frac{q_t\frac{\partial p_{t,s}}{\partial \gamma_t^*}-p_{t,s}\frac{\partial q_t}{\partial \gamma_t^*}}{q_t^2}=\frac{p_{t,s}}{2\gamma_t^*q_t}=\frac{1}{2}\frac{u_{t,s}}{\gamma_t^*}, \tag{53}$$

$$\frac{\partial u_{t,s}^*}{\partial \gamma_t^*}=-\frac{p_{t,s}^*}{2\gamma_t^*q_t}=-\frac{1}{2}\frac{u_{t,s}^*}{\gamma_t^*}. \tag{54}$$

因此，关于 γ_t^* 的梯度可表示为

$$\frac{\partial L_{\mathrm{A}}}{\partial \gamma_t^*}=\frac{\sum_s\rho_{t,s}\left(e_{t,s}^*u_{t,s}-e_{t,s}u_{t,s}^*\right)}{2\gamma_t^*\sum_{t,s}\rho_{t,s}} \tag{55}$$

$$=\frac{j\sum_s\rho_{t,s}\Im\{e_{t,s}^*u_{t,s}\}}{\gamma_t^*\sum_{t,s}\rho_{t,s}}. \tag{56}$$

参考文献

[1] F. Liu、Y. Cui、C. Masouros、J. Xu、T. X. Han、Y. C. Eldar 和 S. Buzzi，“通感一体化：迈向面向 6G 及未来的双功能无线网络”，*IEEE 《通信领域精选期刊》*，第 40 卷，第 6 期，第 1728–1767 页，2022 年。[2] H. Chen、H. Sarieddeen、T. Ballal、H. Wymeersch、M.-S. Alouini 和 T. Y. Al-Naffouri，“面向 6G 通信系统的太赫兹频段定位教程”，*IEEE 《通信调查与教程》*，第 24 卷，第 3 期，第 1780–1815 页，2022 年。[3] 3GPP，“新空口；下一代无线接入网中用户设备（UE）定位的第二阶段功能规范”，

3 38 305 16 6 0, 16, GPP 2025 [ ] 3 *TS . :* 新空口，*V . . Release* 。在线。可访问：https://portal. gpp.org [4] R. Mendrzik、H. Wymeersch、G. Bauch 和 Z. Abu-Shaban，“利用非视距分量实现 5G 毫米波多输入多输出中的位置与姿态估计”，*IEEE 《无线通信汇刊》*，第 18 卷，第 1 期，第 93–107 页，2018 年。[5] P. Zheng、T. Ballal、H. Chen、H. Wymeersch 和 T. Y. Al-Naffouri，“三维阵列太赫兹系统中联合定位与通信的覆盖分析”，*IEEE 《无线通信汇刊》*，第 23 卷，第 5 期，第 5232–5247 页，2023 年。[6] M. Lotti 、 G. Pasolini 、 A. Guerra、F. Guidi、R. d’Errico 和 D. Dardari，“太赫兹频率下的 6G 系统无线电同步定位与建图：设计与实验验证”，*IEEE 《信号处理精选主题期刊》*，第 17 卷，第 4 期，第 834–849 页，2023 年。[7] K. Stylianopoulos、G. Madhusudan、G. Jornod、S. Mekki、F. Costanzo、H. Chen、P. Mursia、M. Crozzoli、E. C. Strinati、G. C. Alexandropoulos 和 H. Wymeersch，“面向 6G 的分布式智能感知与通信：架构与用例”，载于欧洲联合网络与通信会议暨 *6G* 峰会论文集，波兹南，波兰，2025 年。[8] P. Zheng、H. Chen、T. Ballal、M. Valkama、H. Wymeersch 和 T. Y. Al-Naffouri，“Jrcup：面向 6G 无线系统的可重构智能表面校准与用户定位”，*IEEE 《无线通信汇刊》*，第 23 卷，第 6 期，第 6683–6698 页，2023 年。[9] H. Chen、M. F. Keskin、S. R. Aghdam、H. Kim、S. Lindberg、A. Wolfgang、T. E. Abrudan、T. Eriksson 和 H. Wymeersch，“硬件缺陷条件下基于正交频分复用的 5G/6G 定位建模与分析”，*IEEE 《无线通信汇刊》*，第 23 卷，第 7 期，第 7319–7333 页，2023 年。[10] F. Wen、N. Garcia、J. Kulmer、K. Witrisal 和 H. Wymeersch，“基于张量分解的波束空间 ESPRIT 毫米波多输入多输出信道估计”，载于*2018* 年 *IEEE* 全球通信大会（*GLOBECOM*）。IEEE，2018 年，第 1–7 页。[11] A. Pourafzal、H. Huang、V. Pettersson、M. F. Keskin 和 H. Wymeersch，“FLEX：低复杂度毫米波多输入多输出正交频分复用五维波束空间信道估计”，*Authorea* 预印本，2025 年。[12] R. S. P. Sankar、S. P. Chepuri 和 Y. C. Eldar，“可重构智能表面辅助通感一体化系统中的波束成形”，*IEEE 《无线通信汇刊》*，第 23 卷，第 5 期，第 4017–4031 页，2024 年。[13] R. Ghazalian、P. Zheng、H. Chen、C. Ozturk、M. F. Keskin、V. Sciancalepore、S. Gezici、T. Y. Al-Naffouri 和 H. Wymeersch，“可重构智能表面辅助的通感定位一体化系统中的校准”，*IEEE 《无线通信》*，2025 年。[14] M. Pan、S. Liu、P. Liu、W. Qi、Y. Huang、W. Zheng、Q. Wu 和 M. Gardill，“利用 5G 网络进行定位的天线阵列原位校准”，*IEEE 《微波理论与技术汇刊》*，第 71 卷，第 10 期，第 4600–4613 页，2023 年。[15] R. P¨ohlmann、S. Zhang、E. Staudinger、A. Dammann 和 P. A. Hoeher，“协作无线电导航中的同步定位与校准”，*IEEE 《无线通信汇刊》*，第 21 卷，第 8 期，第 6195–6210 页，2022 年。[16] T. Takahashi、H. Miyashita、Y. Konishi 和 S. Makino，“旋转阵元电场矢量（REV）方法测量精度的理论研究”，《日本电子与通信》（第一部分：通信），第 89 卷，第 1 期，第 22–33 页，2006 年。[17] T. Takahashi、Y. Konishi、S. Makino、H. Ohmine 和 H. Nakaguro，“相控阵校准的快速测量技术”，*IEEE天线与传播汇刊*，第 56 卷，第 7 期，第 1888–1899 页，2008 年。[18] T. Takahashi、Y. Konishi 和 I. Chiba，“一种用于确定相控阵阵元场的新型仅幅度测量法”，*IEEE天线与传播汇刊*，第 60 卷，第 7 期，第 3222–3230 页，2012 年。[19] R. Long、J. Ouyang、F. Yang、W. Han 和 L. Zhou，“相控阵校准的快速仅幅度测量法”，*IEEE天线与传播汇刊*，第 65 卷，第 4 期，第 1815–1822 页，2017 年。

[20] ——，“通过求解线性方程组实现的多单元相控阵校准方法”，*IEEE 天线与传播汇刊*，第65卷，第6期，第2931–2939页，2017年。[21] F. Zhang、W. Fan、Z. Wang、Y. Zhang和G. F. Pedersen，“基于测量复数阵列信号的改进空口相控阵校准”，*IEEE天线与无线传播快报*，第18卷，第6期，第1174–1178页，2019年。[22] Z. Wang、F. Zhang、H. Gao、O. Franek、G. F. Pedersen和W. Fan，“基于测量复数信号的波束控制模式毫米波相控阵空口阵列校准”，*IEEE天线与传播汇刊*，第69卷，第11期，第7876–7888页，2021年。[23] G. Gradoni和M. Di Renzo，“面向可重构智能表面的端到端互耦感知通信模型：一种基于互阻抗的电磁兼容方法”，*IEEE无线通信快报*，第10卷，第942页，2021 5，938 no. pp. – 。[24] W. Zhang和Y. Jiang，“可重构智能表面的空口相位校准”，*IEEE无线通信快报*，第12卷，第4期，第664–668页，2023年。[25] A. Fadakar、M. F. Keskin、H. Chen和H. Wymeersch，“RIS辅助通感一体化系统中的互耦感知定位”，*IEEE认知通信与网络汇刊*，2025年。[26] Z. Zhou、Z. Wei、J. Ren、Y. Yin、G. F. Pedersen和M. Shen，“迁移学习辅助的有源相控天线阵列多单元校准”，*IEEE天线与传播汇刊*，第71卷，第2期，第1982–1987页，2022年。[27] J. M. Mateos-Ramos、C. H¨ager、M. F. Keskin、L. Le Magoarou和H. Wymeersch，“硬件损伤条件下多目标通感一体化的基于模型端到端学习”，*IEEE《无线通信汇刊》*，2025年。[28] C. A. Balanis，天线理论：分析与设计。John wiley & sons，2016年。[29] M. Li、H. Chen、S. Sandor Petersen、H. Huang、A. Pourafzal、Y. Ge、M. Shen和H. Wymeersch，“通感一体化系统的RIS波束校准：建模与性能分析”，*arXiv*预印本 *arXiv:2505 15403*，2025年。。[30] H. Chen、P. Zheng、M. F. Keskin、T. Al-Naffouri和H. Wymeersch，“多RIS赋能的三维侧链路定位”，*IEEE《无线通信汇刊》*，第23卷，第8期，第8700–8716页，2024年。[31] F. Zhang、Z. Wang、T.-H. Loh、Y. Gui、S. Tang和W. Fan，“多探头赋能的毫米波天线阵列空口校准：概念与实验验证”，*IEEE天线与传播杂志*，第66卷，第4期，第14–25页，2024年。[32] “3GPP TR 38.827 V16.8.0：关于新空口用户设备（UE）多天线接收性能验证的辐射指标与测试方法研究（第16版）（访问日期：2025年10月15日）”，2022年9月。 [在线]。可访问：https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=3519

[33] C. Ozturk、M. F. Keskin、H. Wymeersch和S. Gezici，“相位相关幅度变化下RIS辅助的近场定位”，*IEEE Trans. Wireless Commun.*，第8卷，第5550–5566页，2023年8月。[34] Y. Zhang、P. Khanduri、I. Tsaknakis、Y. Yao、M. Hong和S. Liu，“双层优化导论：信号处理与机器学习中的基础和应用”，*IEEE Signal Processing Magazine*，第41卷，第1期，第38–59页，2024年。[35] D. H. Brandwood，“复梯度算子及其在自适应阵列理论中的应用”，载于*IEE F*辑论文集（通信、雷达与信号处理），第130卷，第1期。IET，1983年，第11–16页。[36] J. Nocedal和S. J. Wright，数值优化。Springer，2006年。[37] P. Li、J. Ren、Y. Chen、X. Ren、K.-D. Xu、Y.-Z. Yin和M. Shen，“基于折叠地板的低成本单层2比特反射式可编程超表面设计”，*IEEE《微波理论与技术汇刊》*，第71卷，第8期，第3455–3465页，2023年。