JrCUP：面向6G无线系统的可重构智能表面校准与用户定位联合方法

Pinjun Zheng，*IEEE*学生会员，Hui Chen，*IEEE*会员，Tarig Ballal，*IEEE*会员，Mikko Valkama，*IEEE*会士，Henk Wymeersch，*IEEE*会士，以及Tareq Y. Al-Naffouri，*IEEE*高级会员

arXiv:2304.00631v2 [eess.SP] 4 Jan 2024

摘要——**可重构智能表面（RIS）辅助定位因能够在极端场景中实现并增强定位服务而受到广泛关注。然而，现有大多数研究都将RIS视为位置和朝向已知的锚点，这对于使用移动RIS或未校准RIS的应用并不现实。本文研究有源RIS下的联合可重构智能表面校准与用户定位（JrCUP）问题。我们提出一种新颖的两阶段方法来解决该问题。第一阶段通过旋转不变技术进行信号参数的张量估计（张量ESPRIT），随后采用最小二乘法精化信道参数。第二阶段提出一种二维搜索算法，根据估计的信道参数来估计用户和RIS的三维位置、RIS的一维朝向以及时钟偏差。我们推导了信道参数和定位参数的克拉美-罗下界，以验证所提出的基于张量ESPRIT的算法的有效性。此外，仿真结果表明，在实际区域内，系统供电功率相同时，与无源情形相比，有源RIS能够显著提升定位性能。此外，我们还发现存在JrCUP定位性能有限的盲区，可通过利用更多先验信息或部署额外基站来缓解。**

索引词—**5G/6G、可重构智能表面、张量ESPRIT、可重构智能表面校准、定位。**

I. 引言

可重构智能表面（RIS）是面向5G/6G及后续发展的新兴技术，由反射单元阵列构成，并具有独特特性，使传播环境变得可控 [1], [2]。凭借重塑无线信道的灵活性和较低的部署成本，RIS已成为未来毫米波（mmWave）和太赫兹（THz）频段通信系统的重要推动技术之一 [3]–[5]。多年来，人们提出并广泛研究了多种类型的RIS，包括无源RIS、有源 RIS、混合RIS以及同时传输和接收（STAR）RIS [6]–[8]。

Pinjun Zheng、Tarig Ballal和Tareq Y. Al-Naffouri来自沙特阿拉伯王国图瓦勒23955-6900的阿卜杜拉国王科技大学（KAUST）计算机、电气与数学科学及工程学院。（电子邮箱：{pinjun.zheng；tarig.ahmed；tareq.alnaffouri}@kaust.edu.sa）。Hui Chen和Henk Wymeersch来自瑞典哥德堡41296的查尔姆斯理工大学电气工程系（电子邮箱：{hui.chen；henkw}@chalmers.se）。Mikko Valkama来自芬兰坦佩雷大学电气工程系（电子邮箱：mikko.valkama@tuni.fi）。

本出版物的研究工作部分由阿卜杜拉国王科技大学（KAUST）赞助研究办公室（OSR）通过奖项编号 ORA-CRG2021-4695 资助，部分由欧盟 H2020 RISE-6G 项目通过资助编号 101017011 资助，部分由芬兰创新资助机构通过 6G-ISAC 项目资助。

除了对通信的益处外，可重构智能表面的引入也为无线电定位带来了新的机遇。无线网络无线电定位被视为先进 5G/6G 系统的一项不可或缺的功能，在各种应用中发挥着日益重要的作用。例如，在全球定位系统（GPS）信号不足或无法使用的场景中，无线电与网络定位系统已得到广泛研究 [9]–[11]。可重构智能表面在无线电定位中的一项重要优势，是能够减少定位所需的基站数量。可重构智能表面不仅可以充当新的同步位置参考，还能凭借其高角分辨率提供额外的几何测量。通过合理引入可重构智能表面，可以利用单个基站进行定位 [12] ，甚至完全不需要基站 [13]–[15]。近期研究展示了可重构智能表面辅助定位系统在各种场景中的潜力，例如用户移动性条件下的定位 [16], 、室内外同时定位 [17], 、基于接收信号强度的定位 [18], 等。此外，文献 [19] 推导了可重构智能表面辅助定位的位置与姿态估计误差界。文献 [20]–[22] 中还介绍了一些可重构智能表面波束成形设计优化研究。

尽管文献中已展示了可重构智能表面辅助定位的良好效果，但大多数现有研究都将可重构智能表面视为位置和朝向已知的锚点，这在一些涉及存在校准误差的可重构智能表面或移动可重构智能表面的应用场景中并不现实。事实上，实践中可重构智能表面的布设和几何布局难免存在校准误差，因此要实现高精度定位，就必须进行可重构智能表面校准。 [23]中的结果表明，可重构智能表面几何结构中的轻微校准误差也会造成不可忽视的模型失配，进而导致性能下降，尤其是在高信噪比场景下。在此背景下，[24], 对存在可重构智能表面位置与姿态偏移的可重构智能表面辅助定位问题进行了贝叶斯分析，并探讨了在近场与远场模型下校正可重构智能表面的位置和朝向的可能性。近期，还有一些研究致力于将无人机（UAV）与可重构智能表面相结合 [25], [26], ，拓展了可重构智能表面位置随时间变化的应用场景。在这类场景中，可重构智能表面定位成为一个新出现、亟待解决的问题。因此，在定位用户的同时对可重构智能表面本身进行定位，已成为当今日益重要的待解问题。

联合可重构智能表面校准与用户定位（JrCUP）问题指的是同时对可重构智能表面和用户进行定位（

无论是否具备关于可重构智能表面位置和朝向的先验信息）。三维联合通信与定位问题首次在 [27], 中提出，该研究探讨了信道参数与定位未知量之间的关系，并推导和分析了相应的费 Fisher 信息矩阵。然而， [27]中采用的无源 RIS 限制了定位性能，而且目前仍缺少适用于 JrCUP 的高效信道估计器。 [28], 报告了一种混合可重构智能表面辅助系统中二维联合通信与定位问题的多阶段方案。不过，混合 RIS 设置要求接收机和 RIS 配备额外的中央处理器（CPU）来共享观测数据，这增加了系统复杂度。近期，有源 RIS 无需额外的 CPU 即可同时反射和放大入射信号。与无源 RIS 相比，它能够增强反射信号，从而避免发射机与接收机之间的直视距（LOS）信道占据压倒性优势，因此展现出提升定位性能的潜力 [13], [29], [30]。

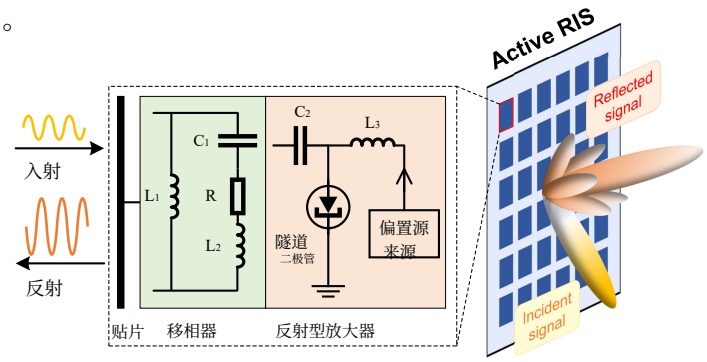


图 1：典型有源 RIS 的硬件架构示意图。每个 RIS 单元集成了一个移相器 [31] 和一个反射型放大器 [32]。

在本研究中，我们通过开发高效的信道估计算法并利用有源可重构智能表面来提升定位性能，从而扩展了 [27] 中的三维 JrCUP 问题。本研究的贡献总结如下：

- 我们在配备有源可重构智能表面的上行单输入多输出（SIMO）场景中构建了 JrCUP问题。受具备垂直姿态调节能力的移动可重构智能表面的启发，我们将未知定位参数定义为用户设备（UE）的三维位置、可重构智能表面的三维位置和一维朝向，以及 UE 与基站之间的时钟偏差。通过可定位性分析，我们证明该问题可解，并且通过引入更多 UE，可以估计可重构智能表面朝向的更多维度。
- 我们提出了求解 JrCUP问题的两阶段方案。第一阶段，我们通过基于张量的旋转不变技术信号参数估计（ESPRIT）进行粗信道估计，随后使用基于最小二乘的算法精化信道参数。第二阶段，我们提出一种基于二维搜索的算法来估计定位参数。
- 推导了 JrCUP 问题的基本克拉美-罗下界（CRLB），其中包括信道参数估计的克拉美-罗下界

  以及定位参数。我们表明，有源 RIS 系统中的接收噪声是有色且未知的，这会导致所提出的算法无法达到理论界。然而，测试得到的均方根误差（均方根误差）与推导出的克拉美-罗下界之间的差距极小，这仍然表明了我们算法的有效性。
- 基于推导出的克拉美-罗下界，我们比较了有源 RIS 和无源 RIS 配置。结果表明，在实际供电区域内，有源 RIS 的性能可以优于无源 RIS。随着供电功率增加，有源 RIS 配置的定位性能会得到提升，直至达到某一水平后趋于饱和。此外，我们还表明，JrCUP 中存在盲区问题，可通过利用先验几何信息和/或部署更多基站来缓解。

本文其余部分安排如下。第二节介绍系统模型并对JrCUP问题进行建模。第三节回顾张量分解和 ESPRIT 算法所需的数学预备知识，并在此基础上于第四节提出JrCUP问题的两阶段方案。第五节推导相关估计问题的克拉美-罗下界。第六节给出仿真结果，随后第七节总结全文。

符号说明：斜体字母表示标量（例如 a），小写粗体字母表示向量（例如 $\mathbf{a}$），大写粗体字母表示矩阵（例如 $\mathbf{A}$），粗体花体字母表示张量（例如 $\boldsymbol{\mathcal{A}}$）。符号 $(\cdot)^{\mathsf{T}}$、$(\cdot)^{*}$、$(\cdot)^{\mathsf{H}}$、$(\cdot)^{-1}$、$(\cdot)^{\dagger}$ 和 $\mathrm{tr}(\cdot)$ 分别表示转置、共轭、共轭转置、逆、摩尔－彭若斯伪逆和矩阵迹运算。符号 $\otimes$ 表示克罗内克积， $\circ$ 表示外积， $\odot$ 表示哈达玛积。我们用 $[\mathbf{x}]_i$ 表示向量 $\mathbf{x}$ 的第 i 个元素，并用 $[\mathbf{X}]_{i,j}$ 表示矩阵 $\mathbf{X}$ 第 i 行、第 j 列的元素。符号 $\Re(\cdot)$ 和 $\Im(\cdot)$ 分别表示对复数量取实部和虚部的运算。

II. 系统模型

A. 有源 *RIS*

有源 RIS 是由有源单元构成的阵列，能够以放大信号并调节相位的方式散射入射信号。图 1 展示了典型有源 RIS 硬件架构的示意图，其中 RIS 单元由一个移相器和一个反射型放大器组成 [6]。人们已提出许多电路实现方案，以实现相移和放大的功能。例如，如图 1 所示，相移可通过并联谐振电路实现 [31], , 放大可通过隧道二极管电路实现 [32],。通常，有源 RIS 单元中的电路网络可建模为一个二端口元件，其特性可由 S参数矩阵描述

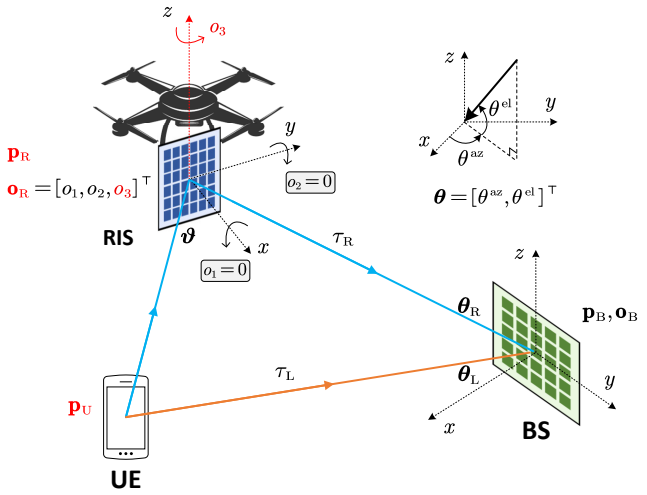


图 2：上行链路 SIMO JrCUP 场景示意图，其中用户设备和可重构智能表面的状态未知。可重构智能表面部署在配有重力传感器的无人机上，且始终与地面垂直；因此，只需估计一个朝向角（$[\mathbf{o}_{\mathrm{R}}]_3$）。

[33]。[1] 通过调节每个 RIS 单元的负载阻抗，可以获得所需的幅度和相位变化（示例参见 [31], [32]）。

考虑一个尺寸为 $N_{\mathrm{R},1}\times N_{\mathrm{R},2}$ 的有源 RIS。假设所有 RIS 单元采用相同的放大系数，则一次传输的可重构智能表面配置可表示为 $\boldsymbol{\gamma}=p\tilde{\boldsymbol{\gamma}}$，其中 $p>1$ 为放大系数，$\tilde{\boldsymbol{\gamma}}\in\mathbb{C}^{N_{\mathrm{R},1}N_{\mathrm{R},2}}$ 为模值为 1 的相移向量。我们将每个 RIS 单元的入射信号功率（假设各 RIS 单元的入射信号功率相同）定义为 P_{in}。则有源 RIS 所需的供电功率可计算为 [34]

$$P_{\mathrm{R}}=(p^2-1)N_{\mathrm{R},1}N_{\mathrm{R},2}(P_{\mathrm{in}}+\sigma_r^2), \tag{1}$$

其中，σ_r^2 表示每个有源 RIS 单元引入的热噪声功率。需要注意的是，式 (1) 是一种理想化模型；有源 RIS 的实际能耗还需进一步考虑 RIS 互耦效应、[2] 电子电路能耗、能效等因素。

B. 几何模型

本小节描述系统设备之间的几何关系。这里，我们仅关注用于定位的 UE-BS 和 UE-RIS-BS 路径中的视距分量，而非视距多径将在第 II-D 小节中讨论。

我们考虑一个上行链路 SIMO 无线系统，该系统由一个单天线 UE、一个 $N_{\mathrm{R},1}\times N_{\mathrm{R},2}$ 单元有源 RIS，以及一个 $N_{\mathrm{B},1}\times N_{\mathrm{B},2}$ 单元 BS 组成，它们分别位于 $\mathbf{p}_{\mathrm{U}}\in\mathbb{R}^3$、$\mathbf{p}_{\mathrm{R}}\in\mathbb{R}^3$ 和$\mathbf{p}_{\mathrm{B}}\in\mathbb{R}^3$，如图 2 所示。其朝向 RIS 和基站的朝向分别用欧拉角 $\mathbf{o}_{\mathrm{R}}\in\mathbb{R}^3$ 和$\mathbf{o}_{\mathrm{B}}\in\mathbb{R}^3$表示。需要注意的是，朝向也可以用旋转矩阵 $\mathbf{R}_{\mathrm{R}}\in\mathrm{SO(3)}$ 和 $\mathbf{R}_{\mathrm{B}}\in\mathrm{SO(3)}$ 表示，这些矩阵受限于定义为 SO(3) 的三维旋转群 $=\{\mathbf{R}|\mathbf{R}^{\mathsf{T}}\mathbf{R}=\mathbf{I}_3,\det(\mathbf{R})=1\}$.。旋转矩阵与其欧拉角之间的映射见 [5]。在本文中，用户设备和 RIS 的状态是待估计的未知量，而基站则作为所考虑坐标系中的参考点，其状态已知。具体而言，我们考虑 RIS 可移动且具备垂直姿态调节能力的场景，因此 RIS 的朝向只有一个自由度。例如，RIS 可以部署在装有重力传感器/加速度计的无人机上 [26], [37]。此时，我们可以假设 RIS 平面始终与地面垂直（俯仰角和偏航角固定），只需估计水平面内的一维朝向（横滚角），如图 2 所示。因此，未知几何参数包括用户设备的三维位置、RIS 的三维位置以及 RIS 的一维朝向。

在 BS 的局部坐标系（LCS）中，视距路径和 RIS 反射路径的到达角（AOA）分别表示为 $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}}$ 和 $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}$。请注意，每对到达角均由一个方位角和一个仰角组成，即 $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}}=[\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{az}},\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{el}}]^{\mathsf{T}}$和 $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}=[\theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{az}},\theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{el}}]^{\mathsf{T}}$。这些角度与几何参数的关系如下：

$$\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{az}}=\arctan 2\left([\mathbf{R}_{\mathrm{B}}^{\mathsf{T}}(\mathbf{p}_{\mathrm{U}}-\mathbf{p}_{\mathrm{B}})]_2,[\mathbf{R}_{\mathrm{B}}^{\mathsf{T}}(\mathbf{p}_{\mathrm{U}}-\mathbf{p}_{\mathrm{B}})]_1\right), \tag{2}$$

$$\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{el}}=\arcsin\left([\mathbf{R}_{\mathrm{B}}^{\mathsf{T}}(\mathbf{p}_{\mathrm{U}}-\mathbf{p}_{\mathrm{B}})]_3/\|\mathbf{p}_{\mathrm{U}}-\mathbf{p}_{\mathrm{B}}\|_2\right). \tag{3}$$

对于 $\theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{az}}$ 和 $\theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{el}}$，也存在类似的关系。类似地，在可重构智能表面的局部坐标系中，来自用户设备的到达角可表示为 $\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{A}}=[\phi_{\mathrm{A}}^{\mathrm{az}},\phi_{\mathrm{A}}^{\mathrm{el}}]^{\mathsf{T}}$，而朝向基站的出发角为$\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{D}}=[\phi_{\mathrm{D}}^{\mathrm{az}},\phi_{\mathrm{D}}^{\mathrm{el}}]^{\mathsf{T}}$。此外，我们假设用户设备与基站之间存在未知的时钟偏差 $\Delta\in\mathbb{R}$ [5], [20]。因此，用户设备-基站路径和 UE-RIS-BS 路径上的时延为

$$\tau_{\mathrm{L}}=\|\mathbf{p}_{\mathrm{B}}-\mathbf{p}_{\mathrm{U}}\|_2/c+\Delta, \tag{4}$$

$$\tau_{\mathrm{R}}=\|\mathbf{p}_{\mathrm{R}}-\mathbf{p}_{\mathrm{U}}\|_2/c+\|\mathbf{p}_{\mathrm{B}}-\mathbf{p}_{\mathrm{R}}\|_2/c+\Delta, \tag{5}$$

其中 c 为光速。

C. 信号模型

基站同时观测并处理通过用户设备-基站信道和用户设备-RIS-基站信道接收的上行信号。我们考虑传输带有K 个子载波的 G 正交频分复用（OFDM）导频符号。第 k个子载波的频率表示为 $f_k=f_c+(2k-1-K)_2\quad\Delta_f,k=1,\ldots,K$，其中 f_c 为~~载波~~频率，$\Delta_f=B/K$ 为子载波间隔，B为带宽。借助供电功率支持的反射型放大器，第 g次传输时的有源RIS配置表示为 $\boldsymbol{\gamma}_g=[pe^{j\beta_{1,g}},\ldots,pe^{j\beta_{N_{\mathrm{R},1}N_{\mathrm{R},2},g}}]^{\mathsf{T}}\in\mathbb{C}^{N_{\mathrm{R},1}N_{\mathrm{R},2}},g=1,\ldots,G$，其中 $p>1$ 表示放大因子，$\beta_{n,g}$ 表示第g次传输时第 n个 RIS 单元的相移。同样，我们假设每个有源 RIS 单元保持相同的放大因子。有源 RIS 的反射矩阵可定义为 $\boldsymbol{\Gamma}_g=\mathrm{diag}(\boldsymbol{\gamma}_g)$。

[1]对详细电路网络的研究超出了本文的范围，因此我们仅采用两种级联数学运算（即相移和放大）来模拟有源 RIS 的功能。

[2]RIS 的互耦效应是指相邻 RIS 单元之间产生的耦合，这会导致无线通信系统能耗增加、可实现的数据速率降低 [35], [36]。使用有源 RIS 会进一步加剧这一影响。本文所开发的方法基于无多载波 RIS 场景，而 RIS 互耦的影响将在第六节 B-4 小节中考察。

假设所有基站天线均连接到一个 $N_1 \times N_2$射频链阵列。我们假设 $N_1 > 1$ 且$N_2 > 1$。第 g次传输、第 k个子载波上的接收基带信号$\mathbf{y}_{g,k} \in \mathbb{C}^{N_1 N_2 \times 1}$可表示为

$$\mathbf{y}_{g,k} = \mathbf{W}^{\mathsf{H}} \left(\mathbf{h}_{\mathrm{L}}^{k} x_{g,k} + \mathbf{H}_{\mathrm{R},2}^{k} \boldsymbol{\Gamma}_g \mathbf{h}_{\mathrm{R},1}^{k} x_{g,k} + \mathbf{H}_{\mathrm{R},2}^{k} \boldsymbol{\Gamma}_g \mathbf{n}_r + \mathbf{n}_0 \right), \tag{6}$$

其中，$x_{g,k} \in \mathbb{C}$ 表示发射信号，其平均发射功率为$|x_{g,k}|^2 = P_{\mathrm{T}}$；$\mathbf{h}_{\mathrm{L}}^{k}$ 表示用户设备-基站信道向量，$\mathbf{h}_{\mathrm{R},1}^{k}$表示用户设备-可重构智能表面信道向量，$\mathbf{H}_{\mathrm{R},2}^{k}$表示可重构智能表面-基站信道矩阵，$\mathbf{n}_r \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_r^2\mathbf{I})$表示有源 RIS 中引入的热噪声，$\mathbf{n}_0 \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_0^2\mathbf{I})$表示接收机处的热噪声，而$\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N_{\mathrm{B},1} N_{\mathrm{B},2} \times N_1 N_2}$是合并矩阵，将在 IV-A小节中具体说明。注意，当$p = 1$ 且 $\sigma_r = 0$时，模型 (6) 将简化为无源 RIS 情形。

根据 (6)，第g次传输和第 k个子载波的总接收噪声为

$$\mathbf{n}_{g,k} = \mathbf{W}^{\mathsf{H}} (\mathbf{H}_{\mathrm{R},2}^{k} \boldsymbol{\Gamma}_g \mathbf{n}_r + \mathbf{n}_0). \tag{7}$$

这里需要注意，接收噪声$\mathbf{n}_{g,k}$是有色噪声，且与未知的可重构智能表面-基站信道$\mathbf{H}_{\mathrm{R},2}^{k}$有关。$\mathbf{n}_{g,k}$的统计特性将在 V-A小节中推导。信道模型 (6) 可改写为

$$\mathbf{y}_{g,k} = \mathbf{W}^{\mathsf{H}} \mathbf{h}_{g,k} x_{g,k} + \mathbf{n}_{g,k}, \tag{8}$$

其中 $\mathbf{h}_{g,k} = \mathbf{h}_{\mathrm{L}}^{k} + \mathbf{H}_{\mathrm{R},2}^{k} \boldsymbol{\Gamma}_g \mathbf{h}_{\mathrm{R},1}^{k}$。

D. 信道模型

引入非视距多径后，用户设备-基站信道$\mathbf{h}_{\mathrm{L}}^{k}$、用户设备-可重构智能表面信道 $\mathbf{h}_{\mathrm{R},1}^{k}$以及可重构智能表面-基站信道 $\mathbf{H}_{\mathrm{R},2}^{k}$可表示为 [5]

$$\mathbf{h}_{\mathrm{L}}^{k} = \sum_{i=0}^{I_{\mathrm{L}}} \alpha_{\mathrm{L}}^{i} e^{-j2\pi(k-1)\Delta_f \tau_{\mathrm{L}}^{i}} \mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}}^{i}), \tag{9}$$

$$\mathbf{h}_{\mathrm{R},1}^{k} = \sum_{i=0}^{I_{\mathrm{R},1}} \alpha_{\mathrm{R},1}^{i} \mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{A}}^{i}), \tag{10}$$

$$\mathbf{H}_{\mathrm{R},2}^{k} = \sum_{i=0}^{I_{\mathrm{R},2}} \alpha_{\mathrm{R},2}^{i} e^{-j2\pi(k-1)\Delta_f \tau_{\mathrm{R}}^{i}} \mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}^{i}) \mathbf{a}_{\mathrm{R}}^{\mathsf{T}}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{D}}^{i}), \tag{11}$$

其中$\mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\boldsymbol{\theta}) \in \mathbb{C}^{N_{\mathrm{B},1} N_{\mathrm{B},2}}$ 和 $\mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\phi}) \in \mathbb{C}^{N_{\mathrm{R},1} N_{\mathrm{R},2}}$ 分别表示基站和可重构智能表面的阵列响应向量，α_{L}^{i}、$\alpha_{\mathrm{R},1}^{i}$ 和 $\alpha_{\mathrm{R},2}^{i}$ 分别为用户设备-基站、用户设备-可重构智能表面以及可重构智能表面-基站信道的复信道增益。这里，$i = 0$ 表示视距信道，其余为由散射点反射的非视距多径信道。用户设备-基站、用户设备-可重构智能表面和可重构智能表面-基站信道中的非视距路径数分别记为 I_{L}、$I_{\mathrm{R},1}$和 $I_{\mathrm{R},2}$。

在本研究中，多径分量不用于执行定位，因此会产生负面影响，形成附加噪声。基于此，本文的算法开发基于无多径模型；不过，多径效应的影响将在第六节中进行评估。忽略多径后，信道模型 (9)– (11) 可简化为

$$\mathbf{h}_{\mathrm{L}}^{k} = \alpha_{\mathrm{L}} e^{-j2\pi(k-1)\Delta_f \tau_{\mathrm{L}}} \mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}}), \tag{12}$$

$$\mathbf{h}_{\mathrm{R},1}^{k} = \alpha_{\mathrm{R},1} \mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{A}}), \tag{13}$$

$$\mathbf{H}_{\mathrm{R},2}^{k} = \alpha_{\mathrm{R},2} e^{-j2\pi(k-1)\Delta_f \tau_{\mathrm{R}}} \mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}) \mathbf{a}_{\mathrm{R}}^{\mathsf{T}}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{D}}), \tag{14}$$

其中，α_{L}, $\alpha_{\mathrm{R},1}$ 和 $\alpha_{\mathrm{R},2}$ 分别是对应视距信道的复信道增益。基站和可重构智能表面的阵列响应向量定义为

$$[\mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\boldsymbol{\theta})]_i = e^{j\frac{2\pi f_c}{c} \mathbf{t}(\boldsymbol{\theta})^{\mathsf{T}} \mathbf{p}_{\mathrm{B},i}}, \tag{15}$$

$$[\mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\phi})]_i = e^{j\frac{2\pi f_c}{c} \mathbf{t}(\boldsymbol{\phi})^{\mathsf{T}} \mathbf{p}_{\mathrm{R},i}}, \tag{16}$$

其中，$\mathbf{p}_{\mathrm{B},i}$ 和 $\mathbf{p}_{\mathrm{R},i}$ 分别是基站和可重构智能表面上第 i 个单元在各自局部坐标系中的位置，$\mathbf{t}(\boldsymbol{\theta})$ 是定义为 $\mathbf{t}(\boldsymbol{\theta}) \triangleq \left[\cos(\theta^{\mathrm{az}})\cos(\theta^{\mathrm{el}}), \sin(\theta^{\mathrm{az}})\cos(\theta^{\mathrm{el}}), \sin(\theta^{\mathrm{el}})\right]^{\mathsf{T}}$.的方向向量。为便于后续推导，我们假设基站和可重构智能表面的天线阵列均为均匀平面阵列（UPA），其阵元间距分别记为 d_{B} 和 d_{R}。

我们假设基站和可重构智能表面的所有单元均部署在各自局部坐标系的 YOZ平面 上，即这些单元位置的 x 坐标均为零。由于$\mathbf{p}_{\mathrm{R},i}$ 的第一项为零，因此引入与可重构智能表面相关的中间角度 $\boldsymbol{\vartheta} = [\vartheta_2, \vartheta_3]^{\mathsf{T}}$，定义为 [27]

$$\vartheta_2 = \sin(\phi_{\mathrm{A}}^{\mathrm{az}})\cos(\phi_{\mathrm{A}}^{\mathrm{el}}) + \sin(\phi_{\mathrm{D}}^{\mathrm{az}})\cos(\phi_{\mathrm{D}}^{\mathrm{el}}), \tag{17}$$

$$\vartheta_3 = \sin(\phi_{\mathrm{A}}^{\mathrm{el}}) + \sin(\phi_{\mathrm{D}}^{\mathrm{el}}). \tag{18}$$

然后，通过 ϑ_2 和 ϑ_3 $[\mathbf{p}_{\mathrm{R},i}]_2 \mathbf{t}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{A}}) + \mathbf{t}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{D}})^{\mathsf{T}} \mathbf{p}_{\mathrm{R},i}]_i = e^{j\frac{2\pi f_c}{c} \vartheta_2 [\mathbf{p}_{\mathrm{R},i}]_2 + \vartheta_3 [\mathbf{p}_{\mathrm{R},i}]_3}$ 可以表示信号到达和离开时的 RIS 阵列总响应：$\mathbf{a}(\boldsymbol{\vartheta}) \mathbf{a}(\boldsymbol{\vartheta})^{\mathsf{H}} = \mathbf{t}(\boldsymbol{\phi}) \mathbf{t}(\boldsymbol{\phi})^{\mathsf{H}}$。因此，用户设备-RIS-基站信道可以表示为更紧凑的形式

$$\mathbf{H}_{\mathrm{R},2}^{k} \boldsymbol{\Gamma}_g \mathbf{h}_{\mathrm{R},1}^{k} = \alpha_{\mathrm{R}} \left[(\mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{A}}) \odot \mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{D}}))^{\mathsf{T}} \boldsymbol{\gamma}_g \right] \times e^{-j2\pi(k-1)\Delta_f \tau_{\mathrm{R}}} \mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}), \tag{19}$$

where $\alpha_{\mathrm{R}} = \alpha_{\mathrm{R},1} \alpha_{\mathrm{R},2}$.

E. 可定位性分析与问题表述

本研究旨在基于接收信号，联合估计 RIS 位置和朝向、用户设备位置以及时钟偏差。我们采用两阶段估计框架：先估计信道参数，再根据得到的信道参数估计 RIS 和用户设备状态。基于式 (12)–(14)，定义向量 $\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{ch}}$ 表示所有 未知信道参数，向量 $\boldsymbol{\eta}$ 则仅包含定位相关信道参数，如下所示

$$\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{ch}} \triangleq [\boldsymbol{\eta}^{\mathsf{T}}, \Re(\alpha_{\mathrm{L}}), \Im(\alpha_{\mathrm{L}}), \Re(\alpha_{\mathrm{R}}), \Im(\alpha_{\mathrm{R}})]^{\mathsf{T}} \in \mathbb{R}^{12}, \tag{20}$$

$$\boldsymbol{\eta} \triangleq [\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{az}}, \theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{el}}, \theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{az}}, \theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{el}}, \tau_{\mathrm{L}}, \tau_{\mathrm{R}}, \vartheta_2, \vartheta_3]^{\mathsf{T}} \in \mathbb{R}^{8}. \tag{21}$$

注意，参与 $\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{ch}}$ 的参数 α_{L} 和 α_{R} 是干扰参数，不会用于求解 JrCUP问题。作为通用 JrCUP

问题的目标，包含可重构智能表面和用户设备状态的定位参数向量定义为

$$\boldsymbol{\xi}_{\text{Loc}} \triangleq [\mathbf{p}_{\text{U}}^{\mathsf{T}}, \mathbf{p}_{\text{R}}^{\mathsf{T}}, \mathbf{o}_{\text{R}}^{\mathsf{T}}, \Delta]^{\mathsf{T}} \in \mathbb{R}^{10}. \tag{22}$$

JrCUP问题是指利用信道参数的估计值 $\boldsymbol{\eta}$ 来确定状态向量 $\boldsymbol{\xi}_{\text{Loc}}$。然而，在估计问题中，未知数的数量不能超过观测值的数量 $\boldsymbol{\eta}$。一般情况下，仅凭观测值$\boldsymbol{\eta}$很难唯一确定 $\boldsymbol{\xi}_{\text{Loc}}$。如II-B小节所述，对RIS姿态的限制将与RIS姿态相关的未知数减少为一个参数，使观测值的数量等于未知数的数量。[3] 因此，本文中需要估计的定位参数可重新定义为

$$\boldsymbol{\xi} \triangleq [\mathbf{p}_{\text{U}}^{\mathsf{T}}, \mathbf{p}_{\text{R}}^{\mathsf{T}}, o_3, \Delta]^{\mathsf{T}} \in \mathbb{R}^{8}, \tag{23}$$

其中， $o_3 = [\mathbf{o}_{\text{R}}]_3$ 表示RIS姿态绕 Z轴旋转的欧拉角；其余欧拉角（即 o_1 和 o_2）假设为已知。

本文重点研究单个用户设备和一维RIS方向条件下的JrCUP问题求解。当基站接收到用户设备通过视距信道和RIS反射信道传输的正交频分复用符号时，我们首先根据接收信号 $\boldsymbol{\eta}$ $\mathbf{y}_{g,k}, k = 1,\ldots,K, g = 1,\ldots,G$估计。随后，根据 $\boldsymbol{\eta}$估计 $\boldsymbol{\xi}$。

III. 数学预备知识

为使本文内容完整自洽，我们简要回顾张量的典范多线性（CP）分解和 ESPRIT 方法的基本原理。有关这些主题的更多详细信息，请参见 [38]–[41]。

A. 张量与 CP 分解

张量也称为多维数组，是数据数组向三维或更高维度的推广。令$\boldsymbol{\mathcal{T}} \in \mathbb{C}^{I_1 \times I_2 \times \cdots \times I_N}$ 表示一个 N阶张量。阶N表示维度的数量，每个维度称为一个模。

多线性分解用 R 个秩一张量之和来近似一个张量。如果秩一项的数量R 达到最小，则相应的分解称为 CP 分解，可达到的最小 R 称为该张量的秩 。假设$\boldsymbol{\mathcal{T}}$是一个秩为R 的张量，CP 分解将$\boldsymbol{\mathcal{T}}$分解为

$$\boldsymbol{\mathcal{T}} = \sum_{r=1}^{R} \lambda_r \mathbf{u}_r^{(1)} \circ \mathbf{u}_r^{(2)} \circ \cdots \circ \mathbf{u}_r^{(N)}. \tag{24}$$

其中， $[\mathbf{u}_1^{(n)}, \ldots, \mathbf{u}_R^{(n)}] = \mathbf{U}^{(n)} \in \mathbb{C}^{I_n \times R}$是沿第 n个模的因子矩阵。每个矩阵$\mathbf{U}^{(n)}$均具有正交归一列。图 3 展示了三阶情形（$N = 3$）下式 (24) 的示意图。

[3]在需要估计可重构智能表面的完整三维朝向时，可以利用多个用户设备获取更多信道参数。例如，位于不同位置的两个用户设备可提供 16 个定位相关信道参数，而未知量的维数 $\boldsymbol{\xi}_{\text{Loc}}$ 变为 14（增加一个用户设备位置和时钟偏差），从而使问题可解。

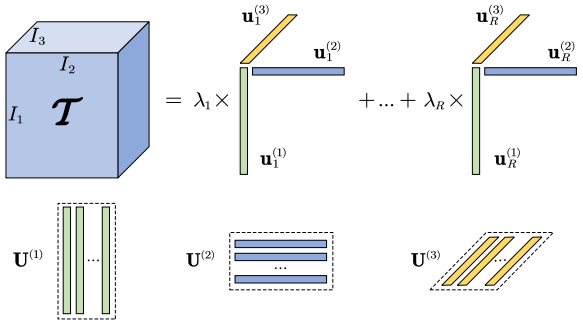


图3：秩为R 的三阶张量的CP分解。

B. 张量*ESPRIT*

ESPRIT 是一种基于信号子空间、无需搜索的多维谐波恢复参数估计技术，已广泛应用于信道估计 [42],频谱感知 [43], 亚奈奎斯特采样 [44],等领域。本小节回顾 ESPRIT 的两种变体，即阵元空间张量 ESPRIT 和波束空间张量 ESPRIT。

阵元空间张量 ESPRIT：考虑一个多维谐波参数估计问题，其观测张量$\boldsymbol{\mathcal{T}}$的元素定义为

$$[\boldsymbol{\mathcal{T}}]_{i_1,i_2,\ldots,i_N} = \sum_{r=1}^{R} \lambda_r \prod_{n=1}^{N} e^{j(i_n-1)\omega_{n,r}}. \tag{25}$$

为估计未知角频率$\omega_{n,r}$，我们定义

$$\mathbf{a}^{(I_n)}(\omega_{n,r}) = [1, e^{j\omega_{n,r}}, \ldots, e^{j(I_n-1)\omega_{n,r}}]^{\mathsf{T}} \in \mathbb{C}^{I_n}, \tag{26}$$

$$\mathbf{A}_n = \left[\mathbf{a}^{(I_n)}(\omega_{n,1}), \ldots, \mathbf{a}^{(I_n)}(\omega_{n,R})\right] \in \mathbb{C}^{I_n \times R}. \tag{27}$$

于是，(25)可改写为

$$\boldsymbol{\mathcal{T}} = \sum_{r=1}^{R} \lambda_r \mathbf{a}^{(I_1)}(\omega_{1,r}) \circ \mathbf{a}^{(I_2)}(\omega_{2,r}) \circ \cdots \circ \mathbf{a}^{(I_N)}(\omega_{N,r}). \tag{28}$$

我们定义两个选择矩阵$\mathbf{J}_{n,1} = \left[\mathbf{I}_{I_n-1} \ \mathbf{0}_{(I_n-1)\times 1}\right] \in \mathbb{R}^{(I_n-1)\times I_n}$, $\mathbf{J}_{n,2} = \left[\mathbf{0}_{(I_n-1)\times 1}, \mathbf{I}_{I_n-1}\right] \in \mathbb{R}^{(I_n-1)\times I_n}$,并令 $\boldsymbol{\Phi}_n = \text{diag}\left\{[e^{j\omega_{n,1}}, \ldots, e^{j\omega_{n,R}}]^{\mathsf{T}}\right\} \in \mathbb{C}^{R\times R}$。为估计角频率，ESPRIT利用$\mathbf{A}_n$的移位不变性，该性质表示为

$$\mathbf{J}_{n,1}\mathbf{A}_n\boldsymbol{\Phi}_n = \mathbf{J}_{n,2}\mathbf{A}_n. \tag{29}$$

然后，相关频率 $\omega_{n,r}, r = 1,\ldots,R, n = 1,\ldots,N$ 可按如下方式估计。通过对$\boldsymbol{\mathcal{T}}$进行CP分解，我们得到因子矩阵$\mathbf{U}^{(n)}, n = 1,\ldots,N$。由于$\mathbf{a}^{(I_n)}(\omega_{n,r})$位于$\mathbf{U}^{(n)}$的列空间中，因此我们将$\mathbf{A}_n$ 替换为$\mathbf{A}_n = \mathbf{U}^{(n)}\mathbf{D}_n$，其中$\mathbf{D}_n \in \mathbb{C}^{R\times R}$是一个非奇异矩阵。于是，式(29)变为

$$\mathbf{J}_{n,1}\mathbf{U}^{(n)}\boldsymbol{\Theta}_n = \mathbf{J}_{n,2}\mathbf{U}^{(n)}, \tag{30}$$

其中 $\boldsymbol{\Theta}_n = \mathbf{D}_n\boldsymbol{\Phi}_n\mathbf{D}_n^{-1}$。根据式(30)，$\boldsymbol{\Theta}_n$ 的最小二乘估计 [40] 为

$$\hat{\boldsymbol{\Theta}}_n = \left(\mathbf{J}_{n,1}\mathbf{U}^{(n)}\right)^{\dagger}\mathbf{J}_{n,2}\mathbf{U}^{(n)}. \tag{31}$$

由于 $r$th特征值 $\boldsymbol{\Theta}_n$ 由$e^{j\omega_{n,r}}$给出，因此可以从 $\boldsymbol{\Theta}_n$的特征值的相位分量ˆ中获得角频率ˆ$\omega_{n,r}, r = 1,\ldots,R$。

波束空间张量 ESPRIT：对于波束空间测量，在对$\boldsymbol{\mathcal{T}}$与线性变换矩阵 [45], 进行 n模乘积后，模型（28）修改为

$$\boldsymbol{\mathcal{T}}_b = \sum_{r=1}^{R} \lambda_r \mathbf{b}^{(J_1)}(\omega_{1,r}) \circ \mathbf{b}^{(J_2)}(\omega_{2,r}) \circ \cdots \circ \mathbf{b}^{(J_N)}(\omega_{N,r}), \tag{32}$$

其中$\mathbf{b}^{(J_n)}(\omega_{n,r}) = \mathbf{T}_n^{\mathsf{H}} \mathbf{a}^{(I_n)}(\omega_{n,r})$，其中 $\mathbf{T}_n \in \mathbb{C}^{I_n \times J_n}$。波束空间阵列流形变为$\mathbf{B}_n = [\mathbf{b}^{(J_n)}(\omega_{n1}) \cdots \omega_{nR}] \in \mathbb{C}^{J_1 \times J_2 \times \cdots \times J_n}$，$\mathbf{b}^{(J_n)}(\cdot) \in \mathbb{C}^{J_n \times R}$以及$\boldsymbol{\mathcal{T}}$。

在采用变换矩阵 $\mathbf{T}_n$的波束空间模型中，通常移位不变性（29）不成立，即$\mathbf{J}_{n,1}\mathbf{B}_n\boldsymbol{\Phi}_n \neq \mathbf{J}_{n,2}\mathbf{B}_n$。然而，如果 $\mathbf{T}_n$ 具有适当的结构，以下命题 [46], [47] 表明，丧失的移位不变性可以恢复。

命题 1. 假设 $\mathbf{T}_n$ 具有满足$\mathbf{J}_{n,1}\mathbf{T}_n = \mathbf{J}_{n,2}\mathbf{T}_n\mathbf{F}_n$ 的移位不变结构，其中$\mathbf{F}_n \in \mathbb{C}^{J_n \times J_n}$ 是非奇异矩阵，且$\mathbf{T}_n^{\mathsf{H}} = [\mathbf{t}_1, \ldots, \mathbf{t}_{I_n}]^{\mathsf{T}}$。若存在矩阵 $\mathbf{Q}_n \in \mathbb{C}^{J_n \times J_n}$ 使得

$$\begin{cases} \mathbf{Q}_n \mathbf{t}_{I_n} = \mathbf{0}_{J_n \times 1}, \\ \mathbf{Q}_n \mathbf{F}_n^{\mathsf{H}} \mathbf{t}_1 = \mathbf{0}_{J_n \times 1}, \end{cases} \tag{33}$$

那么我们有

$$\mathbf{Q}_n \mathbf{B}_n \boldsymbol{\Phi}_n^{\mathsf{H}} = \mathbf{Q}_n \mathbf{F}_n^{\mathsf{H}} \mathbf{B}_n, \tag{34}$$

其中移位不变性得以恢复。

Proof. See Appendix A in [48]. □

矩阵$\mathbf{Q}_n$ 和$\mathbf{F}_n$ 可估计为 [46]

$$\hat{\mathbf{Q}}_n = \mathbf{I}_{J_n} - \mathbf{t}_{I_n}\mathbf{t}_{I_n}^{\mathsf{H}} - \left(\mathbf{F}_n^{\mathsf{H}}\mathbf{t}_1\right)\left(\mathbf{F}_n^{\mathsf{H}}\mathbf{t}_1\right)^{\mathsf{H}}, \tag{35}$$

$$\hat{\mathbf{F}}_n = \left(\mathbf{J}_{n,2}\mathbf{T}_n\right)^{\dagger}\mathbf{J}_{n,1}\mathbf{T}_n. \tag{36}$$

然后，同样地，在应用 CP 分解获得$\mathbf{U}^{(n)}$ 后，我们可以用$\mathbf{B}_n = \mathbf{U}^{(n)}\mathbf{D}_n$替换$\mathbf{B}_n$，因此（34）变为$\mathbf{Q}_n\mathbf{U}^{(n)}\boldsymbol{\Theta}_n = \mathbf{Q}_n\mathbf{F}_n^{\mathsf{H}}\mathbf{U}^{(n)}$. 因此，

$$\hat{\boldsymbol{\Theta}}_n = \left(\mathbf{Q}_n\mathbf{U}^{(n)}\right)^{\dagger}\mathbf{Q}_n\mathbf{F}_n^{\mathsf{H}}\mathbf{U}^{(n)}. \tag{37}$$

最后，未知的角频率可由 $\boldsymbol{\Theta}_n$的特征值相位获得。

IV. 提出的定位方法

本节基于第三节的预备知识，提出一种两阶段定位方法，以求解第II-E小节中表述的 JrCUP问题。

A. 基于张量*ESPRIT*的粗信道估计

根据式 (10) 中的 $\mathbf{y}_{g,k}$，将接收信号乘以导频符号的共轭并除以平均功率，即可得到波束空间信道估计值：

$$\hat{\mathbf{h}}_{g,k}^{(\mathrm{b})} = \frac{\mathbf{y}_{g,k}x_{g,k}^*}{P_{\mathrm{T}}} = \mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{h}_{g,k} + \Delta\mathbf{h}_{g,k}^{(\mathrm{b})}, \tag{38}$$

其中，$\Delta\mathbf{h}_{g,k}^{(\mathrm{b})}$，为噪声项。我们将波束空间信道整理为：

$$\hat{\mathbf{H}} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{h}}_{1,1}^{(\mathrm{b})} & \cdots & \hat{\mathbf{h}}_{G,1}^{(\mathrm{b})} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\mathbf{h}}_{1,K}^{(\mathrm{b})} & \cdots & \hat{\mathbf{h}}_{G,K}^{(\mathrm{b})} \end{bmatrix} = [\hat{\mathbf{h}}_1^{(\mathrm{b})}, \ldots, \hat{\mathbf{h}}_G^{(\mathrm{b})}] \in \mathbb{C}^{KN_1N_2 \times G}. \tag{39}$$

本小节旨在给定$\mathbf{H}$时，估计式（21）中定义的与定位相关的信道参数 $\boldsymbol{\eta}$。

为应用张量 ESPRIT 方法，我们设计合并器矩阵 $\mathbf{W}$ 和总可重构智能表面配置矩阵 $\boldsymbol{\Gamma}$，使其满足以下结构

$$\mathbf{W} = \mathbf{T}_1 \otimes \mathbf{T}_2 \in \mathbb{C}^{N_{\mathrm{B},1}N_{\mathrm{B},2} \times N_1N_2}, \tag{40}$$

$$\boldsymbol{\Upsilon} = [\boldsymbol{\gamma}_1, \boldsymbol{\gamma}_2, \ldots, \boldsymbol{\gamma}_G] = \mathbf{T}_3 \otimes \mathbf{T}_4 \in \mathbb{C}^{N_{\mathrm{R},1}N_{\mathrm{R},2} \times G}, \tag{41}$$

其中$\mathbf{T}_1 \in \mathbb{C}^{N_{\mathrm{B},1} \times N_1}$、$\mathbf{T}_2 \in \mathbb{C}^{N_{\mathrm{B},2} \times N_2}$、$\mathbf{T}_3 \in \mathbb{C}^{N_{\mathrm{R},1} \times \sqrt{G}}$以及$\mathbf{T}_4 \in \mathbb{C}^{N_{\mathrm{R},2} \times \sqrt{G}}$，其中 G 设为一个平方数。注意，我们在不同传输过程中使用固定的合并器$\mathbf{W}$，而可重构智能表面配置 $\boldsymbol{\gamma}_g$ 随 g变化。考虑式（15）中阵列响应向量的结构，并根据式（26），可写为

$$\mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}}) = \mathbf{a}^{(N_{\mathrm{B},1})}(\omega_{\mathrm{L},1}) \otimes \mathbf{a}^{(N_{\mathrm{B},2})}(\omega_{\mathrm{L},2}), \tag{42}$$

$$\mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}) = \mathbf{a}^{(N_{\mathrm{B},1})}(\omega_{\mathrm{R},1}) \otimes \mathbf{a}^{(N_{\mathrm{B},2})}(\omega_{\mathrm{R},2}), \tag{43}$$

其中

$$\omega_{\mathrm{L},1} = (2\pi f_c d_{\mathrm{B}}/c)\sin(\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{az}})\cos(\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{el}}), \tag{44}$$

$$\omega_{\mathrm{L},2} = (2\pi f_c d_{\mathrm{B}}/c)\sin(\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{el}}), \tag{45}$$

$$\omega_{\mathrm{R},1} = (2\pi f_c d_{\mathrm{B}}/c)\sin(\theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{az}})\cos(\theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{el}}), \tag{46}$$

$$\omega_{\mathrm{R},2} = (2\pi f_c d_{\mathrm{B}}/c)\sin(\theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{el}}). \tag{47}$$

此外，我们定义

$$\omega_{\tau_{\mathrm{L}}} = -2\pi\Delta_f\tau_{\mathrm{L}}, \quad \omega_{\tau_{\mathrm{R}}} = -2\pi\Delta_f\tau_{\mathrm{R}}. \tag{48}$$

1) 估计 θ_L^{az}，θ_L^{el}，θ_R^{az}，θ_R^{el}，τ_L，τ_R：我们首先对 $g = 1 \ldots G$ $\mathbf{h}_g^{(\mathrm{b})} = \sum_{g=1}^{G} \mathbf{h}_g^{(\mathrm{b})} \in$,, 上的信 $\mathbb{C}^{KN_1N_2}$. $\mathbf{h}^{(\mathrm{b})} = \mathbf{h}^{(\mathrm{b})} + \Delta\mathbf{h}^{(\mathrm{b})}$ 道求和，得到 $\hat{\mathbf{h}}\hat{\mathbf{h}}\mathbf{h}$假设 $\hat{\mathbf{h}}\hat{\mathbf{h}}\mathbf{h}$，其中$\mathbf{h}$表示真实的$\mathbf{h}$波束空间信道。真实的波束空间信道$\mathbf{h}^{(\mathrm{b})}$ 可自然地表示为张量$\boldsymbol{\mathcal{H}}^{(\mathrm{b})} \in \mathbb{C}^{K \times N_1 \times N_2}$，即

$$\boldsymbol{\mathcal{H}}^{(b)} = G\alpha_{\mathrm{L}}\mathbf{a}^{(K)}(\omega_{\tau_{\mathrm{L}}}) \circ \mathbf{T}_1^{\mathsf{H}}\mathbf{a}^{(N_{\mathrm{B},1})}(\omega_{\mathrm{L},1}) \circ \mathbf{T}_2^{\mathsf{H}}\mathbf{a}^{(N_{\mathrm{B},2})}(\omega_{\mathrm{L},2}) + (\sum_{g=1}^{G} \beta_{\mathrm{R},g})\mathbf{a}^{(K)}(\omega_{\tau_{\mathrm{R}}}) \circ \mathbf{T}_1^{\mathsf{H}}\mathbf{a}^{(N_{\mathrm{B},1})}(\omega_{\mathrm{R},1}) \circ \mathbf{T}_2^{\mathsf{H}}\mathbf{a}^{(N_{\mathrm{B},2})}(\omega_{\mathrm{R},2}), \tag{49}$$

其中 $\beta_{\mathrm{R},g} = \alpha_{\mathrm{R}}\left[(\mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{A}}) \odot \mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{D}}))^{\mathsf{T}}\boldsymbol{\gamma}_g\right]$. 根据第 III-A 小节中的定义可知，$\boldsymbol{\mathcal{H}}^{(\mathrm{b})}$ 是一个秩二三阶张量，因为它是两个秩一张量（即用户设备-基站信道和用户设备-RIS-基站信道）之和，且每个张量都是三个向量的外积。$\boldsymbol{\mathcal{H}}^{(\mathrm{b})}$ 的第一个模位于阵元空间，其余模则位于由变换矩阵 $\mathbf{T}_1$ 和 $\mathbf{T}_2$生成的波束空间中。此外，我们可以定义$\boldsymbol{\Phi}_1 = \mathrm{diag}\left\{[e^{j\omega_{\tau_{\mathrm{L}}}}, e^{j\omega_{\tau_{\mathrm{R}}}}]^{\mathsf{T}}\right\}$、$\boldsymbol{\Phi}_2 = \mathrm{diag}\left\{[e^{j\omega_{\mathrm{L},1}}, e^{j\omega_{\mathrm{R},1}}]^{\mathsf{T}}\right\}$和 $\boldsymbol{\Phi}_3 = \mathrm{diag}\left\{[e^{j\omega_{\mathrm{L},2}}, e^{j\omega_{\mathrm{R},2}}]^{\mathsf{T}}\right\}$。

为估计潜在的角频率，我们首先对 $\hat{\boldsymbol{\mathcal{H}}}$ （由 $\hat{\mathbf{h}}^{(\mathrm{b})}$生成）进行 CP分解，得到因子矩阵 $\mathbf{U}^{(n)},\ n=1,\ 2,\ 3$。随后，可通过式（31）估计 $\boldsymbol{\Theta}_1$，并通过式（35）、（36）和（37）估计 $\boldsymbol{\Theta}_2$ 和 $\boldsymbol{\Theta}_3$ 。接着，可根据 $\boldsymbol{\Theta}_1$、$\boldsymbol{\Theta}_2$和 $\boldsymbol{\Theta}_3$ 中特征值的相位，得到估计的角频率 $\hat{\omega}_{\tau_{\mathrm{L}}}$、$\hat{\omega}_{\tau_{\mathrm{R}}}$、$\hat{\omega}_{\mathrm{L},\ 1}$、$\hat{\omega}_{\mathrm{R},\ 1}$、$\hat{\omega}_{\mathrm{L},\ 2}$和 $\hat{\omega}_{\mathrm{R},\ 2}$；再根据式（44）–（48）恢复相应的信道参数。

2) 估计 ϑ_2 和 ϑ_3: 基于估计得到的参数，我们构造矩阵 $\mathbf{R}$ 如下

$$\mathbf{R}=\left[\mathbf{a}^{(K)}(\hat{\omega}_{\tau_{\mathrm{L}}})\otimes\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathrm{L}})\quad\mathbf{a}^{(K)}(\hat{\omega}_{\tau_{\mathrm{R}}})\otimes\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathrm{R}})\right].$$

于是，我们得到以下方程组:

$$\mathbf{R}[\alpha_{\mathrm{L}},\beta_{\mathrm{R},g}]^{\mathsf{T}}=\mathbf{h}_g^{(\mathrm{b})},\ g=1,\ldots,G. \tag{50}$$

因此，我们得到一组最小二乘估计 $\{\hat{\alpha}_{\mathrm{L}},\beta_{\mathrm{R},g}\},g=1,\ldots,G$，具体如下

$$[\hat{\alpha}_{\mathrm{L}},\hat{\beta}_{\mathrm{R},g}]^{\mathsf{T}}=(\mathbf{R}^{\mathsf{H}}\mathbf{R})^{-1}\mathbf{R}^{\mathsf{H}}\mathbf{h}_g^{(\mathrm{b})}. \tag{51}$$

现在，令

$$\hat{\mathbf{s}}_{\mathrm{R}}=[\hat{\beta}_{\mathrm{R},1},\hat{\beta}_{\mathrm{R},2},\ldots,\hat{\beta}_{\mathrm{R},G}]^{\mathsf{T}}=\mathbf{s}_{\mathrm{R}}+\Delta\mathbf{s}_{\mathrm{R}}\in\mathbb{C}^G, \tag{52}$$

其中，$\mathbf{s}_{\mathrm{R}}=[\beta_{\mathrm{R},1},\beta_{\mathrm{R},2},\ldots,\beta_{\mathrm{R},G}]^{\mathsf{T}}\in\mathbb{C}^G$和 $\Delta\mathbf{s}_{\mathrm{R}}$是$\hat{\mathbf{s}}_{\mathrm{R}}$的估计误差。定义

$$\omega_{\vartheta_2}=(2\pi f_c d_{\mathrm{R}}/c)\vartheta_2,\quad \omega_{\vartheta_3}=(2\pi f_c d_{\mathrm{R}}/c)\vartheta_3, \tag{53}$$

无噪声向量$\mathbf{s}_{\mathrm{R}}$ 可表示为二阶张量（矩阵）$\boldsymbol{\mathcal{S}}^{(b)}\in\mathbb{C}^{\sqrt{G}\times\sqrt{G}}$，如下

$$\boldsymbol{\mathcal{S}}^{(b)}=\alpha_{\mathrm{R}}(\mathbf{T}_3\otimes\mathbf{T}_4)\left(\mathbf{a}^{(N_{\mathrm{R},1})}(\omega_{\vartheta_2})\otimes\mathbf{a}^{(N_{\mathrm{R},2})}(\omega_{\vartheta_3})\right) \tag{54}$$

$$=\alpha_{\mathrm{R}}\mathbf{T}_3\mathbf{a}^{(N_{\mathrm{R},1})}(\omega_{\vartheta_2})\circ\mathbf{T}_4\mathbf{a}^{(N_{\mathrm{R},2})}(\omega_{\vartheta_3}). \tag{55}$$

因此，可以使用式（35）、（36）和（37）给出的相同流程，根据 $\hat{\mathbf{s}}_{\mathrm{R}}$ 估计参数 ϑ_2 和 ϑ_3 。

综上，粗略信道估计过程的完整步骤如算法1所示。

算法1 基于张量ESPRIT的粗信道估计

输入： $\mathbf{y}_{g,k},g=1,\ldots,G,k=1,\ldots,K.$

输出： 信道参数估计 $\hat{\boldsymbol{\eta}}$。

1: 根据式（38）和（39）获得 $\mathbf{H}=[\mathbf{h}_1^{(\mathrm{b})},\ldots,\mathbf{h}_G^{(\mathrm{b})}]$。 2: 计算 $\mathbf{h}^{(\mathrm{b})}=\sum_{g=1}^{G}\mathbf{h}_g^{(\mathrm{b})}$并构造式（ 49 ）中的张量 $\mathbf{H}^{(b)}$。 3: 对 $\mathbf{H}^{(b)}$ 应用 CP 分解，并获得因子矩阵 $\mathbf{U}^{(n)},n=1,\ldots,3$。 ^4: 通过式（ 31 ）估计 $\boldsymbol{\Theta}_1$，并根据 $\boldsymbol{\Theta}_1$的特征值的相位获得 $\{\hat{\omega}_{\tau_{\mathrm{L}}},\hat{\omega}_{\tau_{\mathrm{R}}}\}$。 ^ ^ 5: 通过式（35）–（37）估计 $\boldsymbol{\Theta}_2$ 和 $\boldsymbol{\Theta}_3$ ，并根据 $\boldsymbol{\Theta}_2$ 和 $\boldsymbol{\Theta}_3$的特征值的相位获得$\{\hat{\omega}_{\mathrm{L}},1,\hat{\omega}_{\mathrm{R}},1,\hat{\omega}_{\mathrm{L}},2,\hat{\omega}_{\mathrm{R}},2\}$。 ^ ^6: 根据式（44）–（48）恢复 $\{\hat{\theta}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{az}},\hat{\theta}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{el}},\hat{\theta}_{\mathrm{R}}^{\mathrm{az}},\hat{\theta}_{\mathrm{R}}^{\mathrm{el}},\hat{\tau}_{\mathrm{L}},\hat{\tau}_{\mathrm{R}}\}$。 7: 根据式（ 51）获得 $\mathbf{s}_{\mathrm{R}}$，并构造式（54）中的张量 $\mathbf{S}^{(b)}$。 8: 对 $\mathbf{S}^{(b)}$ 应用 CP分解并重复步骤5，获得 $\{\hat{\omega}_{\vartheta_2},\hat{\omega}_{\vartheta_3}\}$。 ^ ^ 9: 根据式（53）恢复 $\{\vartheta_2,\vartheta_3\}$。 10: 返回 $\hat{\boldsymbol{\eta}}=[\hat{\theta}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{az}},\hat{\theta}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{el}},\hat{\theta}_{\mathrm{R}}^{\mathrm{az}},\hat{\theta}_{\mathrm{R}}^{\mathrm{el}},\hat{\tau}_{\mathrm{L}},\hat{\tau}_{\mathrm{R}},\hat{\vartheta}_2,\hat{\vartheta}_3]^{\mathsf{T}}$。

B. 基于最小二乘法的信道参数精化

根据最小二乘准则对信道参数的估计值 $\tilde{\boldsymbol{\eta}}$ 进行精化，该准则以第 IV-A 小节中的粗略估计为初始值。定义

$$\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}^{g,k}=\mathbf{W}^{\mathsf{H}}e^{-j2\pi(k-1)\Delta_f\tau_{\mathrm{L}}}\mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}})x_{g,k}, \tag{56}$$

$$\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}^{g,k}=\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\left[(\mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{A}})\odot\mathbf{a}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{D}}))^{\mathsf{T}}\boldsymbol{\gamma}_g\right] \tag{57}$$

$$\times e^{-j2\pi(k-1)\Delta_f\tau_{\mathrm{R}}}\mathbf{a}_{\mathrm{B}}(\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}})x_{g,k}, \tag{58}$$

则无噪信号可表示为

$$\boldsymbol{\mu}_{g,k}=\alpha_{\mathrm{L}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}^{g,k}+\alpha_{\mathrm{R}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}^{g,k}. \tag{59}$$

我们进一步定义向量 $\{\mathbf{y}\ \boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}},\ \boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}\}\in\mathbb{C}^{GKN_1N_2}$为$\mathbf{y}_{g,\ k}$、$\boldsymbol{\mu}^{g,\ k}{}_{\mathrm{L}}$和 $\boldsymbol{\mu}^{g,\ k}{}_{\mathrm{R}}$在 $g=1$、. . .、G，$k=1$、. . .、K.上的串联。由于（8）中的噪声具有未知的有色统计特性，我们采用基于最小二乘准则的次优估计器，具体如下:

$$\hat{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{LS}}=\arg\min_{\boldsymbol{\eta}}\ \|\mathbf{y}-\alpha_{\mathrm{L}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}(\boldsymbol{\eta})-\alpha_{\mathrm{R}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\eta})\|_2^2. \tag{60}$$

复信道增益 α_{L} 和 α_{R} 可通过求解以下方程，表示为$\mathbf{y}$、$\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}$和 $\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}$ 的函数

$$\begin{cases}\partial\|\mathbf{y}-\alpha_{\mathrm{L}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}(\boldsymbol{\eta})-\alpha_{\mathrm{R}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\eta})\|_2^2/\partial\Re(\alpha_{\mathrm{L}})=0,\\ \partial\|\mathbf{y}-\alpha_{\mathrm{L}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}(\boldsymbol{\eta})-\alpha_{\mathrm{R}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{\eta})\|_2^2/\partial\Re(\alpha_{\mathrm{R}})=0,\end{cases} \tag{61}$$

由此可得

$$\hat{\alpha}_{\mathrm{L}}=\frac{\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}^{\mathsf{H}}\mathbf{y}\|\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}\|_2^2-\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}^{\mathsf{H}}\mathbf{y}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}^{\mathsf{H}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}}{\|\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}\|_2^2\|\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}\|_2^2-|\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}^{\mathsf{H}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}|^2}, \tag{62}$$

$$\hat{\alpha}_{\mathrm{R}}=\frac{\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}^{\mathsf{H}}\mathbf{y}\|\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}\|_2^2-\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}^{\mathsf{H}}\mathbf{y}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}^{\mathsf{H}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}}{\|\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}\|_2^2\|\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}\|_2^2-|\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{L}}^{\mathsf{H}}\boldsymbol{\mu}_{\mathrm{R}}|^2}. \tag{63}$$

然后，给定初始化值 $\hat{\boldsymbol{\eta}}$，可使用例如梯度下降法求解式（60）。我们将精化后的定位相关信道参数记为 $\tilde{\boldsymbol{\eta}}$。

C. 转换到定位域

基于精化后的信道参数估计 $\tilde{\boldsymbol{\eta}}$，可通过对 o_3 和 Δ 进行二维搜索来恢复定位参数 $\boldsymbol{\xi}$ ；其余定位参数可根据每个搜索点 $[o_3,\Delta]^{\mathsf{T}}$确定，并可定义一个代价指标来比较不同搜索点的拟合程度，具体将在下文说明。

给定信道参数 $[\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{az}},\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{el}},\theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{az}},\theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{el}},\tau_{\mathrm{L}},\tau_{\mathrm{R}},\vartheta_2,\vartheta_3]^{\mathsf{T}}$˘ 以及任意的 o_3 和 Δ，我们首先可以确定视距用户设备-基站路径和可重构智能表面反射路径的传播距离，表示为

$$\check{d}_{\mathrm{L}}=c(\tau_{\mathrm{L}}-\check{\Delta}),\qquad \check{d}_{\mathrm{R}}=c(\tau_{\mathrm{R}}-\check{\Delta}). \tag{64}$$

进而确定用户设备位置为

$$\check{\mathbf{p}}_{\mathrm{U}}=\mathbf{p}_{\mathrm{B}}+\check{d}_{\mathrm{L}}\mathbf{R}_{\mathrm{B}}\mathbf{t}(\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{az}},\theta_{\mathrm{L}}^{\mathrm{el}}). \tag{65}$$

RIS位置可通过椭球体 $\check{}\ \|\check{}\mathbf{p}_{\mathrm{R}}-\mathbf{p}_{\mathrm{B}}\|_2+\|\check{}\mathbf{p}_{\mathrm{R}}-\check{}\mathbf{p}_{\mathrm{U}}\|_2=d_{\mathrm{R}}$ 与直线 $\check{}\mathbf{p}_{\mathrm{R}}=\mathbf{p}_{\mathrm{B}}+x\mathbf{R}_{\mathrm{B}}\mathbf{t}(\theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{az}},\ \theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{el}})$ 的交点获得，其中 $x>0$ 表示

算法2 二维基于搜索的定位算法

输入： 精化信道参数 $\tilde{\boldsymbol{\eta}}$，精化次数 Q。
输出： 定位参数估计 $\hat{\boldsymbol{\xi}}$.

1: 初始化搜索空间和分辨率 $\{\mathcal{P}_{o_3}^0, \mathcal{P}_{\Delta}^0, d_{o_3}^0, d_{\Delta}^0\}$。
2: **对于** $i = 0, \ldots\ldots, Q$ **执行**
3: **对于**每个候选项 $\check{o}_3 \in \mathcal{P}_{o_3}^i$ **执行**
4: **对于**每个候选项 $\check{\Delta} \in \mathcal{P}_{\Delta}^i$ **do**
5: 计算 d_{L} 和 d_{R} 通过 (64)。
6: 通过 (65) 估计用户设备位置 $\check{\mathbf{p}}_{\mathrm{U}}$ 并估计通过式（66）得到可重构智能表面位置 $\check{\mathbf{p}}_{\mathrm{R}}$。
7: 预测中间测量值 $\{\check{\vartheta}_2, \check{\vartheta}_3\}$ 基于 $\check{o}_3$、$\check{\mathbf{p}}_{\mathrm{U}}$、$\check{\mathbf{p}}_{\mathrm{R}}$ 和 $\mathbf{p}_{\mathrm{B}}$.
8: 计算代价指标 $f(\check{o}_3, \check{\Delta})$ 基于 (67)。
9: **结束循环**
10: **结束循环**
11: 选择使下式最小的候选对 $\{\hat{o}_3^i, \hat{\Delta}^i\}$ $f(o_3, \Delta)$，并基于 $\{\hat{o}_3^i,$ 确定 $\hat{\mathbf{p}}_{\mathrm{U}}^i$ 和 $\hat{\mathbf{p}}_{\mathrm{R}}^i$ $\hat{\Delta}^i\}$.
12: Shrink $\{\mathcal{P}_{o_3}^{i+1}, \mathcal{P}_{\Delta}^{i+1}, d_{o_3}^{i+1}, d_{\Delta}^{i+1}\}$ by (68)–(70).
13: **end for**
14: Return $\hat{\boldsymbol{\xi}} = [(\hat{\mathbf{p}}_{\mathrm{U}}^Q)^{\mathsf{T}}, (\hat{\mathbf{p}}_{\mathrm{R}}^Q)^{\mathsf{T}}, \hat{o}_3^Q, \hat{\Delta}^Q]^{\mathsf{T}}$.

基站与RIS之间的距离。通过求解 x可确定该交点，从而得到

$$x = \frac{\check{d}_{\mathrm{R}}^2 - \|\mathbf{p}_{\mathrm{B}} - \check{\mathbf{p}}_{\mathrm{U}}\|_2^2}{2\left(\check{d}_{\mathrm{R}} + (\mathbf{R}_{\mathrm{B}}\mathbf{t}(\theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{az}}, \theta_{\mathrm{R}}^{\mathrm{el}}))^{\mathsf{T}}(\mathbf{p}_{\mathrm{B}} - \check{\mathbf{p}}_{\mathrm{U}})\right)}. \tag{66}$$

然后，我们可以根据 (17) 和 (18)，基于 $\check{o}_3$、$\check{\mathbf{p}}_{\mathrm{U}}$、$\check{\mathbf{p}}_{\mathrm{R}}$ 和 $\mathbf{p}_{\mathrm{B}}$ 预测中间测量值 $\{\vartheta_2, \vartheta_3\}$。因此，我们可以计算代价指标如下：

$$f(\check{o}_3, \check{\Delta}) = \left\|[\check{\vartheta}_2, \check{\vartheta}_3]^{\mathsf{T}} - [\hat{\vartheta}_2, \hat{\vartheta}_3]^{\mathsf{T}}\right\|_2^2, \tag{67}$$

从而可以在预定义的搜索空间内对所有 $\{o_3, \Delta\}$候选项进行二维搜索。(67) 中使 $f(\check{o}_3, \check{\Delta})$最小化的最优值将作为估计的$\hat{o}_3$ 和 Δ返回，并据此确定相应的$\hat{\mathbf{p}}_{\mathrm{U}}$ 和$\hat{\mathbf{p}}_{\mathrm{R}}$ 。

令 $\{\mathcal{P}_{o_3}, \mathcal{P}_{\Delta}\}$表示搜索空间，$\{d_{o_3}, d_{\Delta}\}$表示搜索分辨率。我们还可以进行多轮搜索网格细化。例如，对于第 i 轮细化搜索，在搜索空间 $\{\mathcal{P}_{o_3}^i, \mathcal{P}_{\Delta}^i\}$和分辨率 $\{d_{o_3}^i, d_{\Delta}^i\}$ 下得到估计值 $\{\hat{o}_3^i, \hat{\Delta}^i\}$后，我们可以在第 $i+1$轮缩小分辨率和搜索空间，使得

$$d_{o_3}^{i+1} = \kappa d_{o_3}^i, \qquad d_{\Delta}^{i+1} = \kappa d_{\Delta}^i, \tag{68}$$
$$\mathcal{P}_{o_3}^{i+1} = \{\ldots, \hat{o}_3^i - d_{o_3}^{i+1}, \hat{o}_3^i, \hat{o}_3^i + d_{o_3}^{i+1}, \ldots\}, \tag{69}$$
$$\mathcal{P}_{\Delta}^{i+1} = \{\ldots, \hat{\Delta}^i - d_{\Delta}^{i+1}, \hat{\Delta}^i, \hat{\Delta}^i + d_{\Delta}^{i+1}, \ldots\}, \tag{70}$$

其中，对于所有 i 取值，$\kappa \in (0, 1)$，且 $\mathcal{P}_{o_3}^i$ 和 $\mathcal{P}_{\Delta}^i$ 的基数分别固定为 $\mathrm{card}(\mathcal{P}_{o_3}^i) = C_{o_3}$ 和 $\mathrm{card}(\mathcal{P}_{\Delta}^i) = C_{\Delta}$。所提搜索方法的伪代码汇总于算法2。

D. 复杂度分析

本小节评估所提算法的计算复杂度。在所提方法中，算法1涉及信道矩阵恢复，其复杂度为 $\mathcal{O}(KGN_1N_2)$；对 $\boldsymbol{\mathcal{H}}^{(b)}$ 进行CP分解及相应矩阵乘法，其复杂度为$\mathcal{O}(KN_1N_2) + \mathcal{O}(K^2) + \mathcal{O}(N_1^2) + \mathcal{O}(N_2^2)$；对$\boldsymbol{\mathcal{S}}^{(b)}$进行CP分解及相应矩阵乘法，其复杂度为 $\mathcal{O}(G)$。信道参数的最小二乘细化采用迭代过程，复杂度为 $\mathcal{O}(TKGN_1N_2)$，其中 T 表示总迭代次数。最后，算法2引入了 $\mathcal{O}(QC_{o_3}C_{\Delta})$ 的复杂度。总之，所提JrCUP问题解决方案的总体复杂度为

$$\mathcal{O}_{\text{total}} = \mathcal{O}(K^2) + \mathcal{O}(N_1^2) + \mathcal{O}(N_2^2) + \mathcal{O}(TKGN_1N_2) + \mathcal{O}(QC_{o_3}C_{\Delta}). \tag{71}$$

V. 定位误差界推导

A. 信道参数估计的克拉美-罗下界

考虑到接收噪声 (7) 是零均值非圆复高斯随机变量，所有未知信道参数 $\boldsymbol{\eta}_{\text{ch}}$ 的费 Fisher 信息矩阵（FIM）由命题 2 给出。

命题 2. 基于信道模型 (7)、(8) 和 (59)，信道参数 $\boldsymbol{\eta}_{ch}$ 的 *FIM* 可计算为

$$\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}_{ch}) = \sum_{g=1}^{G}\sum_{k=1}^{K} \mathbf{D}_{g,k}^{\mathsf{T}} \left[\mathbf{C}_0 + \mathbf{C}_r^{g,k}\right]^{-1} \mathbf{D}_{g,k}, \tag{72}$$

其中

$$\mathbf{D}_{g,k} = \left[\Re\left(\frac{\partial \boldsymbol{\mu}_{g,k}}{\partial \boldsymbol{\eta}_{ch}}\right)^{\mathsf{T}}, \Im\left(\frac{\partial \boldsymbol{\mu}_{g,k}}{\partial \boldsymbol{\eta}_{ch}}\right)^{\mathsf{T}}\right]^{\mathsf{T}}, \tag{73}$$

$$\mathbf{C}_0 = \frac{\sigma_0^2}{2}\begin{bmatrix} \Re\left(\mathbf{A}_0\mathbf{A}_0^{\mathsf{H}}\right) & \Im\left(\mathbf{A}_0\mathbf{A}_0^{\mathsf{H}}\right)^{\mathsf{T}} \\ \Im\left(\mathbf{A}_0\mathbf{A}_0^{\mathsf{H}}\right) & \Re\left(\mathbf{A}_0\mathbf{A}_0^{\mathsf{H}}\right) \end{bmatrix}, \tag{74}$$

$$\mathbf{C}_r^{g,k} = \frac{\sigma_r^2}{2}\begin{bmatrix} \Re\left(\mathbf{A}_r^{g,k}(\mathbf{A}_r^{g,k})^{\mathsf{H}}\right) & \Im\left(\mathbf{A}_r^{g,k}(\mathbf{A}_r^{g,k})^{\mathsf{H}}\right)^{\mathsf{T}} \\ \Im\left(\mathbf{A}_r^{g,k}(\mathbf{A}_r^{g,k})^{\mathsf{H}}\right) & \Re\left(\mathbf{A}_r^{g,k}(\mathbf{A}_r^{g,k})^{\mathsf{H}}\right) \end{bmatrix}, \tag{75}$$

with $\mathbf{A}_0 = \mathbf{W}^{\mathsf{H}}$ *and* $\mathbf{A}_r^{g,k} = \mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{H}_{R,2}^k\boldsymbol{\Gamma}_g$.

证明. 见附录A □

注释1. 注意，在(72)中，协方差矩阵 $\mathbf{C}_r^{g,k}$是 $\boldsymbol{\eta}_{ch}$的函数，原则上也会对 $\boldsymbol{\eta}_{ch}$的 *FIM* 产生贡献 *[49, B.3.3]*。尽管如此，由于在 *IV-A*小节和 *IV-B* 的信道估计过程中未使用噪声统计信息，本文忽略了这种关系。

根据（72），我们可以利用舒尔补计算与定位相关参数的费舍尔信息矩阵 $\boldsymbol{\eta}$：将$\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}_{\text{ch}}) = [\mathbf{X}, \mathbf{Y}; \mathbf{Y}^{\mathsf{T}}, \mathbf{Z}]$, 进行分块，其中$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{8\times 8}$，使得$\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) =$

表I：默认仿真参数

参数	数值
传播速度 c	2.9979×10^8 米/秒
载波频率 f_c	28 GHz
带宽 B	100 MHz
# 子载波 K	32
# 传输次数 G	9
时钟偏移 ρ	100 纳秒
发射功率 P_{T}	10 分贝毫瓦
有源RIS功率 P_{R}	7 分贝毫瓦
接收机和RIS的噪声功率谱密度	-174 dBm/Hz
接收机和可重构智能表面的噪声系数	10 分贝
基站 / RFC / 可重构智能表面的阵列规模	10×10 / 5×5 / 15×15
BS的位置和方向	$\mathbf{p}_{\mathrm{B}} = [0,5,3]^{\mathsf{T}}$, $\mathbf{o}_{\mathrm{B}} = [0,0,-\pi/2]^{\mathsf{T}}$
RIS的位置和方向	$\mathbf{p}_{\mathrm{R}} = [-5,0,3]^{\mathsf{T}}$, $\mathbf{o}_{\mathrm{R}} = [0,0,0]^{\mathsf{T}}$
用户设备位置	$\mathbf{p}_{\mathrm{B}} = [3,2,1]^{\mathsf{T}}$

$\mathbf{X} - \mathbf{Y}\mathbf{Z}^{-1}\mathbf{Y}^{\mathsf{T}}$。然后，可以推导出 $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}}$、$\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}$、$\tau_{\mathrm{L}}$、$\tau_{\mathrm{R}}$ 和 $\boldsymbol{\vartheta}$ 的估计误差界

$$\mathrm{EB}(\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}}) = \sqrt{\mathrm{tr}([\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})^{-1}]_{1:2,1:2})}, \tag{76}$$

$$\mathrm{EB}(\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}) = \sqrt{\mathrm{tr}([\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})^{-1}]_{3:4,3:4})}, \tag{77}$$

$$\mathrm{EB}(\tau_{\mathrm{L}}) = \sqrt{[\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})^{-1}]_{5,5}}, \tag{78}$$

$$\mathrm{EB}(\tau_{\mathrm{R}}) = \sqrt{[\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})^{-1}]_{6,6}}, \tag{79}$$

$$\mathrm{EB}(\boldsymbol{\vartheta}) = \sqrt{\mathrm{tr}([\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})^{-1}]_{7:8,7:8})}, \tag{80}$$

这些参数的估计均方根误差下界。

B. 定位参数估计的克拉美-罗下界

根据计算得到的$\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})$以及式（2）–（5）和（17）–（18）中的几何模型，我们可以进一步利用费舍尔信息矩阵变换的链式法则，推导出定位参数 $\boldsymbol{\xi}$ 的费舍尔信息矩阵，如下所示： [50]

$$\mathbf{J}(\boldsymbol{\xi}) = \mathbf{T}^{\mathsf{T}}\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})\mathbf{T}, \tag{81}$$

其中$\mathbf{T} = \partial\boldsymbol{\eta}/\partial\boldsymbol{\xi} \in \mathbb{R}^{8\times 8}$ 为雅可比矩阵。随后，$\mathbf{p}_{\mathrm{U}}$、$\mathbf{p}_{\mathrm{R}}$和 o_3 的估计均方根误差下界为

$$\mathrm{EB}(\mathbf{p}_{\mathrm{U}}) = \sqrt{\mathrm{tr}([\mathbf{J}(\boldsymbol{\xi})^{-1}]_{1:3,1:3})}, \tag{82}$$

$$\mathrm{EB}(\mathbf{p}_{\mathrm{R}}) = \sqrt{\mathrm{tr}([\mathbf{J}(\boldsymbol{\xi})^{-1}]_{4:6,4:6})}, \tag{83}$$

$$\mathrm{EB}(o_3) = \sqrt{[\mathbf{J}(\boldsymbol{\xi})^{-1}]_{7,7}}. \tag{84}$$

VI. 数值结果

A. 评估设置

我们考虑一个位于 10m×10 m × 3m 空间内的室内定位场景。我们使用随机信号符号 $x_{g,k}$，其功率约束为 $|x_{g,k}| = \sqrt{P_{\mathrm{T}}}$，并采用随机预编码器 $\mathbf{W}$和满足结构约束 (40) 和 (41) 的 RIS配置 $\boldsymbol{\Upsilon}$ 。根据 (1)，有源RIS放大因子 p计算如下

$$p = \sqrt{\frac{P_{\mathrm{R}}}{N_{\mathrm{R},1}N_{\mathrm{R},2}(P_{\mathrm{T}}|\alpha_{\mathrm{R},1}|^2 + \sigma_r^2)} + 1}. \tag{85}$$

视距用户设备-基站、用户设备-可重构智能表面和可重构智能表面-基站路径的信道增益由 $\alpha_{\mathrm{L}} = \frac{\lambda_c}{4\pi\| \mathrm{U}-\mathrm{B}\|_2} e^{j\psi_{\mathrm{L}}}$，$\alpha_{\mathrm{R}\,1} = \frac{\lambda_c}{4\pi\| \mathrm{U}-\mathrm{R}\|_2} e^{j\psi_{\mathrm{R}\,1}}$ $\alpha_{\mathrm{R}\,2} = \frac{\lambda_c}{4\pi\| \mathrm{R}-\mathrm{B}\|_2} e^{j\psi_{\mathrm{R}\,2}}$，生成，其中 $\lambda_c = c/f_c$ ψ_{L} $\psi_{\mathrm{R}\,1}$ $\psi_{\mathrm{R}\,2}$ 和，和，均独立地从均匀分布 $\mathcal{U}(0, 2\pi)$ 中生成。当引入多径效应时，例如，式 (9) 中用户设备与基站之间非视距路径的信道增益设为 $\alpha_{\mathrm{L}}^i = \sqrt{\frac{\lambda_c}{16\pi^2 d_{\mathrm{U},i}^2 d_{\mathrm{B},i}}} e^{j\psi_{\mathrm{L},i}}$，$i = 1, \ldots, I_{\mathrm{L}}$，其中 $c_{\mathrm{L},i}$ 表示雷达散射截面 (RCS) 系数，$\psi_{\mathrm{L},i}$ 为随机相位。这里，$d_{\mathrm{U},i}$ 和 $d_{\mathrm{B},i}$ 分别表示用户设备与第 i 个 SP 之间的距离以及基站与第 i 个 SP 之间的距离。式 (10) 和 (11) 中的信道增益$\alpha_{\mathrm{R},1}^i$ 和 $\alpha_{\mathrm{R},2}^i$ 以类似方式定义。此外，我们将接收信噪比定义为

$$\mathrm{SNR} \triangleq \frac{\sum_{g=1}^{G}\sum_{k=1}^{K}\|\boldsymbol{\mu}_{g,k}\|_2^2}{\sum_{g=1}^{G}\sum_{k=1}^{K}\mathrm{tr}(\mathbf{C}_0 + \mathbf{C}_r^{g,k})}. \tag{86}$$

本文中，三个欧拉角，即 $[\mathbf{o}]_1$，$[\mathbf{o}]_2$ 和$[\mathbf{o}]_3$，，分别表示绕 X轴、 Y轴和 Z轴的旋转。默认朝向$\mathbf{o} = [0,0,0]^{\mathsf{T}}$ 设置为朝向 X轴正方向。基站和可重构智能表面的阵元间距分别设为 $0.5\,\lambda_{\mathrm{c}}$ 和 $0.2\,\lambda_{\mathrm{c}}$。其他默认仿真参数列于表I。在所有仿真示例中，所有相关均方根误差均基于500次蒙特卡洛试验计算。为便于直观理解，信道时延和时钟偏差均乘以常数传播速度 c，并以米为单位表示。

B. 所提算法的性能评估

1）信道估计性能：我们首先评估所提信道估计器的性能。除了克拉美-罗下界之外，我们还以现有的同时正交匹配追踪（SOMP）算法作为基准，将所提信道估计器与之进行比较。该算法已被验证，其信道估计性能优于原始正交匹配追踪（OMP）算法 [51]。我们使用 SOMP 估计最强的两条路径，分别对应用户设备-基站信道和用户设备-RIS-基站信道。有关 SOMP 的实现细节，请参阅 [51], [52]。为满足 SOMP 所需的受限等距性质 [53]，使用 SOMP 时，我们采用随机合并器$\mathbf{W}$ 和随机可重构智能表面配置 $\boldsymbol{\Upsilon}$；评估所提方法时，则使用式（40）和（41）中的所提 $\{\mathbf{W}\ \boldsymbol{\Upsilon}\}$ 。我们推导并给出了这两种情况下的克拉美-罗下界。 $\{\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}}, \boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}, \tau_{\mathrm{L}}, \tau_{\mathrm{R}}, \boldsymbol{\vartheta}\}$ 中每个参数对应的 SOMP 字典大小均设置为 D，其中 $D = \{2^{12}, 2^{14}, 2^{16}\}$。此外，式（60）中的最小二乘细化通过信赖域方法求解，该方法使用 Manopt 工具箱 [54] 实现，迭代次数设为 $T = 40$。

图 4 展示了在 SOMP 算法、所提出的张量ESPRIT粗估计以及所提出的基于最小二乘的细化方法下， $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}}$、 $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}$、$\tau_{\mathrm{L}}$、$\tau_{\mathrm{R}}$ 和 $\boldsymbol{\vartheta}$ 的均方根误差随接收信噪比的变化情况。可以观察到，与现有的 SOMP 算法相比，所提出的算法在高信噪比区域表现更好，但在低信噪比区域表现较差。两种粗估计方法的均方根误差

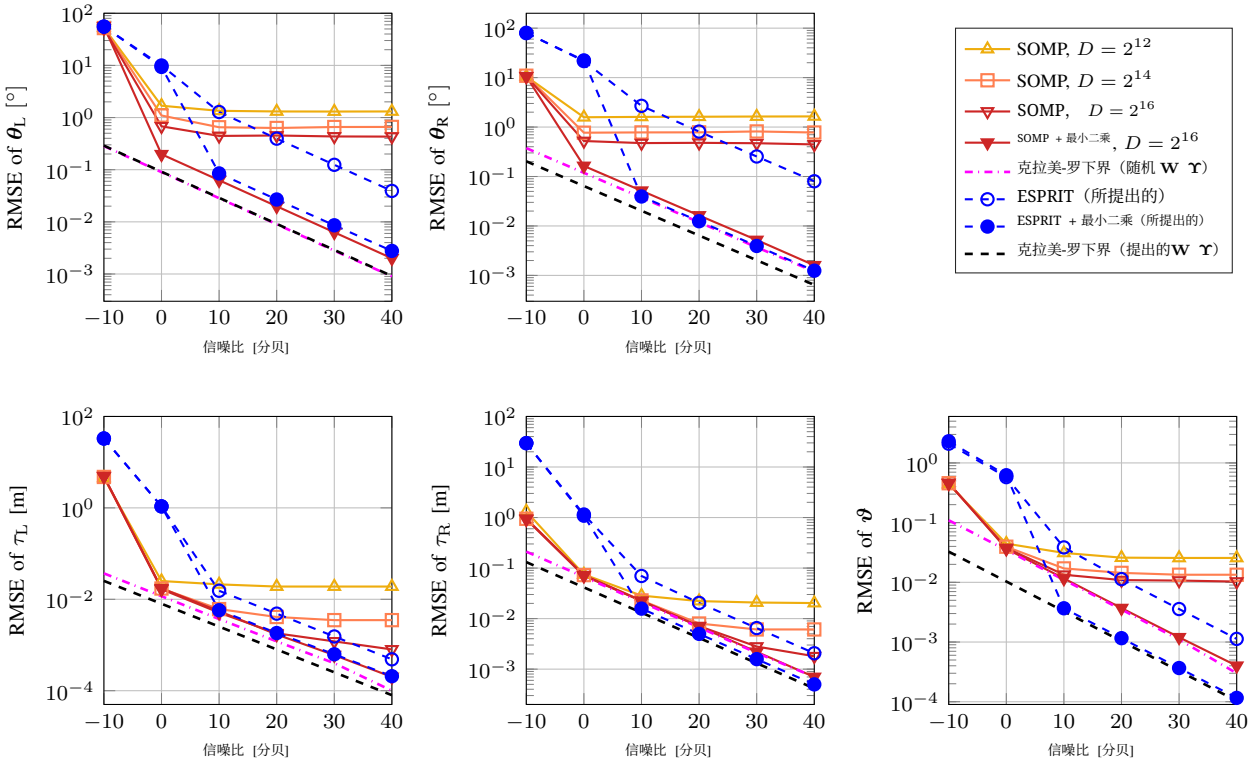


图 4：现有SOMP算法、提出的张量ESPRIT粗估计和提出的基于最小二乘的细化中，$\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}}$、$\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}$、$\tau_{\mathrm{L}}$、$\tau_{\mathrm{R}}$ 和 ϑ 的均方根误差随接收信噪比的变化评估。

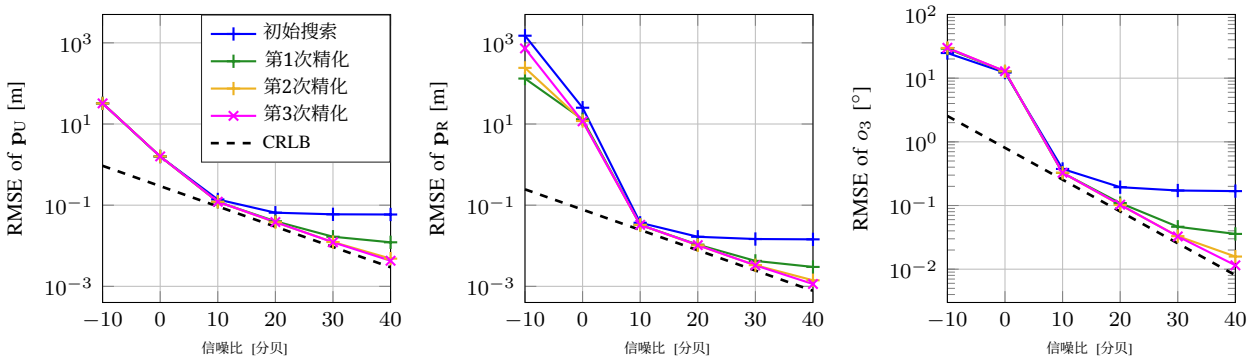


图 5：均方根误差的评估　　不同网格细化次数下，误差$\mathbf{p}_{\mathrm{U}}$、$\mathbf{p}_{\mathrm{R}}$ 和 o_3 随接收信噪比变化的情况　（0，1，2，3）次网格细化。

均与克拉美-罗下界存在较大差距，而所提出的最小二乘细化方法能够在高信噪比区域显著缩小两种方法与克拉美-罗下界之间的距离。[4] 尽管如此，最小二乘细化的结果（尤其是 $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{L}}$、$\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}$ 和 τ_{L}）与理论界之间仍存在不可忽略的差距，这是因为所用的最小二乘准则（60）与噪声的实际统计特性（7）不匹配。通过比较随机设计与所提出的$\{\boldsymbol{\Upsilon},\mathbf{W}\}$的克拉美-罗下界，可以观察到，所提出的设计为信道参数估计提供了更低的下界，尤其是对于 $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}$、$\tau_{\mathrm{R}}$，以及 ϑ。因此可以发现，与SOMP+LS解决方案相比，所提出的方法（即张量ESPRIT+最小二乘细化）在高信噪比区域能够更准确地估计大多数信道参数（$\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}$、$\tau_{\mathrm{R}}$和 ϑ）。

作为参考，本文所用SOMP算法的计算复杂度表示为$\mathcal{O}(DN_1N_2N_{\mathrm{B},\,1}N_{\mathrm{B},\,2}) + \mathcal{O}(DKN_1N_2) + \mathcal{O}(DKG) + \mathcal{O}(DGN_{\mathrm{R},\,1}N_{\mathrm{R},\,2})$。根据（71），所提出的张量ESPRIT方案的计算复杂度为$\mathcal{O}(KGN_1N_2) + \mathcal{O}(K^2) + \mathcal{O}(N_1^2) + \mathcal{O}(N_2^2)$，其与 D 无关（即无需搜索）。SOMP的性能取决于字典大小 D。SOMP要获得令人满意的性能，需要使用规模较大的字典，这会带来很高的计算开销，因此在

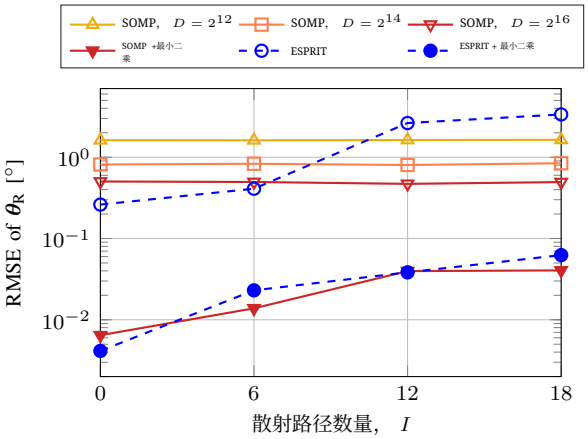
[4]当信噪比 $<$ 0分贝时，最小二乘细化无法提升 SOMP 和张量ESPRIT方法的性能。这可称为无信息区域的阈值，这是最大似然估计器中有充分记录的现象 [55]。图 5 中也能观察到相同的现象。

需要快速响应且计算负担较低的场景中（例如，用作初始化）更适合采用张量ESPRIT。

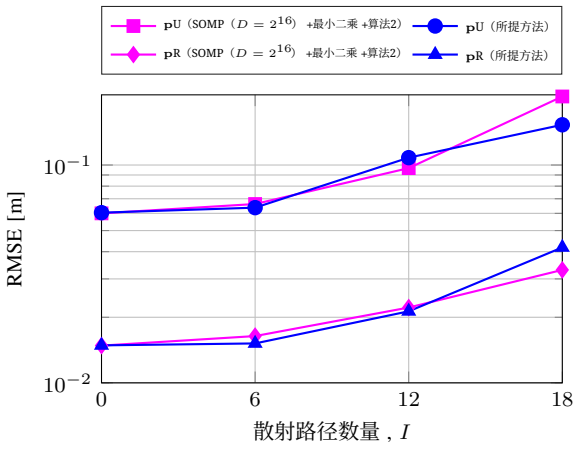
2) 定位性能： 接下来，我们评估算法2在定位参数估计第二阶段中的性能。由于JrCUP的第二阶段是一个专门问题，不存在相应的基准方法，因此仅对比克拉美-罗下界。图5展示了在不同数量（0，1，2，3）的网格搜索细化迭代以及 $\kappa = 0.1$条件下，估计$\mathbf{p}_{\mathrm{U}}$、$\mathbf{p}_{\mathrm{R}}$ 和 o_3 的均方根误差随接收信噪比的变化情况。此时，算法2的输入是第一阶段所提张量ESPRIT+最小二乘细化的结果。可以观察到，在低信噪比区域（低于10分贝），均方根误差与理论界限相距较远。在这些区域中，输入的信道参数估计值包含较大误差，从而导致定位失败。因此，增加网格搜索细化次数并不能改善性能。然而，在高信噪比区域（10分贝或更高），可以看到，随着搜索细化次数增加，均方根误差逐渐降低，这表明定位成功。在执行两次或更多次搜索迭代后，均方根误差将紧密跟随克拉美-罗下界。这些结果证实，在实际信噪比条件下（高于10分贝），所提算法能够实现近似有效的定位性能。性能对细化的依赖性在实际应用中体现了定位精度与计算复杂度之间不可避免的权衡。

3）多径效应的影响：图 6 评估了多径效应的影响。在本次试验中，我们将不同信道中的散射路径（SP）数量设为 $I_{\mathrm{L}} = I_{\mathrm{R},1} = I_{\mathrm{R},2} = I$。对于 UE-基站、UE-可重构智能表面和可重构智能表面-基站信道，我们分别在由 -5 米 $< x <$ 5 米 -5 米 $< y <$ 5 米、0 米 $< z <$ 5 米定义的空间范围内随机生成 I 条散射路径，共生成 $3I$ 条散射路径。所有非视距路径的雷达散射截面系数均固定为 $c_{\mathrm{L},i} = c_{\mathrm{R},1,i} = c_{\mathrm{R},2,i} = 0.5$ 米^2、$i = 1, \ldots, I$ [15]。接收信噪比设为 30 分贝。

图 6-(a) 展示了多径效应对所提方法及基准方法信道估计性能的影响。我们选取参数 $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}$ 作为代表。从图 6-(a) 可以看出，SOMP算法对多径效应的鲁棒性更强，其估计误差随着散射路径数量增加而保持稳定。另一方面，张量ESPRIT的估计误差会随着散射路径数量增加而增大。这可归因于 SOMP 的策略：它在字典中匹配相关性最高的原子，因此匹配结果对较弱多径噪声不那么敏感。然而，由于所提出的张量ESPRIT方法基于张量分解，非视距多径引入的结构化噪声会增加信道张量的秩，进而直接影响分解结果。尽管如此，采用最小二乘细化后，SOMP 和张量ESPRIT 的性能均可得到有效提升，并达到相近水平。图 6-(b) 展示了相应的 $\mathbf{p}_{\mathrm{U}}$ 和 $\mathbf{p}_{\mathrm{R}}$ 的均方根误差。显然，经过所提出的最小二乘细化并运行定位算法后，SOMP 和张量ESPRIT 达到了相近的定位精度。多径效应越严重，两种方法的估计误差就越高。值得注意的是，在稀疏非视距多径环境中



(a) 信道参数的均方根误差评估 $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}$



（b）定位参数的均方根误差评估$\mathbf{p}_{\mathrm{U}}$ 和$\mathbf{p}_{\mathrm{R}}$

图6：多径效应下估计的信道参数和定位参数的均方根误差评估。测试的散射路径数量设为 $I = \{0, 6, 12, 18\}$ $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{R}}$ $D = \{2^{12}, 2^{14}, 2^{16}\}$。+（a）SOMP（）、SOMP最小二乘细化、所提张量ESPRIT以及所提张量ESPRIT+最小二乘细化的均方根误差；（b）SOMP（$D = 2^{16}$）+最小二乘细化+ 算法2和所提方法（即张量ESPRIT+最小二乘细化+算法2）得到的$\mathbf{p}_{\mathrm{U}}$ 和$\mathbf{p}_{\mathrm{R}}$ 的均方根误差。

（例如， $I < 6$），这满足大多数毫米波/太赫兹无线系统的条件 [3], [4], ，最终定位精度仍与无多径情形（即 $I = 0$）非常接近，这表明所提最小二乘细化和定位算法在采用SOMP和张量ESPRIT进行初始化的两种情况下均具有鲁棒性。

4）*RIS互*耦的影响：如 II-A 小节前文所述，使用有源可重构智能表面会放大 RIS 单元之间的互耦影响，使其不容忽视。考虑互耦时，RIS 的反射矩阵（记为 $\boldsymbol{\Gamma}_g$）表示为 [56], [57]

$$\tilde{\boldsymbol{\Gamma}}_g = (\boldsymbol{\Gamma}_g^{-1} - \mathbf{S})^{-1}, \ g = 1, \ldots, G, \tag{87}$$

其中$\mathbf{S}$ 表示RIS单元的散射矩阵。根据微波网络理论 [56], [58],，散射矩阵$\mathbf{S}$ 表示为$\mathbf{S} = (\mathbf{Z} + Z_0\mathbf{I})^{-1}(\mathbf{Z} - Z_0\mathbf{I})$，其中$\mathbf{Z}$表示RIS单元的阻抗矩阵， Z_0 为参考阻抗（通常为 $Z_0 = 50\Omega$）。通常，矩阵$\mathbf{S}$ 和$\mathbf{Z}$ 可通过标准电磁求解器（如CST Microwave Studio [33]）获得。对于

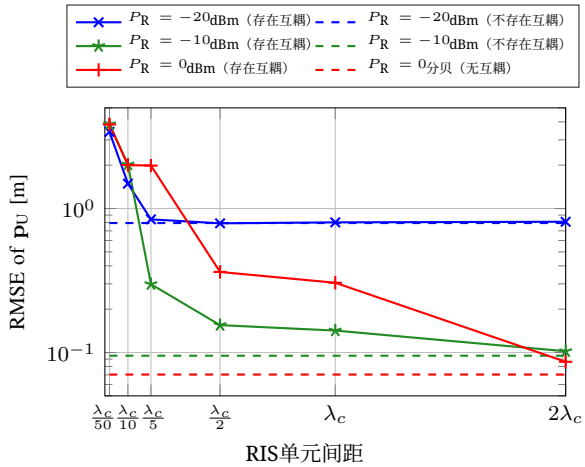


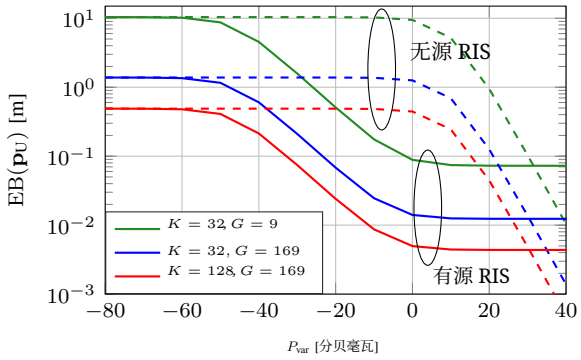
图7：考虑互耦时，不同有源RIS功率 $P_R = \{-20, -10, 0\}$ 分贝下，$\mathbf{p}_U$ 随RIS单元间距变化的均方根误差。

为便于仿真，我们采用 [59]中的解析模型。假设所有RIS天线均为理想导电材料制成的圆柱形细导线，则可使用 [59, 式（2）] 或 [60, 式（3）]显式计算RIS中每对散射单元之间的互阻抗。 [60], [61]中的结果表明，RIS单元集成得越密集，通常产生的影响越大，例如对接收信号功率和信道估计性能的影响。

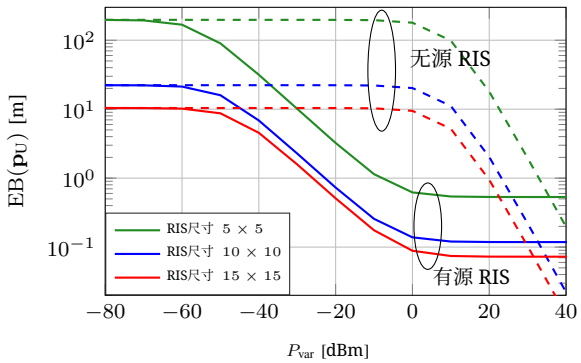
图7展示了不同有源RIS功率 $P_R = \{-20, -10, 0\}$ 分贝下，$\mathbf{p}_U$ 随RIS单元间距变化的均方根误差。考虑互耦的情形采用式（87）中的反射矩阵 $\tilde{\mathbf{\Gamma}}_g$，而不考虑互耦的情形采用 $\mathbf{\Gamma}_g$。为获得最佳性能，我们在粗信道估计阶段同时执行张量ESPRIT和SOMP，并选择式（60）中残差较小的结果来初始化最小二乘细化；随后通过算法2获得定位参数。我们将接收信噪比固定为30分贝，其他参数按照表I设置。可以观察到，RIS单元间距越小，估计均方根误差越大，这与 [60]，[61]中的结果一致。此外，在RIS单元间距固定时，随着 P_R 增大，考虑与不考虑互耦两种情形之间的差距也随之增大，这表明更高的有源RIS功率会加剧互耦的影响。一个值得注意的现象是，在不存在互耦时，有源RIS功率越高，估计误差越低。但考虑互耦后，这一规律不再成立。更高的RIS功率有助于增强信号强度，但也会放大互耦的影响，这意味着提高RIS功率并非总是有益。例如，当RIS单元间距小于 λ_c时，功率为$P_R = -10$分贝的情形比$P_R = 0$分贝的情形具有更高的定位精度。该结果表明，考虑互耦时存在一个最佳有源RIS功率。

C. 有源 *RIS* 与无源 *RIS*

根据信道模型（6），有源 RIS 可提供功率增益，同时也会引入附加噪声。因此，需要评估其综合影响，并与无源情形进行比较。作为定位



(a) 不同 K, G 下的误差界($\mathbf{p}_U$)评估

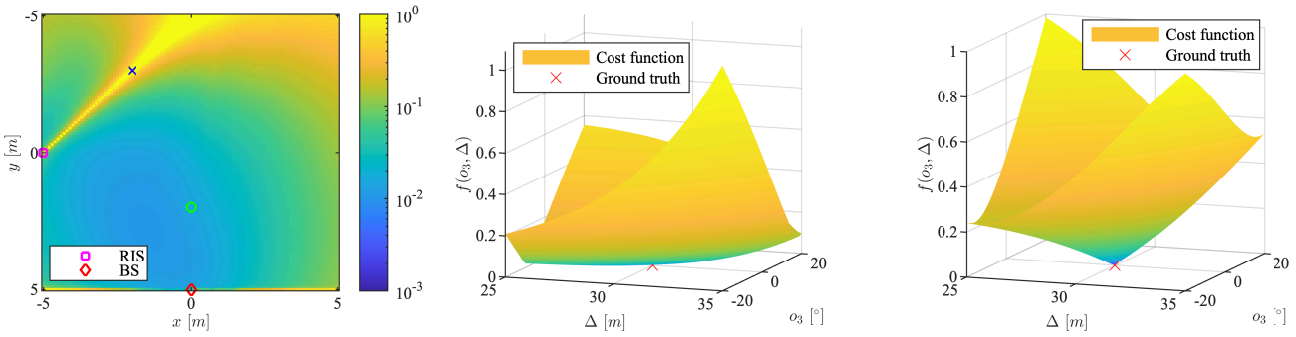


(b) 不同RIS尺寸下误差界($\mathbf{p}_U$)的评估

图8：有源和无源可重构智能表面配置下，误差界($\mathbf{p}_U$)随有源可重构智能表面的供电水平变化的评估。(a) 在其他参数固定为表I中的值时，对 $\{K = 32, G = 9\}$、$\{K = 32, G = 169\}$和 $\{K = 128, G = 169\}$ 这些情况的评估；(b) 在其他参数固定为表I中的值时，对 $N_{R,1} \times N_{R,2} = 5 \times 5$ 10 × ,,,这些情况的评估。
10 15 × 15

性能的衡量指标，我们在无多径、无多载波场景下，评估 EB($\mathbf{p}_U$) 随不同供电功率的变化。在本次试验中，我们将 P_{var} 定义为表示额外的系统功率。对于有源 RIS 情形，我们将发射功率固定为表I中的 P_T，并设置 $P_R = P_{var}$。无源 RIS 情形通过设置 RIS 功率 $P_R = 0$ （因此，根据（85），$p = 1$ ）和 $\sigma_r = 0$进行仿真。为确保公平比较，我们将无源 RIS 情形下的发射功率设为 $P_T + P_{var}$，从而使系统总供电功率与有源情形相同。我们评估 EB($\mathbf{p}_U$) 随 P_{var} 从 -80 分贝到 40分贝变化的情况。

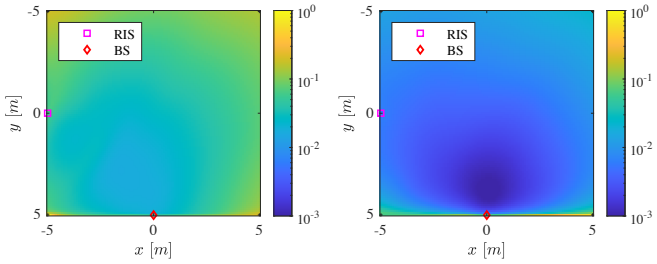
图 8 (a) 展示了不同子载波数量（$K = \{32, 128\}$）和传输次数（$G = \{9, 169\}$）下的结果。显然，随着 RIS 供电功率增加，有源 RIS 的误差界（$\mathbf{p}_U$）逐渐降低，直至在约 $P_{var} = 0$dBm 时趋于饱和。这表明，即使引入了更多噪声，有源 RIS 的功率增益仍能提升定位性能。有源 RIS 的性能饱和可通过分析噪声模式来解释。当 RIS 功率较大时，有源 RIS 引入的噪声 $\mathbf{n}_r$ 占主导地位，超过了$\mathbf{n}_0$。由于 RIS 信道中的噪声功率和信号功率以相同幅度增强，估计性能趋于饱和。相比之下，将额外功率分配给发射机（即无源 RIS 情况），在 $P_{var} > 0$dBm 时仍可持续提升定位性能。然而，



(a) (b) (c)

图9：盲区的可视化。(a) EB($\mathbf{p}_U$) 随 $\mathbf{p}_U$ 的变化，其中基站和可重构智能表面的几何配置固定为表I所示。此外，还展示了盲区（蓝色叉号）和非盲区（绿色圆圈）中的两个示例位置；(b) (a) 中盲区位置的 $f(o_3, \Delta)$；(c) (a) 中非盲区位置的 $f(o_3, \Delta)$。

还需注意，在无源 RIS 情况下，当$P_{\text{var}} < 0$dBm 时，增加 P_{var} 对定位性能的提升甚微。比较结果表明，在实际功率范围内（即 -60dBm 至 $< P_{\text{var}} < 30$ dBm），将额外功率预算分配给 RIS 比分配给发射机能获得更高的定位精度。此外，图 8 (a) 表明，增加子载波数量 K 和传输次数 G 有助于提升有源和无源 RIS 两种情况下的定位性能。此外，较大的 $\{K, G\}$ 可使无源 RIS 从更低的 P_{var} 值起便优于有源 RIS。图 8 (b) 展示了不同 RIS尺寸下的结果，表明增大 RIS尺寸也能提升两种 RIS 的定位性能。



(a) (b)

图10：EB($\mathbf{p}_U$) 随 $\mathbf{p}_U$ 的变化。(a) 已知可重构智能表面的朝向 o_3；(b) 已知时钟偏差 Δ。

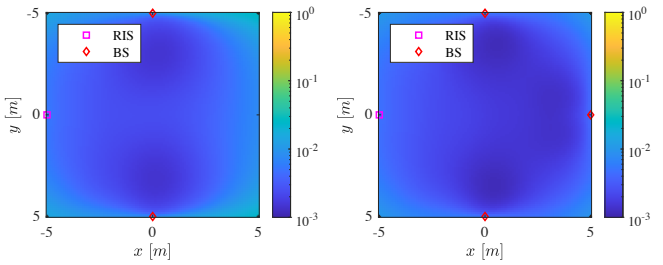
D. 盲区分析

1) 盲区可视化与解释：迄今为止，我们已给出了用户设备和可重构智能表面的位置与朝向固定时的场景结果。在本小节中，我们考察性能的空间变化。为此，我们在保持基站和可重构智能表面的位置与朝向固定的情况下，计算不同用户设备位置处的定位克拉美-罗下界（以 EB($\mathbf{p}_U$) 为代表）。我们假设用户设备位于一个 10m $\times$ 10m 的区域内，高度固定为 1 m；基站和可重构智能表面则按照表I中的默认参数部署。相应结果如图9(a)所示。从图9(a)可以观察到，存在一些克拉美-罗下界极高的区域（黄色区域）。由于这些高克拉美-罗下界区域会导致定位性能较差，甚至因存在模糊性而无法进行定位 [27]，我们将这些区域称为盲区。在图9(a)中，我们分别选取了盲区（蓝色叉号）和非盲区（绿色圆圈）中的两个示例位置，以便进一步研究。

图9 (b) 和 (c) 展示了式 (67) 中的代价函数 $f(o_3, \Delta)$，其使用了图9 (a) 中标出的用户设备所选盲定位和非盲定位位置对应的无噪声观测 $\boldsymbol{\eta}$。o_3 和 Δ 的真实值用红色相交。在这两种情况下，我们可以看到，真实值与一个局部极小点重合，这表明只要在区间内进行适当的初始化搜索，算法2就能收敛到真实值。然而，盲定位的代价函数在真实值附近较为平坦，而非盲定位则呈现出更陡峭的下降结构。这意味着盲定位的不确定性远高于非盲定位，因此在噪声情形下，盲定位产生的估计误差会大于非盲定位，从而导致图9（a）中的克拉美-罗下界极高。为避免在盲区进行定位，我们提出了两种策略，即利用更多先验信息和增加额外基站。

2) 额外先验信息影响的评估：我们首先评估使用额外先验信息对未知定位参数的影响。我们测试两种先验信息，即可重构智能表面的朝向 o_3 和时钟偏差Δ。假设我们预先知道这两个参数的值。然后，我们从式 (81) 的雅可比矩阵 $\mathbf{J}$ 中删除对应的列，并据此计算新的克拉美-罗下界。结果如图10所示。可以看出，掌握 o_3 或 Δ的先验知识能够大幅缩小盲区。此外，与使用 o_3相比，掌握 Δ 的先验知识似乎能更有效地消除盲区效应。这可以解释为，相较于 o_3，Δ 包含了更多关于用户设备与可重构智能表面之间几何关系的信息。例如，一旦知道时钟偏差 Δ，我们就可以通过式 (64)–(66)立即确定用户设备和可重构智能表面的位置；而可重构智能表面的朝向 o_3 除了其自身之外，无法提供更多信息。

3) 评估额外基站的影响：最后，我们评估增加更多基站的影响。图 11 展示了



(a) (b)

图11：EB($\mathbf{p}_{\mathrm{U}}$)与$\mathbf{p}_{\mathrm{U}}$的关系。(a) 在 $[0,-5,3]^{\mathsf{T}}$ 处增加一个基站，朝向为 $[0,0,\pi/2]^{\mathsf{T}}$；(b) 在 $\{[0,-5,3]^{\mathsf{T}},[5,0,3]^{\mathsf{T}}\}$ 处增加两个基站，朝向为 $\{[0,0,\pi/2]^{\mathsf{T}},[0,0,\pi]^{\mathsf{T}}\}$。

不同基站数量下，用户设备位于不同位置时的误差界 $\mathbf{p}_{\mathrm{U}}$。在图 11（a）中，在 $[0,-5,3]^{\mathsf{T}}$ 处新增一个基站，其朝向为 $[0,0,\pi/2]^{\mathsf{T}}$；在图 11（b）中，则在 $[5,0,3]^{\mathsf{T}}$ 处再增加一个基站，其朝向为 $[0,0,\pi]^{\mathsf{T}}$。对于每种情况，我们收集来自多个基站的并行观测$\mathbf{y}_{g,\ k}$ ，这些观测取决于用户设备和可重构智能表面的相同几何参数。随后，我们重新推导并评估克拉美-罗下界。可以观察到，增加基站数量能够显著减少盲区。部署的基站越多，整体定位界越低。

VII. 结论

本文针对有源RIS辅助的上行SIMO系统，建立并求解了RIS联合校准与用户定位问题，其中估计了三维用户位置、三维RIS位置、一维RIS方向和时钟偏差。本文提出了一种两阶段定位方法，包括使用张量ESPRIT进行粗略信道参数估计、通过最小二乘估计精化信道参数，以及一种二维基于搜索的定位算法。本文推导了信道参数和定位参数估计的基本克拉美-罗下界。通过仿真研究，我们将所提算法的估计均方根误差与现有SOMP算法及推导得到的克拉美-罗下界进行比较，验证了所提算法的有效性。此外，我们比较了有源RIS与无源RIS的性能，结果表明，在实际供电区域内，有源RIS的定位精度优于无源RIS。我们还发现，JrCUP问题中存在盲区，这可以通过代价函数的不确定性来解释。针对盲区，我们提出了两种策略：利用额外的先验信息（例如来自额外传感器的信息），或部署更多基站。数值仿真验证了这些策略的有效性。未来对JrCUP问题的研究包括将问题建模扩展至多用户/多RIS场景、研究三维RIS方向估计，以及开发考虑RIS互耦的估计器。

附录A

考虑基于含噪观测模型，从 $\tilde{\mathbf{y}}\in\mathbb{C}^m$ 估计确定性未知量 $\mathbf{x}\in\mathbb{R}^l$

$$\tilde{\mathbf{y}}=\tilde{\mathbf{f}}(\mathbf{x})+\tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{n}}, \tag{88}$$

其中 $\tilde{\mathbf{A}}\in\mathbb{C}^{m\times n}$，$\tilde{\mathbf{n}}\in\mathbb{C}^n$ 和 $\tilde{\mathbf{n}}\sim\mathcal{CN}(0,\sigma^2\mathrm{I}_n)$。设 $\tilde{\mathbf{y}}=\mathbf{y}_{\mathrm{R}}+j\mathbf{y}_{\mathrm{I}}$，$\mathbf{f}(\mathbf{x})=\mathbf{f}_{\mathrm{R}}(\mathbf{x})+j\mathbf{f}_{\mathrm{I}}(\mathbf{x})$，$\mathbf{A}=\mathbf{A}_{\mathrm{R}}+j\mathbf{A}_{\mathrm{I}}$ 和$\tilde{\mathbf{n}}=\mathbf{n}_{\mathrm{R}}+j\mathbf{n}_{\mathrm{I}}$。通过分离观测值 $\tilde{\mathbf{y}}$ 的实部和虚部，可以将模型（88）重写为

$$\begin{bmatrix}\mathbf{y}_{\mathrm{R}}\\ \mathbf{y}_{\mathrm{I}}\end{bmatrix}=\underbrace{\begin{bmatrix}\mathbf{f}_{\mathrm{R}}(\mathbf{x})\\ \mathbf{f}_{\mathrm{I}}(\mathbf{x})\end{bmatrix}}_{\mathbf{f}(\mathbf{x})}+\underbrace{\begin{bmatrix}\mathbf{A}_{\mathrm{R}}\mathbf{n}_{\mathrm{R}}-\mathbf{A}_{\mathrm{I}}\mathbf{n}_{\mathrm{I}}\\ \mathbf{A}_{\mathrm{R}}\mathbf{n}_{\mathrm{I}}+\mathbf{A}_{\mathrm{I}}\mathbf{n}_{\mathrm{R}}\end{bmatrix}}_{\mathbf{n}}. \tag{89}$$

Since

$$\mathbf{A}_{\mathrm{R}}\mathbf{n}_{\mathrm{R}}-\mathbf{A}_{\mathrm{I}}\mathbf{n}_{\mathrm{I}}\sim\mathcal{N}\Big(\mathbf{0},\frac{\sigma^2}{2}(\mathbf{A}_{\mathrm{R}}\mathbf{A}_{\mathrm{R}}^{\mathsf{T}}+\mathbf{A}_{\mathrm{I}}\mathbf{A}_{\mathrm{I}}^{\mathsf{T}})\Big), \tag{90}$$

$$\mathbf{A}_{\mathrm{R}}\mathbf{n}_{\mathrm{I}}+\mathbf{A}_{\mathrm{I}}\mathbf{n}_{\mathrm{R}}\sim\mathcal{N}\Big(\mathbf{0},\frac{\sigma^2}{2}\underbrace{(\mathbf{A}_{\mathrm{R}}\mathbf{A}_{\mathrm{R}}^{\mathsf{T}}+\mathbf{A}_{\mathrm{I}}\mathbf{A}_{\mathrm{I}}^{\mathsf{T}})}_{=\Re(\tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{A}}^{\mathsf{H}})}\Big), \tag{91}$$

and

$$\begin{aligned}&\mathbb{E}\left[(\mathbf{A}_{\mathrm{R}}\mathbf{n}_{\mathrm{R}}-\mathbf{A}_{\mathrm{I}}\mathbf{n}_{\mathrm{I}})(\mathbf{A}_{\mathrm{R}}\mathbf{n}_{\mathrm{I}}+\mathbf{A}_{\mathrm{I}}\mathbf{n}_{\mathrm{R}})^{\mathsf{T}}\right]\\ =&\frac{\sigma^2}{2}(\mathbf{A}_{\mathrm{R}}\mathbf{A}_{\mathrm{I}}^{\mathsf{T}}-\mathbf{A}_{\mathrm{I}}\mathbf{A}_{\mathrm{R}}^{\mathsf{T}})=\frac{\sigma^2}{2}\Im(\tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{A}}^{\mathsf{H}})^{\mathsf{T}},\end{aligned} \tag{92}$$

我们有

$$\mathbf{n}\sim\mathcal{N}\left(\mathbf{0},\underbrace{\frac{\sigma^2}{2}\begin{bmatrix}\Re\left(\mathbf{A}\mathbf{A}^{\mathsf{H}}\right) & \Im\left(\mathbf{A}\mathbf{A}^{\mathsf{H}}\right)^{\mathsf{T}}\\ \Im\left(\mathbf{A}\mathbf{A}^{\mathsf{H}}\right) & \Re\left(\mathbf{A}\mathbf{A}^{\mathsf{H}}\right)\end{bmatrix}}_{\mathbf{C}_n}\right). \tag{93}$$

那么，$\mathbf{x}$ 的费舍尔信息矩阵可推导为 [49, B.3.3]

$$\mathbf{J}(\mathbf{x})=\begin{bmatrix}\Re(\frac{\partial\tilde{\mathbf{f}}(\mathbf{x})}{\partial\mathbf{x}})\\ \Im(\frac{\partial\tilde{\mathbf{f}}(\mathbf{x})}{\partial\mathbf{x}})\end{bmatrix}^{\mathsf{T}}\mathbf{C}_n^{-1}\begin{bmatrix}\Re(\frac{\partial\tilde{\mathbf{f}}(\mathbf{x})}{\partial\mathbf{x}})\\ \Im(\frac{\partial\tilde{\mathbf{f}}(\mathbf{x})}{\partial\mathbf{x}})\end{bmatrix}. \tag{94}$$

令 $\mathbf{A}_0=\mathbf{W}^{\mathsf{H}}$、$\mathbf{A}_r^{g\ k}=\mathbf{W}^{\mathsf{H}}\mathbf{H}_{\mathrm{R},2}^{k}\mathbf{\Gamma}_g$，并对所有传输次数 $g=1,\ldots,G$ 和子载波 $k=1,\ldots,K$ 的 FIM 求和，即可得到命题 2。

参考文献

[1] Y. Liu, X. Liu, X. Mu, T. Hou, J. Xu, M. Di Renzo, and N. Al-Dhahir, “可重构智能表面：原理与机遇”，*IEEE Communications Surveys & Tutorials*，第 23 卷，1577，2021 3，1546，第 – 页。[2] C. Pan, G. Zhou, K. Zhi, S. Hong, T. Wu, Y. Pan, H. Ren, M. D. Renzo, A. Lee Swindlehurst, R. Zhang, and A. Y. Zhang, “RIS/IRS 辅助无线系统的信号处理技术概述”，*IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*，第 16 卷，第 5 期，第 883–917 页，2022年。[3] J. He, F. Jiang, K. Keykhosravi, J. Kokkoniemi, H. Wymeersch, and M. Juntti, “超越 5G 的 RIS 毫米波系统：通信与定位的交汇点”，*IEEE Access*，第 10 卷，第 68 075–68 084 页，2022年。[4] H. Sarieddeen, M.-S. Alouini, and T. Y. Al-Naffouri, “太赫兹通信信号处理技术概述”，*IEEE*会刊，第 109 卷，第 10 期，第 1628–1665 页，2021年。[5] H. Chen, H. Sarieddeen, T. Ballal, H. Wymeersch, M.-S. Alouini, and T. Y. Al-Naffouri, “面向 6G 通信系统的太赫兹频段定位教程”，*IEEE Communications Surveys & Tutorials*，第 24 卷，第 3 期，第 1780–1815 页，2022年。[6] Z. Zhang, L. Dai, X. Chen, C. Liu, F. Yang, R. Schober, and H. Vin- cent Poor, “有源 RIS 与无源 RIS：谁将在 6G 中胜出？”*IEEE Transactions on Communications*，第 71 卷，1725，2023 3，1707，第 – 页。[7] R. Schroeder, J. He, G. Brante, and M. Juntti, “混合 RIS 辅助 MIMO 系统的两阶段信道估计”，*IEEE Transactions on Communications*，第 70 卷，第 7 期，第 4793–4806 页，2022年。[8] X. Mu, Y. Liu, L. Guo, J. Lin, and R. Schober, “同时透射和反射（STAR）RIS 辅助无线通信”，*IEEE Transactions on Wireless Communications*，第 21 卷，第 5 期，第 3083–3098 页，2022年。

[9] J. A. del Peral-Rosado, R. Raulefs, J. A. L´opez-Salcedo, and G. Seco- Granados, “蜂窝移动无线电定位方法综述：从 1G 到 5G”，IEEE Communications Surveys & Tutorials，第 20 卷，第 2 期，第 1124–1148 页，2018。[10] P. Zheng, X. Liu, T. Ballal, and T. Y. Al-Naffouri, “GNSS信号缺失环境中的 5G辅助RTK定位”，载于 IEEE欧洲信号处理会议（EUSIPCO），2023年。[11] X. Fang, X. Li, and L. Xie, “基于混合局部相对测量的三维分布式定位”，IEEE信号处理汇刊，第 68 卷，第 5869–5881 页，2020年。[12] E. Bj¨ornson, H. Wymeersch, B. Matthiesen, P. Popovski, L. Sanguinetti, and E. de Carvalho, “可重构智能表面：无线应用中的信号处理视角”，IEEE信号处理杂志，第 39 卷，第 2 期，第 135–158 页，2022年。[13] H. Chen, H. Kim, M. Ammous, G. Seco-Granados, G. C. Alexandropou- los, S. Valaee, and H. Wymeersch, “智慧城市中的可重构智能表面与侧行链路通信：实现无缝定位与感知的关键”，已被 IEEE通信杂志接收，2023年。[14] H. Kim, H. Chen, M. F. Keskin, Y. Ge, K. Keykhosravi, G. C. Alexandropoulos, S. Kim, and H. Wymeersch, “可重构智能表面支持的免接入点无线电同步定位与建图”，预印本 arXiv:2212.07141，2022年。[15] H. Chen, P. Zheng, M. F. Keskin, T. Al-Naffouri, and H. Wymeersch, “多可重构智能表面支持的三维侧行链路定位”，预印本 arXiv:2302.12459，2023年。[16] K. Keykhosravi, M. F. Keskin, G. Seco-Granados, P. Popovski, and H. Wymeersch, “用户移动性和空间宽带效应下的 RIS 支持的单输入单输出定位”，IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing，第 16 卷，第 5 期，第 1125–1140 页，2022年。[17] J. He, A. Fakhreddine, and G. C. Alexandropoulos, “基于同时透射与反射可重构智能表面辅助毫米波系统的室内外三维定位”，载于 IEEE 车辆技术会议（ VTC ），2022 年。[18] H. Zhang, H. Zhang, B. Di, K. Bian, Z. Han, and L. Song, “超表面定位：可重构智能表面辅助的多用户无线室内定位”，IEEE无线通信汇刊，第 20 卷，第 12 期，第 7743–7757 页，2021年。[19] A. Elzanaty, A. Guerra, F. Guidi, and M.-S. Alouini, “用于定位的可重构智能表面：位置与姿态误差界”，IEEE信号处理汇刊，第 69 卷，第 5386–5402 页，2021年。[20] A. Fascista, M. F. Keskin, A. Coluccia, H. Wymeersch, and G. Seco- Granados, “单天线接收机的 RIS 辅助联合定位与同步：波束成形设计与低复杂度估计”，IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing，第 16 卷，第 5 期，第 1141–1156 页，2022年。[21] P. Gao, L. Lian, and J. Yu, “RIS辅助毫米波系统中的无线区域定位：有源与无源波束成形联合设计”，IEEE信号处理快报，第 29 卷，第 1372–1376 页，2022年。[22] M. F. Keskin, F. Jiang, F. Munier, G. Seco-Granados, and H. Wymeersch, “不完美同步下毫米波定位的最优空间信号设计”，IEEE车辆技术汇刊，第 71 卷，第 5 期，第 5558–5563 页，2022年。[23] P. Zheng, H. Chen, T. Ballal, H. Wymeersch, and T. Y. Al-Naffouri, “几何失配情况下 RIS 辅助定位的模型失配克拉美–罗界”，载于 IEEE 声学、语音与信号处理国际会议（ ICASSP ），2023 年。[24] D.-R. Emenonye, H. S. Dhillon, and R. M. Buehrer, “近场与远场中存在位置与姿态偏移时的 RIS 辅助定位”，预印本 arXiv:2210.03599，2022年。[25] M. Samir, M. Elhattab, C. Assi, S. Sharafeddine, and A. Ghrayeb, “通过空中可重构智能表面优化信息年龄：一种深度强化学习方法”，IEEE车辆技术汇刊，第 70 卷，第 4 期，第 3978–3983 页，2021年。[26] L. Ge, H. Zhang, J.-B. Wang, and G. Y. Li, “由多无人机搭载的智能反射面实现的可重构无线中继”，IEEE车辆技术汇刊，第 72 卷，4947，2023 4，4932，第 – 页。[27] Y. Lu, H. Chen, J. Talvitie, H. Wymeersch, and M. Valkama, “RIS 校准与多用户定位联合设计”，载于 IEEE车辆技术会议（VTC），2022 年。[28] R. Ghazalian, H. Chen, G. C. Alexandropoulos, G. Seco-Granados, H. Wymeersch, and R. J¨antti, “混合可重构智能表面的用户定位与位置校准联合设计”，预印本 arXiv:2210.10150，2022年。[29] G. Mylonopoulos, C. D’Andrea, and S. Buzzi, “毫米波多输入多输出系统中用于用户定位的有源可重构智能表面”，载于 IEEE无线通信信号处理进展国际研讨会（SPAWC）

[30] G. Mylonopoulos、L. Venturino、S. Buzzi 和 C. D’Andrea，《有源RIS赋能的毫米波无线网络中的最大似然用户定位》，载于第17届欧洲天线与传播会议，2023年。[31] S. Abeywickrama、R. Zhang、Q. Wu 和 C. Yuen，《智能反射面：实用相移模型与波束成形优化》，IEEE Transactions on Communications，第68卷，2020年9月，第5849–5863页。[32] R. Long、Y.-C. Liang、Y. Pei 和 E. G. Larsson，《有源可重构智能表面辅助无线通信》，IEEE无线通信汇刊，第20卷，第8期，第4962–4975页，2021年。[33] J. Rao、Y. Zhang、S. Tang、Z. Li、C.-Y. Chiu 和 R. Murch，《一种采用相位可重构反射放大器的有源可重构智能表面》，IEEE微波理论与技术汇刊，第71卷，第7期，第3189–3202页，2023年。[34] Z. Peng、X. Liu、C. Pan、L. Li 和 J. Wang，《空间相关信道中相位噪声影响下由有源可重构智能表面辅助的多对D2D通信》，IEEE无线通信快报，第11卷，第10期，第2090–2094页，2022年。[35] S. Saab、A. Mezghani 和 R. W. Heath，《存在互耦时频率选择性多端口天线阵列的互信息优化》，IEEE Transactions on Communications，第70卷，第3期，第2072–2084页，2022年。[36] M. Di Renzo、F. H. Danufane 和 S. Tretyakov，《可重构智能表面的通信模型：从表面电磁学到无线网络优化》，IEEE会刊，第110卷，第9期，第1164–1209页，2022年。[37] Y. Mitikiri 和 K. Mohseni，《利用加速度计进行气动稳定无人机重力感知的加速度补偿》，载于IEEE决策与控制会议，2019年，第1177–1182页。[38] A. Cichocki、D. Mandic、L. De Lathauwer、G. Zhou、Q. Zhao、C. Caiafa 和 H. A. PHAN，《信号处理应用中的张量分解：从双向到多向成分分析》，IEEE信号处理杂志，第32卷，第2期，第145–163页，2015年。[39] N. D. Sidiropoulos、L. De Lathauwer、X. Fu、K. Huang、E. E. Papalexakis 和 C. Faloutsos，《用于信号处理和机器学习的张量分解》，IEEE信号处理汇刊，第65卷，第13期，第3551–3582页，2017年。[40] M. Haardt、F. Roemer 和 G. Del Galdo，《基于高阶奇异值分解的子空间估计，以提高多维谐波恢复问题中的参数估计精度》，IEEE信号处理汇刊，第56卷，第7期，第3198–3213页，2008年。[41] R. Roy 和 T. Kailath，《ESPRIT——通过旋转不变技术估计信号参数》，IEEE声学、语音与信号处理汇刊，第37卷，第7期，第984–995页，1989年。[42] J. Zhang、D. Rakhimov 和 M. Haardt，《基于DFT波束空间中张量ESPRIT算法的混合毫米波MIMO系统无网格信道估计》，IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing，第15卷，第3期，第816–831页，2021年。[43] S. Jiang、N. Fu、Z. Wei、X. Li、L. Qiao 和 X. Peng，《采用波束成形MWC采样系统的联合频谱、载波与到达方向估计》，IEEE仪器与测量汇刊，第71卷，第1–15页，2022年。[44] N. Fu、Z. Wei、L. Qiao 和 Z. Yan，《采用多通道亚奈奎斯特采样对多个正弦信号进行短时观测测量》，IEEE仪器与测量汇刊，第69卷，第9期，第6853–6869页，2020年。[45] T. G. Kolda 和 B. W. Bader，《张量分解及其应用》，SIAM评论，第51卷，第3期，第455–500页，2009年。[46] F. Wen、H. C. So 和 H. Wymeersch，《用于多维谐波恢复的基于张量分解的波束空间ESPRIT算法》，载于IEEE声学、语音与信号处理国际会议（ICASSP），2020年，第4572–4576页。[47] F. Jiang、F. Wen、Y. Ge、M. Zhu、H. Wymeersch 和 F. Tufvesson，《用于联合定位与通信的波束空间多维ESPRIT方法》，预印本 arXiv:2111.07450，2021年。[48] F. Wen、N. Garcia、J. Kulmer、K. Witrisal 和 H. Wymeersch，《用于毫米波MIMO信道估计的基于张量分解的波束空间ESPRIT》，载于IEEE全球通信大会（GLOBECOM），2018年。[49] P. Stoica、R. L. Moses 等，《信号谱分析》。培生普伦蒂斯·霍尔，新泽西州上萨德尔河，2005年，第452卷。[50] S. M. Kay，《统计信号处理基础：估计理论》。普伦蒂斯·霍尔公司，1993年。[51] S. Tarboush、A. Ali 和 T. Y. Al-Naffouri，《超大规模MIMO宽带太赫兹系统近场信道的压缩估计

，2022年。

，”

发表于*IEEE*声学、语音与信号处理国际会议（*ICASSP*），2023年。[52] ——，《超大规模MIMO太赫兹系统的跨场信道估计》，预印本*arXiv:2305.13757*，2023年。[53] E. J. Candes 和 T. Tao，《从随机投影中实现近最优信号恢复：通用编码策略？》*IEEE Transactions on Information Theory*，第52卷，第12期，第5406–5425页，2006年。[54] N. Boumal、B. Mishra、P.-A. Absil 和 R. Sepulchre，《Manopt：用于流形优化的Matlab工具箱》，机器学习研究期刊，第15卷，第42期，第1455–1459页，2014年。 [在线]。网址：https://www.manopt.org [55] F. Athley，《最大似然到达方向估计器的阈值区域性能》，*IEEE*信号处理汇刊，第53卷，第4期，第1359–1373页，2005年。[56] S. Shen、B. Clerckx 和 R. Murch，《利用散射参数网络分析对可重构智能表面进行建模与架构设计》，*IEEE*无线通信汇刊，第21卷，第2期，第1229–1243页，2022年。[57] D. Wijekoon、A. Mezghani 和 E. Hossain，《多重反射效应下RIS辅助MIMO系统的波束成形优化》，载于*IEEE*声学、语音与信号处理国际会议（*ICASSP*），2023年。[58] D. M. Pozar，微波工程。John wiley & sons，2011年。[59] M. Di Renzo、V. Galdi 和 G. Castaldi，《可重构超表面互耦的建模》，载于第*17*届欧洲天线与传播会议，2023年。[60] P. Zheng、X. Ma 和 T. Y. Al-Naffouri，《互耦对RIS辅助信道估计的影响》，预印本*arXiv:2309 04990*，2023年。。[61] X. Qian 和 M. D. Renzo，《可重构智能表面的互耦与单元感知优化》，*IEEE*无线通信快报，第10卷，第6期，第1183–1187页，2021年。