可重构智能表面辅助通信中用于信道估计的新型信道子空间表征

Mehdi Haghshenas[1], ParisaRamezani[2], Maurizio Magarini[1], Emil Björnson[2]/米兰理工大学电子、信息与生物工程系，意大利米兰 20133[2]瑞典皇家理工学院计算机科学系，瑞典斯德哥尔摩 SE-100 44
电子邮箱：{mehdi.haghshenas, maurizio.magarini}@polimi.it,{parram,emilbjo}@kth.se

arXiv:2304.02087v1 [eess.SP] 4 Apr 2023

摘要——可重构智能表面（RIS）是一种全息多输入多输出表面，由大量无源单元构成，能够对入射波施加可调相移。通过在发射机与接收机之间创建虚拟视距（LOS）路径，RIS 可为通常遭受严重信号衰减的毫米波（mmWave）通信系统带来变革。然而，要发挥 RIS 的优势，依赖于准确的信道估计；由于 RIS 单元数量庞大，这是一项具有挑战性的任务。具体而言，传统信道估计器所需的导频开销等于 RIS 单元的数量，这在实际中并不可行。本文提出一种新方法，在低维子空间中近似表示 RIS 信道，并推导出所识别子空间的基向量。我们利用这种信道结构，仅在该子空间中发送导频，从而大幅降低导频开销。数值结果表明，当 RIS 的单元间距为四分之一波长时，我们的方法可将导频开销降低 80%，同时保持甚至提升性能。

索引词——全息多输入多输出、可重构智能表面、信道估计、信道子空间表征。

I. 引言

全息多输入多输出（HMIMO）表面是由亚波长单元构成的软件控制型超表面，能够协同控制表面的电磁（EM）响应并调制电磁波的特性 [1]。得益于微机电系统的最新进展，HMIMO 表面的单元可以动态且实时地重新配置，从而适应无线网络的即时变化。在这类表面中，无源 HMIMO 表面也称为可重构智能表面（RIS），凭借低成本、低复杂度的设计，近年来受到学术界和工业界的广泛关注。RIS 能够调整多径信号的相位，使其朝目标方向反射，因此已被广泛研究用于解决无线网络中的阻塞问题 [2]。

毫米波（mmWave）系统是一个典型例子：通信会受到遮挡影响，导致信噪比（SNR）较低、连接不可靠[3]。因此，可重构智能表面（RIS）能够通过提-

本研究得到瑞典战略研究基金会的 FFL18-0277 项目资助。

供发射机与接收机之间强有力的虚拟视距（LoS）路径，在提升毫米波通信系统性能方面发挥重要作用。

为实现所承诺的功能，必须准确获取经由可重构智能表面从发射机到接收机的级联信道的信道状态信息（CSI）。由于级联信道的路径损耗在每个单元上都很高，可重构智能表面必须通过配置海量单元并利用二次波束成形增益来进行补偿 [2]。因此，主要挑战在于如何高效估计大量信道系数。压缩感知和最小二乘（LS）是可重构智能表面辅助系统中用于信道估计的两种广泛采用的信号处理技术 [4]。具体而言，已有多项研究利用毫米波频段信道的空间结构和稀疏性来降低导频开销[5]–[7]。这些方法将信道估计转化为稀疏信号恢复问题，并采用压缩感知方法加以求解。对于实际的大规模可重构智能表面，这些方法的计算复杂度很高，并且要求路径之间具有较强的角度可分性，而这一假设在实践中可能并不成立。此外，压缩感知方法要求较高的信噪比，而在毫米波频段以及级联信道路径损耗较高的情况下，可能无法获得这样的信噪比。传统的最小二乘估计器同样不切实际，因为其导频开销高得难以接受，需要为每个可重构智能表面单元配置一个导频 [8]。近期， [9] 研究了另一种信道估计方法，该方法利用可重构智能表面辅助通信中现有的空间信道相关性来降低导频开销。具体而言，作者计算基站-RIS-用户级联信道的相关矩阵，并确定一个低维子空间，使所有级联信道近似位于其中。

本文利用基站（BS）和可重构智能表面（RIS）的位置固定这一事实，提出一种新方法，相较于 [9] ，该方法无需预先掌握信道的空间相关矩阵，也能进一步缩短导频长度。我们考虑一种 RIS 辅助的毫米波通信系统，其中基站（BS）与用户之间的直达路径被阻挡。由于基站和 RIS 的位置固定，相应的信道分量可预先获知。我们证明，对于含有 M 个单元的 RIS，RIS 相关信道近似位于一个维数为 η、且具有 $\eta \ll M$的子空间中。我们首先推导出该子空间的一个正交基，然后开发一种信道估计

框架，在该框架中，仅在派生子空间内发送导频，同时仍可估计完整的级联信道，并高效地配置 RIS 以实现信噪比最大化。数值结果表明，尽管我们的方法具有更低的导频开销和复杂度，但根据发射功率的不同，其性能要么优于最小二乘（LS），要么与之相当。

II. 系统模型

我们考虑一个单小区场景，其中基站通过可重构智能表面提供的虚拟视距路径为单天线用户提供服务。因此，可重构智能表面被部署为分别面向基站和所有潜在用户位置具有视距路径。基站配备了一个具有 N根天线的均匀线性阵列（ULA），而可重构智能表面配置为一个总计具有 M 根天线的均匀平面阵列（UPA）。反射单元沿 yz 轴排列，在 y 轴和 z 轴上分别具有 M_{H} 和 M_{V} 个单元，使得 $M = M_{\mathrm{H}}M_{\mathrm{V}}$。由于用户随机分布在覆盖区域内，其信道对于基站而言是未知的。因此，当用户希望连接到基站时，应在进行数据传输之前由基站执行信道估计。在信道估计阶段，用户设备在时刻 t发送导频信号 $x_t \in \mathbb{C}$ 。假设用户设备与基站之间不存在直达路径，则基站处的接收信号$\mathbf{y}_t \in \mathbb{C}^N$ 可建模为 [10]

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{H}\mathrm{diag}(\boldsymbol{\phi}_t)\mathbf{h}x_t + \mathbf{n}_t = \mathbf{V}\boldsymbol{\phi}_t x_t + \mathbf{n}_t, \tag{1}$$

其中，$\mathbf{n}_t \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\mathbf{0}, \sigma^2\mathbf{I}_N)$为加性独立复高斯噪声，对角矩阵 $\mathrm{diag}(\boldsymbol{\phi}_t)$包含在时刻 t使用的 RIS相移配置 $\boldsymbol{\phi}_t = [e^{j\phi_{1,t}}, \ldots, e^{j\phi_{M,t}}]^T$。此外，$\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N\times M}$ 表示基站与可重构智能表面之间的信道，而 $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^M$ 表示可重构智能表面与用户设备之间的信道。我们将级联的基站-可重构智能表面-用户设备信道定义为 $\mathbf{V} = \mathbf{H}\mathrm{diag}(\mathbf{h}) \in \mathbb{C}^{N\times M}$。考虑毫米波频段，因此信道采用几何 Saleh-Valenzuela 信道模型 [11], [12]建模：

$$\mathbf{H} = \sum_{\ell=1}^{L} \beta^\ell \mathbf{a}_{\mathrm{BS}}(\varphi_{\mathrm{BS}}^\ell)\mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}(\varphi_{\mathrm{AOD}}^\ell, \theta_{\mathrm{AOD}}^\ell)^H \tag{2}$$

$$\mathbf{h} = \sum_{\ell=1}^{L'} \zeta^\ell \mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}(\varphi_{\mathrm{AOA}}^\ell, \theta_{\mathrm{AOA}}^\ell), \tag{3}$$

其中，上标 ℓ 对应多径场景中的第 ℓ 条路径， L 和 L' 分别表示路径数， β 和ζ 为复信道增益系数，$\mathbf{a}_{\mathrm{BS}}$ 为基站的阵列响应向量，定义为

$$\mathbf{a}_{\mathrm{BS}}(\varphi_{\mathrm{BS}}) = [1, e^{j2\pi d_{\mathrm{BS}}\sin(\varphi_{\mathrm{BS}})}, \ldots, e^{j2\pi(N-1)d_{\mathrm{BS}}\sin(\varphi_{\mathrm{BS}})}]^H, \tag{4}$$

其中， φ_{BS} 是从基站观察到的可重构智能表面的方位到达角（AOA）， d_{BS} 是以载波波长归一化的天线间距，$\mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}(\varphi, \theta)$是可重构智能表面的阵列响应，定义为

$$\mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}(\varphi,\theta) = \Big[1, \ldots, e^{j2\pi[i(m)d_{\mathrm{H}}\cos(\theta)\sin(\varphi)+j(m)d_{\mathrm{V}}\sin(\theta)]}, \ldots, e^{j2\pi[(M_{\mathrm{H}}-1)d_{\mathrm{H}}\cos(\theta)\sin(\varphi)+(M_{\mathrm{V}}-1)d_{\mathrm{V}}\sin(\theta)]}\Big]^H, \tag{5}$$

其中，从可重构智能表面观察到的方位角 φ 和俯仰角 θ 可以分别是式（2）中朝向基站的出发角（AOD），以及式（3）中来自用户的到达角（AOA）。此外， $i(m) = \mathrm{mod}(m-1, M_{\mathrm{H}})$和 $j(m) = \lfloor \frac{m-1}{M_{\mathrm{H}}} \rfloor$ 分别是第 m个可重构智能表面单元的水平和垂直索引，mod是取模运算符。类似地，d_{H} 和 d_{V} 分别是以载波波长归一化的水平和垂直单元间距。

我们考虑传输 P 个导频符号，其中 P将在后文说明。假设信道在估计阶段保持不变，$\boldsymbol{\Phi} = [\boldsymbol{\phi}_1, \ldots, \boldsymbol{\phi}_P] \in \mathbb{C}^{M\times P}$收集了$P$个 RIS 配置。因此，接收导频符号集合 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \ldots, \mathbf{y}_P] \in \mathbb{C}^{N\times P}$可写为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{V}\boldsymbol{\Phi}\mathbf{X} + \mathbf{N}, \tag{6}$$

其中，$\mathbf{X} = \mathrm{diag}(x_1, \ldots, x_P)$，$\mathbf{N} = [\mathbf{n}_1, \ldots, \mathbf{n}_P] \in \mathbb{C}^{N\times P}$ 分别表示汇总的发送导频符号和噪声矩阵。

III. 可重构智能表面张成的信道子空间

相邻可重构智能表面单元的信道系数相似，其取值由簇的数量及其在传播环境中的角度分布决定。即使在各向同性散射环境中，两个可重构智能表面单元之间的空间相关性也是其间距除以 $\lambda/2$ [13] 后所得值的 sinc函数。因此，对于具有平面结构且单元间距小于 $\lambda/2$ 的典型可重构智能表面，即使在各向同性散射条件下也会存在显著的空间相关性。在毫米波频段，空间相关性甚至更强，因为该频段具有高度非各向同性的特性，存在一条占主导地位的视距路径和少数其他路径。空间相关性的一个重要影响是，式（3）中任何具有 M 维的可重构智能表面信道 $\mathbf{h}$ 都属于一个维度显著低于 M [13] 的子空间。本节将展示如何为均匀平面阵列生成该子空间的基向量。

式 (3) 中的信道是阵列响应向量的线性组合，我们将找出一组可用于表示任意此类信道的正交阵列响应向量。实现这一点有多种方法，但我们假设 $\mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}(\pi/2,0)$ 是其中一个向量，并找出其余向量。根据式 (5) 中 UPA 的阵列响应表达式，我们可以将由角度对 (φ_1, θ_1) 和 (φ_2, θ_2) 得到的两个阵列响应向量的内积写为 [14, Ch. 7]

$$\begin{aligned}\left|\mathbf{a}(\varphi_2,\theta_2)^H\mathbf{a}(\varphi_1,\theta_1)\right| &= \left|\sum_{m=1}^{M} e^{j2\pi(d_{\mathrm{V}}j(m)\Omega + d_{\mathrm{H}}i(m)\Psi)}\right| \\ &= \underbrace{\left|\sum_{k=0}^{M_{\mathrm{V}}-1} e^{j2\pi d_{\mathrm{V}}k\Omega}\right|}_{S(\Omega)} \underbrace{\left|\sum_{l=0}^{M_{\mathrm{H}}-1} e^{j2\pi d_{\mathrm{H}}l\Psi}\right|}_{T(\Psi)},\end{aligned} \tag{7}$$

其中

$$\Omega = \sin(\theta_2) - \sin(\theta_1), \tag{8}$$

$$\Psi = \cos(\theta_2)\sin(\varphi_2) - \cos(\theta_1)\sin(\varphi_1). \tag{9}$$

使用标准技术 [14, 第 7], 章，我们可以将其表示为 T $S(\Omega)$ (Ψ):

$$S(\Omega) = \left| \frac{\sin(\pi M_{\mathrm{V}} d_{\mathrm{V}} \Omega)}{M_{\mathrm{V}} \sin(\pi d_{\mathrm{V}} \Omega)} \right|, \tag{10}$$

$$T(\Psi) = \left| \frac{\sin(\pi M_{\mathrm{H}} d_{\mathrm{H}} \Psi)}{M_{\mathrm{H}} \sin(\pi d_{\mathrm{H}} \Psi)} \right|. \tag{11}$$

我们希望找出一组角度对，使其对应的阵列响应彼此正交。当 $S(\Omega)$ 或 $T(\Psi)$ 为零时，式 (7) 中的内积为零。由式 (10) 可知，对于 $k = \pm 1, \ldots, \pm(M_{\mathrm{V}} - 1)$，$S(\frac{k}{M_{\mathrm{V}} d_{\mathrm{V}}}) = 0$，且 $S(\Omega)$ 的周期为 $\frac{1}{d_{\mathrm{V}}}$。由于我们假设 $(\pi/2, 0)$ 是一个角度对，因此将 $\theta_1 = 0$ 作为起始点，并通过求解 $S(\Omega) = 0$ 来确定其他仰角。由于该函数具有周期性，对于 $k = \pm 1, \ldots, \pm \left\lfloor \frac{M_{\mathrm{V}}}{2} \right\rfloor$，若

$$\Omega = \sin(\theta_2) = \frac{k}{M_{\mathrm{V}} d_{\mathrm{V}}}, \tag{12}$$

并对 θ_2 求解后，我们得到一组彼此正交的仰角。将上一步得到的所有仰角收集到集合 $\Theta = \{\theta_1, \ldots, \theta_n\}$ 后，对于每个$\theta \in \Theta$，我们还需要找出使 $T(\Psi) = 0$ 成立的方位角。这是为了保持具有相同仰角的所有阵列响应向量之间的正交性。由式 (11) 可知，对于 $l = \pm 1, \ldots, \pm(M_{\mathrm{H}} - 1)$，$T(\frac{l}{M_{\mathrm{H}} d_{\mathrm{H}}}) = 0$，且其周期为 $\frac{1}{d_{\mathrm{H}}}$。同样，对于每个仰角 $\theta_i \in \Theta$，我们将 $\varphi_1 = \pi/2$ 作为参考点，以确定满足 $T(\Psi) = 0$ 的其他方位角。因此，对于 $l = \pm 1, \ldots, \pm(M_{\mathrm{H}} - 1)$，我们构造集合

$$\Phi(\theta_i) = \left\{ \varphi_2 : \Psi = \cos(\theta_i)\left(\sin(\varphi_2) - 1\right) = \frac{l}{M_{\mathrm{H}} d_{\mathrm{H}}} \right\} \tag{13}$$

收集与仰角为 θ_i 的正交波束相对应的所有方位角。

总之，我们确定了一组仰角，可生成正交的信道方向。对于具有 $d_{\mathrm{H}} = d_{\mathrm{V}} = \frac{1}{4}$ 的 8×8 可重构智能表面，该步骤确定了图 1 中俯仰角-方位角平面上的实线蓝线。在图中，属于不同蓝线的任意两点彼此正交。第二步中，我们针对每条蓝线确定一组方位角，其中任意两个角度均满足正交条件 (13)。图 1 中用红色叉号标出了这些角度。我们观察到，$|\theta|$ 的值越大，点的数量越少。这是因为波束宽度与 $\cos(\theta)$ 成反比；当偏离波束轴且 $\theta = 0$ 时，波束宽度会增大 [15]。对于图 1 中两个红叉之间的任意 (φ, θ)，相应的阵列响应向量都可以表示为所选正交阵列响应向量的线性组合。

按照上述方法，集合 $\mathcal{A} = \{(\varphi_1, \theta_1) \ldots, (\varphi_\eta, \theta_\eta)\}$ 汇集了以这种方式生成的所有方位角和仰角对（图 1 中的红色叉号）。相应地，集合 $\mathcal{B} = \{\mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}(\varphi_i, \theta_i) : (\varphi_i, \theta_i) \in \mathcal{A}\}$ 汇集了所有构成以下子空间一组基的正交阵列响应向量

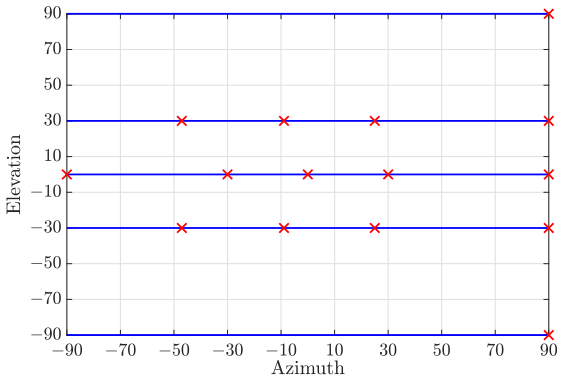


图 1：使用间距为 $d_{\mathrm{H}} = d_{\mathrm{V}} = \frac{1}{4}$ 的 8×8 可重构智能表面时，俯仰角-方位角平面中产生相互正交阵列响应向量的点。

算法 1 生成一组可张成 RIS 信道子空间的基向量的所提算法。

Initialize $\mathcal{A} = \emptyset, \mathcal{B} = \emptyset$
$\Theta = \{\theta = \arcsin(\frac{k}{M_{\mathrm{V}} d_{\mathrm{V}}})$ for $k = 0, \pm 1, \ldots, \pm \left\lfloor \frac{M_{\mathrm{V}}}{2} \right\rfloor\}$
for $\theta_i \in \Theta$ **do**
    for $l = 0, \pm 1, \ldots, \pm(M_{\mathrm{H}} - 1)$ **do**
        $\varphi \leftarrow \arcsin\left(1 + \frac{l}{M_{\mathrm{H}} d_{\mathrm{H}} \cos(\theta_i)}\right)$
        $\mathcal{A} \leftarrow \mathcal{A} \cup \{(\varphi, \theta_i)\}$
    end for
end for
for $(\varphi_i, \theta_i) \in \mathcal{A}$ **do**
    $\mathcal{B} \leftarrow \mathcal{B} \cup \mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}(\varphi_i, \theta_i)$
end for

可重构智能表面信道所在的子空间。算法 1 总结了生成一组基向量的过程。

基数 $|\mathcal{A}| = |\mathcal{B}| = \eta$ 定义了子空间的维数。该值也称为空间自由度（DOF）；对于较大的平面孔径，它可渐近近似为 [16], [17]

$$\eta \approx \pi M_{\mathrm{H}} d_{\mathrm{H}} M_{\mathrm{V}} d_{\mathrm{V}}. \tag{14}$$

我们注意到，η 随着孔径面积 $M_{\mathrm{H}} d_{\mathrm{H}} M_{\mathrm{V}} d_{\mathrm{V}}$（以波长归一化）线性增加。为说明在什么条件下，式 (14) 中的近似/渐近公式能够准确预测算法 1 生成的基向量数量，图 2 展示了所提算法和近似公式得到的 η/M。虚线表示式 (14) 中的近似自由度，实线表示使用所提算法得到的数值。可以看出，对于大型阵列，式 (14) 中的近似结果十分准确；对于阵元间距较小的阵列，这种准确性会更早显现。

从图 2 还可以观察到，$\eta < M$ 当单元间距小于 $\lambda/2$ 时，该比值会变得特别小，而这正是可重构智能表面的预期工作范围。这意味着，式 (3) 中的信道 $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^M$ 可以

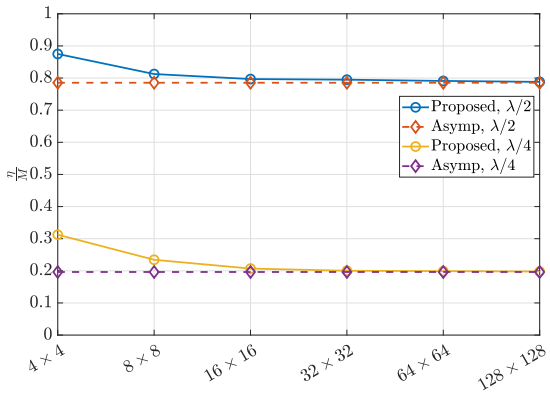


图 2：不同阵列尺寸和阵元间距下的比值 η/M 。

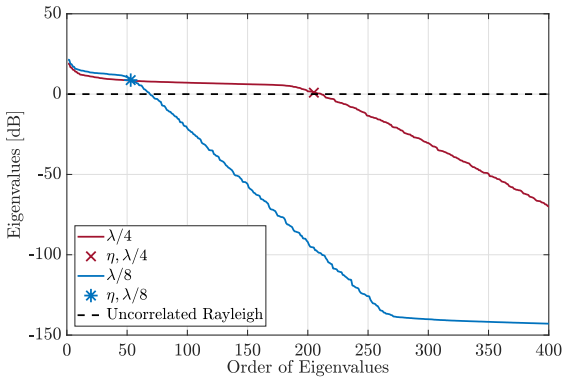


图 3：具有 32×32 个单元的 RIS 的特征值降序排列。

表示为 η 正交基向量 $\mathbf{a}_{\text{RIS}}(\varphi_i,\theta_i) \in \mathcal{B}$的线性组合，即

$$\mathbf{h} = \sum_{i=1}^{\eta} c_i \mathbf{a}_{\text{RIS}}(\varphi_i,\theta_i), \tag{15}$$

其中， c_i 是与基向量 $\mathbf{a}_{\text{RIS}}(\varphi_i,\theta_i)$ 相关联的信道系数。在第 IV 节中，我们将在进行信道估计时利用这一基表示，将所需的导频长度从 M 降至 η。然而，需要注意的是，严格来说，式 (15) 是一种近似表示，仍有极少部分信号功率位于其张成空间之外。为进一步说明这一点，我们考察了 32×32 可重构智能表面的空间信道相关矩阵 $\mathbf{R} = \mathbb{E}\{\mathbf{a}_{\text{RIS}}(\varphi,\theta)\mathbf{a}_{\text{RIS}}^H(\varphi,\theta)\}$ 的特征值。图 3 按降序展示了 R 的特征值，其中考虑了 $\varphi \sim U[-\pi/3,\pi/3]$、$\theta \sim U[-\pi/2,\pi/2]$，以及 $d_{\text{H}} = d_{\text{V}} \in \{\frac{1}{4},\frac{1}{8}\}$ 的阵元间距。我们提出的算法所得的 η 值以星号标记表示，用以标明所提方法考虑的信道维度。可以观察到，大特征值的数量等于式 (15) 表示中的基函数数量，而其余特征值则迅速下降，这意味着 98.7% 的信道功率集中在已确定的 η 维空间中。实际中可以忽略剩余的信道功率，但在信噪比极高时会导致性能饱和，这将在第 V 节进一步讨论。

IV. 信道估计与 RIS 配置

本节首先阐述在完美信道状态信息条件下，RIS 相位配置背后的直观原理及其在基站处带来的相应功率增益。然后，我们利用式 (15) 中的信道参数化，提出一种执行信道估计和 RIS 相位配置的新方法。

A. 完美信道状态信息和一般信道下的 RIS 配置

假设信号 x 以功率 ρ传输。为了从式（1）中的接收信号向量 y 中恢复该信号，基站采用单位范数接收合并器 w:

$$y = \mathbf{w}^H\mathbf{H}\text{diag}(\boldsymbol{\phi})\mathbf{h}x + \mathbf{w}^H\mathbf{n} = \mathbf{w}^H\mathbf{V}\boldsymbol{\phi}x + \tilde{n}, \tag{16}$$

其中，w 应配置为最大化信噪比，且 $\tilde{n} = \mathbf{w}^H\mathbf{n} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0,\sigma^2)$。可达速率为 $\log_2(1 + \text{信噪比})$，其中信噪比为

$$\text{SNR} = \frac{\rho|\mathbf{w}^H\mathbf{V}\boldsymbol{\phi}|^2}{\sigma^2}. \tag{17}$$

应联合选择 RIS 相位配置 $\boldsymbol{\phi}$ 和接收合并器 w，以最大化信噪比。若基站已完美获知级联信道 V，则可通过交替优化计算局部最优解

$$\boldsymbol{\phi}_{\text{opt}} = e^{j\cdot\arg(\mathbf{V}^H\mathbf{w})}, \tag{18}$$

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} = \frac{\mathbf{V}\boldsymbol{\phi}_{\text{opt}}}{\|\mathbf{V}\boldsymbol{\phi}_{\text{opt}}\|}, \tag{19}$$

并通过回传连接 [2] 将其传达给 RIS。

回顾一下，级联信道可表示为 $\mathbf{V} = \mathbf{H}\text{diag}(\mathbf{h})$。由于 $\mathbf{w}^H\mathbf{V}\boldsymbol{\phi} = \mathbf{w}^H\mathbf{H}\text{diag}(\boldsymbol{\phi})\mathbf{h}$，优化后的可重构智能表面配置可分为两部分:

$$\boldsymbol{\phi} = \boldsymbol{\phi}_{\text{tx}} \odot \boldsymbol{\phi}_{\text{rx}}, \tag{20}$$

其中，$\odot$ 表示 Hadamard积。部分 $\boldsymbol{\phi}_{\text{tx}}$ 用作面向基站的发射预编码器，部分 $\boldsymbol{\phi}_{\text{rx}}$ 用作来自用户的接收合并器。在下一小节中，我们将说明如何设计这两部分，以最大化视距主导信道下式 (17) 中的信噪比。

B. 完美信道状态信息和视距信道下的 RIS 配置

现在，我们将对信道施加一种实用结构。基站和可重构智能表面的位置固定，且毫米波频段中的信道以视距传播为主。因此，我们采用静态视距信道模型，将式 (2) 中的信道矩阵简化为

$$\mathbf{H} = \beta_{\text{br}}\mathbf{a}_{\text{BS}}(\varphi_{\text{BS}})\mathbf{a}_{\text{RIS}}(\varphi_{\text{AOD}},\theta_{\text{AOD}})^H, \tag{21}$$

其中，β_{br} 表示可重构智能表面与基站之间的复信道增益。

利用式（21）中的信道矩阵为秩一这一事实，我们可以将其表示为 $\frac{\mathbf{H}}{\sqrt{M}} = \mathbf{u}_1\lambda_1\mathbf{v}_1^H$，其中 $\mathbf{u}_1 = \frac{1}{\sqrt{N}}\mathbf{a}$ $\lambda_1 = \sqrt{MN}\beta_{\text{br}}$，且 v a（，）。随后，我们可以将（）重写为

$$y = \mathbf{w}^H\mathbf{u}_1\lambda_1\mathbf{v}_1^H\text{diag}(\mathbf{h})\boldsymbol{\phi}x + \tilde{n} = \mathbf{w}^H\mathbf{u}_1\tilde{\mathbf{v}}_1^H\boldsymbol{\phi}x + \tilde{n}, \tag{22}$$

其中 $\tilde{\mathbf{v}}_1 = \lambda_1 \mathrm{diag}(\mathbf{h}^*)\mathbf{v}_1$。相应地，式（17）中的信噪比可简化为

$$\mathrm{SNR} = \frac{\rho |\mathbf{w}^H \mathbf{u}_1|^2 |\tilde{\mathbf{v}}_1^H \boldsymbol{\phi}|^2}{\sigma^2}. \tag{23}$$

该表达式使接收合并 $\mathbf{w}$ 与 RIS 配置 $\boldsymbol{\phi}$能够分别优化。当 $\mathbf{w} = \mathbf{u}_1$ [14] 时，且 $\boldsymbol{\phi}$ 的单位模条目与 $\tilde{\mathbf{v}}_1$中的对应条目具有相同相位时，可实现最大信噪比。后者对应于最大化 $|\tilde{\mathbf{v}}_1^H \boldsymbol{\phi}|^2 = |\lambda_1|^2 |\mathbf{v}_1^H \mathrm{diag}(\mathbf{h}) \boldsymbol{\phi}|^2 = |\lambda_1|^2 |\mathbf{v}_1^H \mathrm{diag}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{tx}}) \mathrm{diag}(\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{rx}}) \mathbf{h}|^2$，这可通过 $\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{tx}} = \sqrt{M}\mathbf{v}_1$ 和 $\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{rx}} = e^{-j \cdot \arg(\mathbf{h})}$实现。

对于视距信道 $\mathbf{h} = \zeta \mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}(\varphi_{\mathrm{AOA}}, \theta_{\mathrm{AOA}})$，则$|\mathbf{w}^H \mathbf{u}_1|^2 = 1$且 $|\tilde{\mathbf{v}}_1^H \boldsymbol{\phi}|^2 = M|\lambda_1 \zeta|^2 = M^2 N |\beta_{\mathrm{br}} \zeta|^2$。因此，在完美信道状态信息下，信噪比与 N 和 M^2成正比。这是在不完美信道状态信息下应努力实现的表现。

C. 联合信道估计与相移优化

网络部署完成后，(21) 中的角度 φ_{BS}、φ_{AOD} 和 θ_{AOD} 对基站而言是固定且已知的。根据第 IV-B 节中的讨论，随后可以将向量 $\mathbf{w}$ 和 $\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{tx}}$ 分别最优地选为 $\mathbf{w} = \mathbf{u}_1 = \frac{1}{\sqrt{N}} \mathbf{a}_{\mathrm{BS}}(\varphi_{\mathrm{BS}})$ 和 $\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{tx}} = \sqrt{M}\mathbf{v}_1 = \mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}(\varphi_{\mathrm{AOD}}, \theta_{\mathrm{AOD}})$。实际面临的关键挑战是，在用户设备-RIS信道 $\mathbf{h}$ 事先未知的情况下选择 $\boldsymbol{\phi}_{\mathrm{rx}} = e^{-j \arg(\mathbf{h})}$ 。为估计级联信道中未知的部分，用户设备在 η 个时刻发送功率为 ρ 的恒定导频信号 $x = \sqrt{\rho}$。我们将每个时刻的RIS相移向量配置为

$$\boldsymbol{\phi}_t = \boldsymbol{\phi}_{\mathrm{tx}} \odot \mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}(\varphi_t, \theta_t), \tag{24}$$

通过考虑第三节中推导出的正交基向量集合 $\mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}(\varphi_t, \theta_t) \in \mathcal{B}$ 。为接收信号、RIS 配置和噪声添加时间索引后，我们可以将 (22) 对于 $t = 1, \ldots, \eta$ 重写为

$$y_t = \sqrt{\rho} \mathbf{w}^H \mathbf{u}_1 \tilde{\mathbf{v}}_1^H \boldsymbol{\phi}_t + \tilde{n}_t = \sqrt{\rho} \mathbf{w}^H \mathbf{V} \boldsymbol{\phi}_t + \tilde{n}_t, \tag{25}$$

其中，标量 $\mathbf{w}^H \mathbf{V} \boldsymbol{\phi}_t$是 $\mathbf{w}^H \mathbf{V}$ 在 $\boldsymbol{\phi}_t$ 上的投影。由于 $\mathbf{w} = \mathbf{u}_1$, , 因此 $\mathbf{w}^H \mathbf{u}_1 = 1$ ，而 y_t 对应于 $\tilde{\mathbf{v}}_1$ 在 $\boldsymbol{\phi}_t$ 上的投影。将 (25) 中的接收信号收集到向量 $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{\eta}$ 中，并将 RIS 配置收集到 $\boldsymbol{\Phi} = [\boldsymbol{\phi}_1, \cdots, \boldsymbol{\phi}_\eta] \in \mathbb{C}^{M \times \eta}$中，可得

$$\mathbf{y}^T = \sqrt{\rho} \tilde{\mathbf{v}}_1^H \boldsymbol{\Phi} + \tilde{\mathbf{n}}^T. \tag{26}$$

我们可以在由 $\boldsymbol{\Phi}$ 的列张成的子空间中，计算 $\tilde{\mathbf{v}}_1$ 的降维子空间最小二乘估计：

$$\hat{\tilde{\mathbf{v}}}_1 = \frac{\boldsymbol{\Phi} \mathbf{y}^*}{M\sqrt{\rho}} = \frac{1}{M} \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Phi}^H \tilde{\mathbf{v}}_1 + \frac{1}{M\sqrt{\rho}} \boldsymbol{\Phi} \tilde{\mathbf{n}}^*, \tag{27}$$

其中，$\frac{1}{M} \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Phi}^H$ 是投影到我们在第三节中推导出的维度为 η 的子空间上的投影矩阵。由于我们知道 $\tilde{\mathbf{v}}_1$近似落在该子空间中，因此投影矩阵$\frac{1}{M} \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Phi}^H$ 基本上可视为单位矩阵。然而，噪声项 $\frac{1}{M\sqrt{\rho}} \boldsymbol{\Phi} \tilde{\mathbf{n}}^*$ 的协方差矩阵为 $\frac{\sigma^2}{\rho M^2} \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Phi}^H$，其迹为 $\frac{\sigma^2}{\rho} \frac{\eta}{M}$，因此所有位于信号子空间之外的噪声都会被去除，从而提高估计质量。整个级联信道的估计结果为

$$\hat{\mathbf{V}} = \mathbf{u}_1 \hat{\tilde{\mathbf{v}}}_1^H = \mathbf{w} \hat{\tilde{\mathbf{v}}}_1^H. \tag{28}$$

按照第 IV-B 节，我们将相位配置选为

$$\hat{\boldsymbol{\phi}} = e^{j \cdot \arg(\hat{\tilde{\mathbf{v}}}_1)}. \tag{29}$$

V. 数值评估

我们考虑一个视距仿真场景，其中用户以均匀概率位于由 $\varphi \in [-\pi/3, \pi/3]$、 $\theta \in [-\pi/2, 0]$ 和距离 $d \in [30, 50]$ 米指定的可重构智能表面覆盖区域内。载波频率为 28 GHz，噪声功率为 $\sigma^2 = -96$ dBm，带宽为 20 MHz。基站配备一副含 128 根天线的均匀线性阵列，天线间距为 $d_{\mathrm{BS}} = 1/2$。可重构智能表面配备一副含 $M_{\mathrm{H}} = M_{\mathrm{V}} = 128$ 个单元的均匀平面阵列，单元间距为 $d_{\mathrm{H}} = d_{\mathrm{V}} = \frac{1}{4}$。我们将改变发射功率 ρ。

可重构智能表面与基站之间的视距传播信道根据 (21) 生成，其中 $\beta_{\mathrm{br}} = \beta_0 e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} d_{\mathrm{br}}}$ with$\beta_0 = -81.4$ dB 对应于距离 $d_{\mathrm{br}} = 10$ m[18]。为简单起见，我们假设可重构智能表面与基站处于相同仰角，因此基站正对着可重构智能表面；也就是说， $\varphi_{\mathrm{BS}} = \theta_{\mathrm{AOD}} = 0$ and $\varphi_{\mathrm{AOD}} = \pi/6$。

我们采用相关莱斯衰落模型生成可重构智能表面与用户设备之间的信道。莱斯因子（视距分量功率与所有非视距分量功率之比）根据 $K = 13 - 0.03 \cdot \frac{d}{1\ \mathrm{m}}$[dB], 计算，其中 d 是可重构智能表面与用户设备之间的距离 [19]。首先，视距复系数计算为 $\beta_0 e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} d}$，其中 $\beta_0 = -61.4 - 20 \log_{10}(d/1\mathrm{m})$ dB [18]。因此，对于非视距路径 $\ell \neq 1$，我们将复信道系数生成为 $\zeta^\ell \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \gamma_\ell)$, 其中相关功率 γ_ℓ 根据 [18] 中报告的参数计算。

现在，我们将评估第 IV 节所述的所提方法的性能，其中我们使用式 (28) 估计信道，并根据式 (29) 配置 $\boldsymbol{\phi}$。我们使用 [8] 中的传统最小二乘估计器作为基准方法。随后，将最小二乘估计视为完美估计，通过式 (18) 和式 (19) 中的交替优化计算接收合并和 RIS 配置。对于估计得到的级联信道 $\hat{\mathbf{V}}$，我们将归一化均方误差（NMSE）定义为

$$\mathrm{NMSE} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^{K} \frac{\|\mathbf{V}_i - \hat{\mathbf{V}}_i\|_{\mathrm{F}}^2}{\|\mathbf{V}_i\|_{\mathrm{F}}^2}, \tag{30}$$

其中， K 是蒙特卡洛仿真中的实现次数， $\|\cdot\|_{\mathrm{F}}$ 是弗罗贝尼乌斯范数。图4展示了归一化均方误差随导频发射功率 ρ变化的情况，结果对 $K = 500$ 个用户位置取了平均。根据式（27），与最小二乘估计器相比，我们设计的估计器将总噪声功率降低了 η/M倍，同时没有降低总接收信号功率。在此设置中，$\eta/M \approx 0.198$。图中显示，尽管我们的方法所需的导频长度仅为最小二乘估计器的19.8%，但在归一化均方误差方面，所提方案仍显著优于最小二乘方法。此外，我们注意到

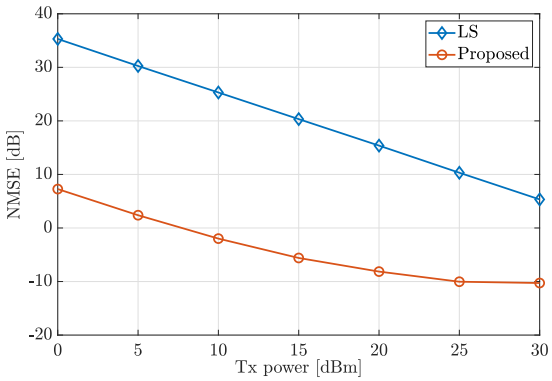


图 4：归一化均方误差与导频发射功率的关系。

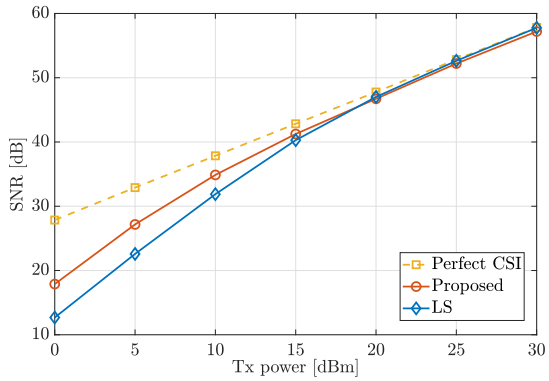


图 5：平均信噪比与发射功率的关系。

使用我们的估计器时，归一化均方误差在发射功率非常高时趋近于误差地板。我们在第三节中预见了这种现象，因为所提算法会丢弃功率极低的信道维度，只考虑显著的维度。尽管如此，所达到的精度足以很好地配置RIS相移。

图 5 展示了式（17）中数据传输的平均信噪比与导频发射功率之间的关系。我们将所提出的方法与完美信道状态信息下获得的最大信噪比以及之前采用的最小二乘估计器进行了比较。随着发射功率增加，最优信噪比与实际达到的信噪比之间的差距逐渐缩小。这是因为信道估计期间的信噪比更高。功率预算有限时，我们的方法优于最小二乘估计器；而在发射功率非常高时，最小二乘估计器略胜一筹。这是因为落在信道估计所采用的拟议子空间之外的信道功率占比极小。考虑到与最小二乘估计器相比，我们的方法将导频开销降低了 80.2%，这种损失是可以接受的。节省的开销使更多时间用于数据传输，从而提高了整体数据速率。

VI. 结论

本文提出了一种资源高效的联合信道估计与可重构智能表面（RIS）相位配置方法，该方法利用了涉及 RIS 的信道近似位于低维子空间这一事实。我们首先对该子空间进行了表征，方法是推导出一组能够张成该子空间的基向量，并利用这些基向量获得一组可在信道估计过程中考虑的 RIS 配置。我们证明，与传统的最小二乘估计器相比，该方法在缩短导频长度的同时提高了信道估计精度。例如，当单元间距为波长的四分之一时，导频开销可减少 80%。

参考文献

[1] C. Huang、S. Hu、G. C. Alexandropoulos、A. Zappone、C. Yuen、R. Zhang、M. Di Renzo 和 M. Debbah，“面向6G无线网络的全息MIMO表面：机遇、挑战与趋势”，IEEE Wireless Communications，第27卷，第5期，第118–125页，2020年。[2] Q. Wu、S. Zhang、B. Zheng、C. You 和 R. Zhang，“智能反射表面辅助无线通信：教程”，IEEE Transactions on Communications，第69卷，第5期，第3313–3351页，2021年。[3] X. Wang、L. Kong、F. Kong、F. Qiu、M. Xia、S. Arnon 和 G. Chen，“毫米波通信：全面综述”，IEEE Communications Surveys & Tutorials，第20卷，第1616–1653页，2018年。[4] B. Zheng、C. You、W. Mei 和 R. Zhang，“智能反射表面辅助无线通信的信道估计与实用无源波束成形设计综述”，IEEE Communications Surveys & Tutorials，第24卷，第2期，第1035–1071页，2022年。[5] P. Wang、J. Fang、H. Duan 和 H. Li，“ 面向智能反射表面辅助毫米波系统的压缩信道估计 ”，IEEE Signal Processing Letters，第27卷，第905–909页，2020年。[6] H. Liu、J. Zhang、Q. Wu、H. Xiao 和 B. Ai，“基于交替方向乘子法的RIS辅助毫米波通信信道估计”，IEEE Communications Letters，第25卷，第9期，第2894–2898页，2021年。[7] K. Ardah、S. Gherekhloo、A. L. F. de Almeida 和 M. Haardt，“TRICE：面向RIS辅助毫米波MIMO系统的信道估计框架”，IEEE Signal Processing Letters，第28卷，第513–517页，2021年。[8] T. L. Jensen 和 E. De Carvalho，“基于最小方差无偏估计器的智能反射表面最优信道估计方案”，载于 IEEE国际声学、语音与信号处理会议（ICASSP），2020年，第5000–5004页。[9] Ö. T. Demir、E. Björnson 和 L. Sanguinetti，“利用阵列几何特性进行RIS辅助通信的降维子空间信道估计”，载于2022年IEEE第12届传感器阵列与多通道信号处理研讨会（SAM），2022年，第455–459页。[10] C. Pan、G. Zhou、K. Zhi、S. Hong、T. Wu、Y. Pan、H. Ren、M. D. Renzo、A. L. Swindlehurst、R. Zhang 和 A. Y. Zhang，“RIS/IRS辅助无线系统信号处理技术概述”，IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing，第1–35页，2022年。[11] A. Meijerink 和 A. F. Molisch，“Saleh–Valenzuela模型的物理解释及其功率时延分布的定义”，IEEE Transactions on Antennas and Propagation，第62卷，第9期，第4780–4793页，2014年。[12] A. Saleh 和 R. Valenzuela，“室内多径传播的统计模型”，IEEE Journal on Selected Areas in Communications，第5卷，第2期，第128–137页，1987年。[13] E. Björnson 和 L. Sanguinetti，“可重构智能表面的瑞利衰落建模与信道硬化”，IEEE Wireless Communications Letters，第10卷，第4期，第830–834页，2021年。[14] E. Björnson、J. Hoydis 和 L. Sanguinetti，《大规模MIMO网络：频谱、能量与硬件效率》，2017年。[15] C. A. Balanis，《天线理论：分析与设计》。Wiley，2016年。[16] A. Pizzo、T. L. Marzetta 和 L. Sanguinetti，“全息MIMO信道的自由度”，载于 IEEE第21届无线通信信号处理进展国际研讨会（SPAWC），2020年，第1–5页。[17] S. Hu、F. Rusek 和 O. Edfors，“超越大规模MIMO：利用大型智能表面进行数据传输的潜力”，IEEE Transactions on Signal Processing，第66卷，第10期，第2746–2758页，2018年。[18] M. R. Akdeniz、Y. Liu、M. K. Samimi、S. Sun、S. Rangan、T. S. Rappaport 和 E. Erkip，“毫米波信道建模与蜂窝容量评估”，IEEE Journal on Selected Areas in Communications，第32卷，第6期，第1164–1179页，2014年。[19] 3GPP，“多输入多输出（MIMO）仿真的空间信道模型”，TR 25.996，2020年7月。