

基于位置感知的RIS辅助叠加导频传输

赵 贵^{1,2}, 夏文超^{1,2*}, 赵海涛^{1,2}, 倪艺洋^{1,2}, 朱洪波^{1,2}

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏南京 210003;
2. 南京邮电大学江苏省无线通信与物联网省高校重点实验室, 江苏南京 210003)

摘 要: 可重构智能表面(Reconfigurable Intelligent Surface, RIS)技术在提高定位精度和数据传输速率方面有巨大的潜力. 在移动用户设备(User Equipment, UE)位置和信道状态信息(Channel State Information, CSI)均未知前提下, 本文研究了RIS辅助的位置感知与叠加导频(Superimposed Pilot, SP)传输. 在这项工作中, 首先, 设计了由多个位置相干间隔组成的传输帧结构, 每个位置相干间隔包括纯导频传输时间和叠加导频-数据传输时间. 前者用于估计用户设备位置, 后者用于同时传输数据和导频信号. 其次, 推导了位置参数估计误差的克拉美-劳界, 并采用快速傅里叶逆变换算法得到位置估计结果. 然后, 基于位置估计结果进行信道估计, 并推导了SP传输的可达速率的闭式解. 在此基础上, 提出了块坐标下降算法联合优化用户发射功率和RIS相移, 以提高用户加权和速率, 并分析了算法的收敛性和复杂度. 最后, 仿真结果验证了用户设备位置估计算法的性能, 并通过与常规导频方案相比, 验证了所提SP传输方案的优越性.

关键词: 通信感知一体化; 可重构智能表面; 叠加导频; 位置感知; 信道估计

基金项目: 国家重点研发计划(No.2023YFB3811505); 国家自然科学基金(No.92367302, No.62201285); 2025年江苏省研究生科研创新计划(No.KYCX25_1113)

中图分类号: TN929.532 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2025)09-3173-19

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20250195

Location Sensing Empowered Superimposed Pilot Transmission Assisted by Reconfigurable Intelligent Surface

ZHAO Ben^{1,2}, XIA Wen-chao^{1,2*}, ZHAO Hai-tao^{1,2}, NI Yi-yang^{1,2}, ZHU Hong-bo^{1,2}

(1. College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China; 2. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Wireless Communications and Internet of Things, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China)

Abstract: Reconfigurable intelligent surface (RIS) technique has great potential in improving positioning accuracy and data transmission rate. This paper investigated RIS-assisted location sensing and superimposed pilot (SP) transmission under the assumption that position information of mobile user equipment (UE) and channel state information (CSI) are unavailable. In this work, a frame structure of transmission protocol composed of several location coherence intervals was designed, each with pure-pilot and data-pilot transmission durations. The former was used to estimate UE locations, while the latter was used to transmit data and pilot signals simultaneously. Then, the Cramér-Rao Bound of positional parameter estimation error was derived, and the inverse fast Fourier transform (IFFT) algorithm was adopted to obtain the estimation results of UE positions, which were then exploited for channel estimation. Besides, the achievable rate in closed form for SP transmission was calculated, and on this basis, a block coordinate descent algorithm was proposed to jointly optimize the transmit power of UEs and the phase shifts of RIS, aiming to maximize the weighted sum rate of all UEs. The convergence and complexity of algorithms were also analyzed. Finally, simulation results validate the performance of UE position estimation algorithm and the superiority of the proposed SP scheme by comparison with the regular pilot scheme.

Key words: integrated sensing and communication; reconfigurable intelligent surface; superimposed pilot; location sensing; channel estimation

Foundation Item(s): National Key Research and Development Program of China (No.2023YFB3811505); National Natural Science Foundation of China (No.92367302, No.62201285); Postgraduate Research Program of Jiangsu Province in 2025 (No.KYCX25_1113)

1 引言

在未来移动通信与物联网场景中,更高的频段、更宽的带宽、更大规模的天线阵列为实现高精度和高分辨率的环境感知奠定了基础,从而使通信与感知一体化(Integrated Sensing And Communication, ISAC)^[1,2]成为可能. 通过从无线信号中提取距离、角度、速度等信息,未来网络有望提供高精度定位、环境重构等能力,从而反向提升通信性能,例如更精准的波束赋形、更低的终端信道状态信息(Channel State Information, CSI)开销等,从而实现“感知辅助通信”的协同增益.

与此同时,可重构智能表面(Reconfigurable Intelligent Surface, RIS)有望发挥重要作用. RIS又被称作智能反射面(Intelligent Reflecting Surface),可用于辅助提升通信和感知性能^[3,4]. RIS不仅可以提高数据速率,还能够支持精确的用户定位和跟踪. 具体来说,RIS是一种由大量低成本、几乎无源的反射单元^[5]所构成的大型平面阵列,每个反射元都能够在RIS控制器的指令下独立地改变入射信号的幅度及相移,从而被动地将电磁波引导到空间中优选的方向. 通过将RIS放置在基站(Base Station, BS)和用户设备(User Equipments, UEs)之间的适当位置,可以重塑无线信道环境,为BS和UE建立虚拟的视距(Line-Of-Sight, LOS)链路,从而增强无线网络覆盖范围、提高网络容量、减少功率传输、降低部署成本以及提高传输可靠性.

虽然RIS辅助无线通信已经被广泛研究^[6-10],但现有很多工作都是基于瞬时CSI进行系统优化和性能分析. 例如,文献[11~15]都是在假设完美CSI可用前提下,设计了不同的资源优化算法和参数调节手段提升系统的速率性能. 然而,CSI估计并非易事,实际场景中往往只能获取非完美CSI. 此外,在常规导频(Regular Pilot, RP)传输方案^[16-18]中,为了减少导频和数据的干扰(Mitigate Interference, MI),导频和数据符号被分别传输,导致资源利用率较低. 为了提高资源利用效率,叠加导频(Superimposed Pilot, SP)传输方案^[19,20]被提出,该方案在信道相干时间内同时传输导频和数据信号,更多的时隙资源可以被用于信道估计和数据传输^[21],从而提升资源效率. 然而,除了文献[22]之外,目前RIS辅助的SP传输的相关研究还比较少.

另一方面,RIS辅助无线定位也逐渐引起人们的关注. 这是因为随着移动通信与物联网的高速发展,基于位置感知的应用变得越来越丰富. 然而,传统的基于卫星和蜂窝基站的定位方法均存在不足. 例如,全球定位

系统GPS(Global Positioning System)无法在室内、隧道等存在遮挡物的环境下提供精确的位置信息^[23]. 在4G系统中,需要通过计算UE和4个同步BSs之间到达时间差(Time-Difference-Of-Arrival, TDOA)来估计UE位置和时钟偏差^[24]. 在5G系统中,RAT-dependent是5G自带的非依赖卫星的多站定位技术^[25]. 然而,上述方法依赖多个BS. 此外,在上述场景中,无线信号传输受到非视距(Non Line Of Sight, NLOS)环境的影响较大,而终端(User Equipment, UE)的位置感知依赖于LOS链路^[26]. 针对上述问题,通过在BS与UE之间放置RIS,构造BS-RIS之间的LOS径以及RIS-UE之间的LOS径,形成虚拟LOS路径,从而提供了新的解决思路^[27-33]. 在此思想指导下,文献[27]基于Fisher信息矩阵(Fisher Information Matrix, FIM)推导了RIS使能2D定位的克拉美-劳界(Cramér-Rao Bound, CRB). 文献[28]研究了RIS在近场和远场范围内的3D定位,推导了3D定位的CRB,并考虑同步和异步两种情况. 文献[29]设计了RIS定位的两步优化方案,通过选择和优化RIS反射单元来提升定位性能. 文献[30]提出了一种低复杂度定位算法,并考虑了远场区域的同步误差,利用快速傅里叶逆变换(Inverse Fast Fourier Transform, IFFT)估计时延和角度,使用单个RIS实现了宽带单输入单输出(Single-Input Single-Output, SISO)系统的3D定位与同步. 文献[31]提出了一种优化算法来配置RIS,基于统计位置信息来最大化窄带MIMO系统加权和速率,显著降低了RIS的配置开销,但使用了多个RIS. 在RIS辅助的定位场景中,文献[32]和文献[33]提出了可用于估计UE位置的最大似然估计(Maximum Likelihood Estimator, MLE)算法. 其中,文献[32]将位置估计转化为角度估计,推导并简化了莱斯信道下角度的似然函数,然后给出了两步定位方法;文献[33]提出定位可以提升通信系统可达和速率,UE的先验位置信息可用于生成定向波束,获得足够的集成信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR).

从上述文献中可以看出,现有大多数RIS辅助感知定位的工作侧重于分析位置估计误差,并没有给出具体的定位算法以及如何实现感知辅助通信的具体过程. 另外,RIS辅助的SP传输方案尚未得到充分研究. 受此激励,本文提出了一种基于位置感知的RIS辅助SP传输方法,主要贡献总结如下:

(1)设计了RIS辅助SP传输帧结构,单个帧包含多个位置相干间隔,每个位置相干间隔包括一个位置感知间隔和多个信道相干间隔,前者发送纯导频用于估

计 UE 位置,后者同时传输数据和导频. 基站利用 UE 位置估计值估计 CSI 并检测数据. 在位置相干间隔中,计算下行链路统计 CSI,联合优化 SP 功率和 RIS 相位,并将结果反馈给 BS 和 RIS;在信道相干间隔中,UE 向 BS 同时上传导频和数据,进行基于 SP 方案的上行信道估计和数据检测.

(2)考虑了 BS-RIS 和 RIS-UE 的 NLOS 信道对位置估计的影响,在时域上通过控制 RIS 相位消除了 BS-UE 的瑞利信道对位置估计的影响,优化了 BS 端发射的导频序列,使用 2D-IFFT 定位算法估计 UE 的角度参数,利用拟牛顿法修正角度参数,实现 UE 的 2D 位置精确估计. 此外,基于 FIM 理论分析计算了信道参数和位置参数误差的 CRB.

(3)基于 UE 位置估计结果,推导了基于 SP 方案的 RIS 辅助上行 MIMO 系统可达速率的闭式解,并建立了加权和速率最大化问题. 将优化问题解耦为 SP 功率优化和 RIS 相位优化两个子问题,采用遗传算法优化 RIS 相位,采用对数函数逼近和连续凸逼近 (Successive Convex Approximation, SCA) 方法将功率优化问题转化为几何规划 (Geometric Programming, GP) 问题求解. 进一步提出了块坐标下降 (Block Coordinate Descent, BCD) 算法,并分析了其收敛性和复杂度.

(4)最后,本文做了大量仿真实验. 其一,验证了 IFFT 算法和 MLE 算法的定位准确性,并发现 IFFT 算法的运算速度更快. 其二,相比于 RP 传输方案,优化后的 SP 传输方案系统和速率更高.

2 系统模型

本文考虑的系统模型如图 1 所示,包含 1 个 BS、1 个 RIS 和 K 个单天线 UE, UE 索引集合为 $\mathcal{K}=\{1, 2, \dots, K\}$. BS 端天线阵列是一个包含 $M_B=M_{B,x} \times M_{B,z}$ 根天线的均匀平面阵列 (Uniform Planar Array, UPA), RIS 元素阵列是一个包含 $M_R=M_{R,x} \times M_{R,z}$ 个反射单元的 UPA, 阵列元素最小距离 $d=\lambda_c/2$, 其中 $\lambda_c=c/f_c$ 是载波波长, c 是光速, f_c 是载波频率. 假定 $M_B \geq K$ 和 $M_R \geq K$. 此外,假定 BS-UE 之间为 NLOS 链路,而 RIS 的引入使得 BS-RIS 以及 RIS-UE 之间均为 LOS 链路,因此认为 BS 和 UE 之间存在一条虚拟的 LOS 链路.

2.1 系统几何模型

首先建立全局坐标系 $\mathbf{V} \triangleq [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3]^T$. 基于 BS 建立局部坐标系 $\mathbf{V}_B \triangleq [\mathbf{v}_{B1}, \mathbf{v}_{B2}, \mathbf{v}_{B3}]^T$, 坐标系原点位于 BS 阵列几何中心; 基于 RIS 建立局部坐标系 $\mathbf{V}_R \triangleq [\mathbf{v}_{R1}, \mathbf{v}_{R2}, \mathbf{v}_{R3}]^T$, 原点位于 RIS 几何中心. 全局坐标系和局部坐标系的方向关系由旋转矩阵确定.

给定某个 UPA 及其对应的局部坐标系. UPA 有 $M=M_x \times M_z$ 个元素, 元素位置的集合被表示为 $N=$

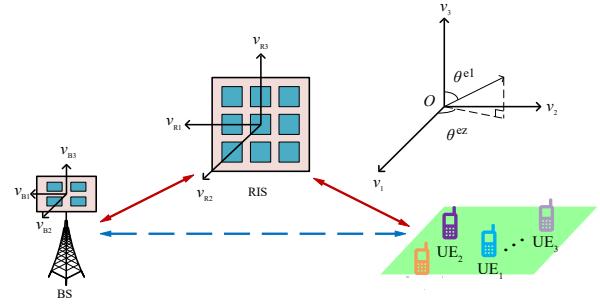


图 1 系统模型结构示意图

$[n_{1,1}, n_{1,2}, \dots, n_{M_x, M_z}]$, 第 (m_x, m_z) 个元素位置为

$$\mathbf{n}_{m_x, m_z} = [(m_x - 1)d - (M_x - 1)d/2, 0, (m_z - 1)d - (M_z - 1)d/2]^T \quad (1)$$

该局部坐标系所对应的阵列转向矢量为 $\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{a}_x(\boldsymbol{\theta}) \otimes \mathbf{a}_z(\boldsymbol{\theta})$, 其中:

$$\mathbf{a}_x(\boldsymbol{\theta}) = e^{j\zeta_x} [1, e^{-j[\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta})]_1 d}, \dots, e^{-j[\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta})]_1 (M_x - 1)d}]^T$$

$$\mathbf{a}_z(\boldsymbol{\theta}) = e^{j\zeta_z} [1, e^{-j[\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta})]_3 d}, \dots, e^{-j[\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta})]_3 (M_z - 1)d}]^T$$

$$\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta}) = -(2\pi/\lambda_c) \boldsymbol{\omega}(\boldsymbol{\theta})$$

$$\boldsymbol{\omega}(\boldsymbol{\theta}) = [\sin(\theta_{el}) \cos(\theta_{az}), \sin(\theta_{el}) \sin(\theta_{az}), \cos(\theta_{el})]^T$$

$$\zeta_x = [\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta})]_1 (M_x - 1)d/2$$

$$\zeta_z = [\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta})]_3 (M_z - 1)d/2.$$

BS 位于 $\mathbf{l}_B \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$, RIS 位于 $\mathbf{l}_R \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$, 第 k 个 UE (UE_k) 位于 $\mathbf{l}_k \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$. UE 高度 $[\mathbf{l}_k]_3$ 已知. BS、RIS 与 UE 之间的高度满足 $[\mathbf{l}_R]_3 > [\mathbf{l}_B]_3 > [\mathbf{l}_k]_3$. 在下行链路中, BS-RIS 的离开角 (Angle-Of-Departure, AOD) 在 BS 局部坐标系中表示为 $\boldsymbol{\theta}_B = [\theta_B^{az}, \theta_B^{el}]^T$:

$$\theta_B^{az} = \arctan 2 \left(\left[\Delta \mathbf{l}_B \right]_2, \left[\Delta \mathbf{l}_B \right]_1 \right) \quad (2a)$$

$$\theta_B^{el} = \arccos \left(\left[\Delta \mathbf{l}_B \right]_3 / \left\| \Delta \mathbf{l}_B \right\| \right) \quad (2b)$$

其中, $\Delta \mathbf{l}_B = \mathbf{V}_B (\mathbf{l}_R - \mathbf{l}_B)$. 类似地, BS-RIS 之间的到达角 (Angle-Of-Arrival, AOA) 在 RIS 坐标系中表示为 $\boldsymbol{\theta}_R = [\theta_R^{az}, \theta_R^{el}]^T$, RIS-UE $_k$ 之间的 AOD 表示为 $\boldsymbol{\theta}_k = [\theta_k^{az}, \theta_k^{el}]^T$.

2.2 传输协议设计

所设计的传输协议帧结构如图 2 所示. 每个位置相干间隔的时长为 $T_L = T_p + N_c T_c$, 包含一个时长为 T_p 的位置感知间隔, 以及 N_c 个时长为 T_c 的信道相干间隔. 假设 UE 位置在一个位置相干间隔内是不变的, CSI 在一个信道相干间隔内是不变的. 用 B 表示系统带宽, 则一个信道相干间隔内传输的符号长度为 $\tau_c = T_c B$, T_c 表示信道相干时间. 一个位置感知间隔的符号长度为 $\tau_p = T_p B$. 在 T_p 间隔内, BS 发送纯导频序列给 UE, UE 完成位置估计. 在 T_c 间隔内, 采用 SP 传输方案, UE 同时发送导频和数据给 BS, BS 根据定位结果进行信道估计和数据检测.

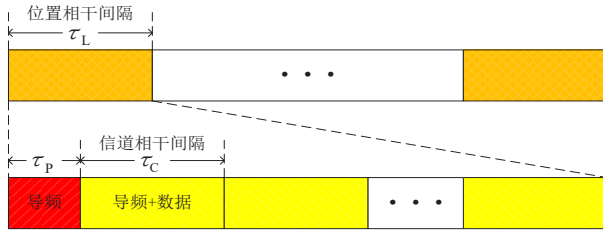


图2 传输协议帧结构

这里将 UE 的移动方式建模为随机游走模型,用 n_L 表示第 n_L 个位置相干区间的索引,用 $\mathbf{l}_k(0)$ 表示 UE_k 在帧头时的位置,因此 UE_k 在第 n_L 个位置相干区间的位置为 $\mathbf{l}_k(n_L) = \mathbf{l}_k(n_L - 1) + \Delta \mathbf{l}_k(n_L)$, 其中 $\Delta \mathbf{l}_k(n_L) \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Theta}_k)$, 其中 $\boldsymbol{\Theta}_k$ 表示在一个长度为 T_L 的时间周期内随机游走位移的协方差矩阵。

2.3 信道模型

RIS-BS 之间 LOS 链路以及 UE_k-RIS 之间 LOS 链路建模为莱斯信道, UE_k-BS 之间的 NLOS 链路建模为瑞利信道. 因此, UE_k 上行链路信道建模为

$$\mathbf{h}_k = \mathbf{f}_k + \mathbf{g}_k, \forall k \quad (3)$$

其中, \mathbf{f}_k 代表 UE_k-RIS-BS 级联信道; \mathbf{g}_k 代表 UE_k-BS 瑞利信道. 接下来将详细介绍这两种信道.

(1) UE_k-RIS-BS 级联信道 \mathbf{f}_k

$$\mathbf{f}_k = \mathbf{H}_0 \boldsymbol{\Phi} \mathbf{b}_k \in \mathbb{C}^{M_B \times 1}, \forall k \quad (4)$$

其中, $\mathbf{b}_k \in \mathbb{C}^{M_R \times 1}$; $\mathbf{H}_0 \in \mathbb{C}^{M_B \times M_R}$; $\boldsymbol{\Phi} = \text{diag}(\text{vec}(\mathbf{A}))$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{M_{R,x} \times M_{R,z}}$ 是 RIS 相位, 且 $|\mathbf{A}|_{m_x, m_z}| = 1, \forall m_x, m_z$.

(a) RIS-BS 信道

RIS-BS 之间的信道建模为莱斯信道:

$$\mathbf{H}_0 = \sqrt{\alpha_0} \left(\sqrt{\frac{\varepsilon_0}{\varepsilon_0 + 1}} \bar{\mathbf{H}}_0 + \sqrt{\frac{1}{\varepsilon_0 + 1}} \tilde{\mathbf{H}}_0 \right) \quad (5)$$

其中, $\alpha_0 = \lambda_c^2 / (16\pi^2 \|\mathbf{M}_B\|^2)$ 是 RIS-BS 链路的大尺度衰落; ε_0 是莱斯因子; 有

$$\bar{\mathbf{H}}_0 = \mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_B) (\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_R))^T \exp(-j2\pi |\Delta \mathbf{l}_B| / \lambda_c) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_R) \in \mathbb{C}^{M_R \times 1}$ 是 RIS 的 AOD 转向矢量; $\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_B) \in \mathbb{C}^{M_B \times 1}$ 是 BS 的 AOA 转向矢量. $\tilde{\mathbf{H}}_0$ 是信道的非视距部分, 其元素为服从 $\mathcal{CN}(0, 1)$ 的随机变量.

(b) UE_k-RIS 信道

UE_k-RIS 之间的信道建模为莱斯信道:

$$\mathbf{b}_k = \sqrt{\alpha_k} \left(\sqrt{\frac{\varepsilon_k}{\varepsilon_k + 1}} \bar{\mathbf{b}}_k + \sqrt{\frac{1}{\varepsilon_k + 1}} \tilde{\mathbf{b}}_k \right), \forall k \quad (7)$$

其中, $\alpha_k = \lambda_c^2 / (16\pi^2 \|\Delta \mathbf{l}_k\|^2)$ 是 UE_k-RIS 链路的大尺度衰落; ε_k 是莱斯因子; 有

$$\bar{\mathbf{b}}_k = \mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_k) \exp(-j2\pi |\Delta \mathbf{l}_k| / \lambda_c) \quad (8)$$

其中, $\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_k) \in \mathbb{C}^{M_R \times 1}$ 是 RIS 的 AOA 转向矢量. $\tilde{\mathbf{b}}_k$ 表示信道中的 NLOS 部分, 其元素服从 $\mathcal{CN}(0, 1)$.

此外, 定义:

$$\psi_k = \sqrt{\alpha_k \varepsilon_k / (\varepsilon_k + 1)} \exp(-j2\pi |\Delta \mathbf{l}_k| / \lambda_c) \quad (9)$$

为 UE_k-RIS 信道 LOS 链路的幅度增益.

(2) UE_k-BS 瑞利信道 \mathbf{g}_k

由于基站和用户之间存在遮挡, 将 UE_k-BS 的上行信道 \mathbf{g}_k 建模为瑞利信道:

$$\mathbf{g}_k = \sqrt{\beta_k} \tilde{\mathbf{g}}_k \in \mathbb{C}^{M_B \times 1}, \forall k \quad (10)$$

其中, $\tilde{\mathbf{g}}_k \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_{M_B})$; $\beta_k = \lambda_c^2 / (16\pi^2 \|\mathbf{l}_k - \mathbf{l}_B\|^2)$ 是 UE_k-BS 信道的大尺度衰落, $\Omega (\Omega > 2)$ 表示 UE_k-BS 信道的路径损耗指数.

考虑到 UE 是移动的, 因此在进行数据传输前, 需要对 UE 位置进行感知.

3 定位算法设计

本节首先介绍 UE 定位的信号传输模型, 其次对 UE 位置估计进行 FIM 分析并给出具体的估计算法, 最后分析了定位算法的复杂度.

3.1 信号传输模型

在 T_p 间隔内, BS 发射 τ_p 个导频符号. 将 t 时刻导频表示为 $\mathbf{s}_t = \mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_{M_B}]^T, \forall t \in \{1, 2, \dots, \tau_p\}$; 每个天线符号能量满足 $|s_t|^2 = P_B / M_B$, P_B 表示定位阶段的基站发送功率.

根据 MIMO 系统中时分双工模式的信道互易性, 上行信道和下行信道具有相同的传播特性, 二者的信道矩阵是转置关系. 因此, t 时刻 UE_k 的接收信号表示为

$$y_{k,t} = \mathbf{h}_k^T \mathbf{s} + w_{k,t} \quad (11)$$

其中, $w_{k,t} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_N^2)$ 表示 AWGN, $\sigma_N^2 = n_f N_0 B$, n_f 是噪声系数, N_0 是噪声功率谱密度. 注意, 为了提升定位精度, 可以将导频序列设计成 $\mathbf{s} = \sqrt{P_B / M_B} \text{conj}(\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_B))$, 其中 $\text{conj}(\cdot)$ 是共轭运算.

为了消除来自 BS-UE_k 的链路的接收信号, 设计 RIS 相位 $\mathbf{A}_{2\hat{t}-1} = -\mathbf{A}_{2\hat{t}}$, $\hat{t} = 1, 2, \dots, \tau_p/2$, 其中 τ_p 是偶数.

那么 \hat{t} 时刻 UE_k 的接收信号可以表示为

$$\hat{y}_{k,\hat{t}} = \frac{1}{2} (y_{k,2\hat{t}-1} - y_{k,2\hat{t}}) = \sqrt{\rho_{B,k} \varepsilon_0} \bar{\mathbf{f}}_k^T \mathbf{s} + \hat{w}_{k,\hat{t}} \quad (12)$$

其中, $\bar{\mathbf{f}}_k = \bar{\mathbf{H}}_0 \boldsymbol{\Phi} \bar{\mathbf{b}}_k$ 表示 UE_k-RIS-BS 级联信道的 LOS 分量; $\hat{w}_{k,\hat{t}} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_{B,k}^2)$ 表示噪声和信道 NLOS 部分的干扰之和, 其方差可以表示为

$$\sigma_{B,k}^2 = \left(\sigma_N^2 + \hat{\sigma}_k^2 + \tilde{\sigma}_k^2 + \bar{\sigma}_k^2 \right) / 2 \quad (13)$$

其中, $\hat{\sigma}_k^2 = \|\mathbf{s}\|^2 \rho_{B,k} \varepsilon_k$ 表示信号通过由 BS-RIS 的 NLOS 路径和 RIS-UE_k 的 LOS 路径两部分组成的级联信道产生的干扰方差; $\tilde{\sigma}_k^2 = \|\mathbf{s}\|^2 \rho_{B,k}$ 表示信号通过 BS-RIS 的 NLOS 路径和 RIS-UE_k 的 NLOS 路径两部分组成的级联信道产生的干扰方差; $\hat{\sigma}_k^2 = \left\| \mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_R) (\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_B))^T \mathbf{s} \right\|^2 \rho_{B,k} \varepsilon_0$ 表示信号通过由 BS-RIS 的 LOS 路径和 RIS-UE_k 的 NLOS 路径组成的级联信道产生的干扰方差, 以及:

$$\rho_{B,k} = \alpha_k \alpha_0 / [(\varepsilon_k + 1)(\varepsilon_0 + 1)] \quad (14)$$

3.2 FIM 分析

任何无偏估计的方差至少不小于 Fisher 信息的倒数, 因此 FIM 可以衡量参数估计性能. FIM 分析方法如下.

首先, 定义 UE 的观测量为 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_K]$, 其中 $\mathbf{y}_k = [\hat{y}_{k,1}, \hat{y}_{k,2}, \dots, \hat{y}_{k,\tau_p/2}]^T$. 根据观测量 \mathbf{y}_k 可以估计 UE_k 的位置信息. 然后, 定义 $\boldsymbol{\xi}_k^{\text{lo}} = [U_{k,1}, U_{k,2}, \boldsymbol{\psi}_k^T]^T$ 和 $\boldsymbol{\xi}_k^{\text{ch}} = [\boldsymbol{\theta}_k^T, \boldsymbol{\psi}_k^T]^T$ 分别为位置参数向量和信道参数向量. 其中, $\boldsymbol{\psi}_k = [\Re(\boldsymbol{\psi}_k), \Im(\boldsymbol{\psi}_k)]^T$ 表示 $\boldsymbol{\psi}_k$ 的实部和虚部. $\boldsymbol{\xi}_k^{\text{ch}}$ 的 FIM 的 \mathbf{F}_k^{ch} 计算方式如下:

$$\mathbf{F}_k^{\text{ch}} = \frac{2}{\sigma_{B,k}^2} \sum_{\hat{t}=1}^{\tau_p/2} \Re \left\{ \nabla_{\boldsymbol{\xi}_k^{\text{ch}}} \bar{y}_{k,\hat{t}} \left(\nabla_{\boldsymbol{\xi}_k^{\text{ch}}} \bar{y}_{k,\hat{t}} \right)^H \right\} \quad (15)$$

其中, $\bar{y}_{k,\hat{t}} = \sqrt{\rho_{B,k} \varepsilon_0 \varepsilon_k} \mathbf{f}_k^T \mathbf{s}$ 是观测量 $\hat{y}_{k,\hat{t}}$ 的无噪部分.

$\boldsymbol{\xi}_k^{\text{lo}}$ 的 FIM 的 \mathbf{F}_k^{lo} 计算方式如下:

$$\mathbf{F}_k^{\text{lo}} = \boldsymbol{\Gamma}_k^T \mathbf{F}_k^{\text{ch}} \boldsymbol{\Gamma}_k \quad (16)$$

其中, 雅可比矩阵 $\boldsymbol{\Gamma}_k \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$, 计算方式如下:

$$[\boldsymbol{\Gamma}_k]_{j,m} = \partial [\boldsymbol{\xi}_k^{\text{ch}}]_j / \partial [\boldsymbol{\xi}_k^{\text{lo}}]_m \quad (17)$$

此外, 位置误差矩阵可以表示为

$$\boldsymbol{\Psi}_k = \left[(\mathbf{F}_k^{\text{lo}})^{-1} \right]_{1:2,1:2} \quad (18)$$

\mathbf{I}_k 的 CRB 可以用位置误差界 (Position Error Bound, PEB) 衡量, 代表在观测 \mathbf{y}_k 时该 UE 位置的任何无偏估计量的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 的下界, 具体表示为

$$\text{PEB}_k = \sqrt{\text{tr}(\boldsymbol{\Psi}_k)} \quad (19)$$

类似地, 信道参数 θ_k^{az} 和 θ_k^{el} 的 CRB 值分别用 $\left[(\mathbf{F}_k^{\text{ch}})^{-1} \right]_{1,1}$ 和 $\left[(\mathbf{F}_k^{\text{ch}})^{-1} \right]_{2,2}$ 计算 (注: 由于页面限制, FIM 公式、RP 方案闭式表达式和 RP 最佳导频长度等公式推导可参考扩展版本^[34]).

3.3 位置估计

这里, 首先介绍改进后的 2D-IFFT 算法, 其次介绍作为基准算法的 MLE 算法, 方便后续比较.

3.3.1 2D-IFFT 法

在 T_p 持续时间内, 为了获得 UE_k 的位置, 只需要估计 RIS 的二维 AOD. 为了估计 $\boldsymbol{\theta}_k$, 定义:

$$\bar{\mathbf{y}}_k = [\bar{y}_{k,1}, \bar{y}_{k,2}, \dots, \bar{y}_{k,\tau_p/2}]^T \quad (20)$$

其中, $\bar{y}_{k,\hat{t}} = \hat{\mathbf{q}}_k [\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k)]_{\hat{t}}$, $\hat{\mathbf{q}}_k = \boldsymbol{\psi}_0 \boldsymbol{\psi}_k (\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_B))^T \mathbf{s}$ 是未知复数但无需估计, $[\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k)]_{\hat{t}}$ 表示 $\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k)$ 的第 \hat{t} 个元素, 有

$$[\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k)]_{\hat{t}} = (\mathbf{a}_x(\boldsymbol{\theta}_k))^T \underbrace{\left(\mathbf{A}_{\hat{t}} \odot \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_R) \right)}_{\text{RIS 相移 + RIS - AOA 增益}} \mathbf{a}_z(\boldsymbol{\theta}_k) \quad (21)$$

其中, $\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_R) = \mathbf{a}_x(\boldsymbol{\theta}_R) (\mathbf{a}_z(\boldsymbol{\theta}_R))^T$. 接下来, 对 $\mathbf{A}_{\hat{t}} \odot \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_R)$ 做 2D-IFFT 操作:

$$\hat{\boldsymbol{\Lambda}}_{\hat{t}} = \boldsymbol{\Gamma}_x (\mathbf{A}_{\hat{t}} \odot \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_R)) \boldsymbol{\Gamma}_z^T \quad (22)$$

其中, $\boldsymbol{\Gamma}_x \in \mathbb{C}^{M_{F,x} \times M_{R,x}}$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_z \in \mathbb{C}^{M_{F,z} \times M_{R,z}}$ 是 2D-IFFT 变换矩阵, 矩阵元素公式如下:

$$[\boldsymbol{\Gamma}_x]_{m,k} = \frac{1}{M_{F,x}} e^{j2\pi mk/M_{F,x}}, \quad [\boldsymbol{\Gamma}_z]_{n,l} = \frac{1}{M_{F,z}} e^{j2\pi nl/M_{F,z}}$$

其中, $M_{F,x}$ 和 $M_{F,z}$ 表示经过 2D-IFFT 变换后的大小; $m \in \{0, 1, \dots, M_{F,x} - 1\}$; $k \in \{0, 1, \dots, M_{R,x} - 1\}$; $n \in \{0, 1, \dots, M_{F,z} - 1\}$; $l \in \{0, 1, \dots, M_{R,z} - 1\}$. 这里, 应保证 $M_{F,x} \geq M_{R,x}$ 和 $M_{F,z} \geq M_{R,z}$.

值得注意的是, $\mathbf{A}_{\hat{t}} \odot \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_R)$ 是已知的且不依赖于 UE 位置, 因此 2D-IFFT 操作可以在离线阶段完成. 此外, 必须保证 $\tau_p \geq 4$ 以及 $\mathbf{A}_i \neq \mathbf{A}_j, \forall i, j \in \{2, 4, 6, \dots, \tau_p - 2, \tau_p\}, i \neq j$, 这是估计 AOD 的必要条件^[30,35].

假设存在某些 m 和 $n, 0 \leq m \leq M_{F,x} - 1, 0 \leq n \leq M_{F,z} - 1$, 使得:

$$[\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta}_k)]_1 d \equiv 2\pi m / M_{F,x} \pmod{2\pi} \quad (23a)$$

$$[\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta}_k)]_3 d \equiv 2\pi n / M_{F,z} \pmod{2\pi} \quad (23b)$$

因此, 将 AOD 的估计问题转化为寻找最佳的一组 $[\hat{m}, \hat{n}]$ 的问题. 首先建立目标函数, 寻找一组最佳的初始点, 然后在初始点附近进行二次插值法和拟牛顿法, 将修正后的初始点作为定位算法的最优解. 具体方法如下:

(1) 第一次修正

采用二维整数搜索, 解决如下优化问题:

$$[\hat{m}, \hat{n}] = \arg \min_{m,n} \varepsilon(m,n) \quad (24)$$

其中, $\varepsilon(m,n) \triangleq \left\| \mathbf{y}_k - F(\tilde{\boldsymbol{\Lambda}}_{m,n}) \tilde{\boldsymbol{\Lambda}}_{m,n} \right\|^2$; $\tilde{\boldsymbol{\Lambda}}_{m,n} = \tilde{\mathbf{q}}_k \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k) \triangleq \left[[\hat{\boldsymbol{\Lambda}}_1]_{l,m}, [\hat{\boldsymbol{\Lambda}}_2]_{l,m}, \dots, [\hat{\boldsymbol{\Lambda}}_{\tau_p/2}]_{l,m} \right]^T$; $\tilde{\mathbf{q}}_k$ 是一个复数 (一般情况下 $\tilde{\mathbf{q}}_k \neq \hat{\mathbf{q}}_k$), 其反映了式 (21) 和式 (22) 之间隐含的线性关系. $F(\mathbf{x})$ 定义为

$$F(\mathbf{x}) \triangleq \frac{\mathbf{x}^H \mathbf{y}_k}{\mathbf{x}^H \mathbf{x}} \quad (25)$$

原优化问题式(24)进一步简化后的等效形式为

$$[\hat{m}, \hat{n}] = \arg \max_{m,n} \left| \frac{(\tilde{\Lambda}_{m,n})^H}{\|\tilde{\Lambda}_{m,n}\|_2} \mathbf{y}_k \right|^2 \quad (26)$$

因此,最终将式(26)作为第一次修正的优化问题.

(2)第二次修正

利用二次插值法,得到连续和更准确的一组解 $[\tilde{m}, \tilde{n}]$,结果如下:

$$\tilde{m} = \hat{m} + \Delta m \quad (27a)$$

$$\tilde{n} = \hat{n} + \Delta n \quad (27b)$$

$$\Delta m = \frac{\varepsilon(\hat{m}-1, n) - \varepsilon(\hat{m}+1, n)}{2[\varepsilon(\hat{m}-1, n) + \varepsilon(\hat{m}+1, n) - 2\varepsilon(\hat{m}, n)]} \quad (28a)$$

$$\Delta n = \frac{\varepsilon(\hat{n}-1, m) - \varepsilon(\hat{n}+1, m)}{2[\varepsilon(\hat{n}-1, m) + \varepsilon(\hat{n}+1, m) - 2\varepsilon(\hat{n}, m)]} \quad (28b)$$

考虑端点的特殊情况,需要利用复指数函数的周期性.当 $\hat{m}-1=-1$ 时, $\hat{m}-1=M_{F,x}-1$;当 $\hat{m}+1=M_{F,x}$ 时, $\hat{m}+1=0$. \hat{n} 同理.

(3)第三次修正

将 \tilde{m} 和 \tilde{n} 分别代入到式(23a)和式(23b)中,计算 $[\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta}_k)]_1$ 和 $[\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta}_k)]_3$,然后得到 $[\boldsymbol{\omega}(\boldsymbol{\theta}_k)]_1$ 和 $[\boldsymbol{\omega}(\boldsymbol{\theta}_k)]_3$,再计算 $[\boldsymbol{\omega}(\boldsymbol{\theta}_k)]_2$:

$$[\boldsymbol{\omega}(\boldsymbol{\theta}_k)]_2 = \sqrt{1 - \left([\boldsymbol{\omega}(\boldsymbol{\theta}_k)]_1\right)^2 - \left([\boldsymbol{\omega}(\boldsymbol{\theta}_k)]_3\right)^2} \quad (29)$$

接下来,给出 $\boldsymbol{\theta}_k$ 的估计值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$,公式如下:

$$\begin{cases} \hat{\theta}_k^{az} = \text{atan2}\left([\boldsymbol{\omega}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_k)]_2, [\boldsymbol{\omega}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_k)]_1\right) \\ \hat{\theta}_k^{el} = \text{acos}\left([\boldsymbol{\omega}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_k)]_3\right) \end{cases} \quad (30)$$

不难看出 $\boldsymbol{\theta}_k$ 的搜索范围 $\theta_k^{az} \in [0, \pi]$, $\theta_k^{el} \in [0, \pi]$.

最后,解决以下优化问题:

$$\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}_k} \left\| \mathbf{y}_k - F(\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k))\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k) \right\| \quad (31)$$

其中, $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ 是拟牛顿法的初始迭代值; $\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k$ 是AOD的最终估计结果.

(4)估计UE位置

注意,为了获得UE位置的估计,须保证 $[\mathbf{I}_R]_3 \neq [\mathbf{I}_k]_3$.具体而言,基于 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k$ 值计算 $\boldsymbol{\omega}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k)$,然后计算UE k 和RIS之间的距离:

$$d(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k) = \|\tilde{\mathbf{l}}_k - \mathbf{I}_R\| = \left| \frac{[\mathbf{I}_k]_3 - [\mathbf{I}_R]_3}{\cos(\tilde{\theta}_k^{el})} \right| \quad (32)$$

最后,终端位置 \mathbf{I}_k 的估计值为

$$\tilde{\mathbf{l}}_k = \mathbf{I}_R + d(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k)\boldsymbol{\omega}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k) \quad (33)$$

3.3.2 MLE法

接下来,介绍传统MLE算法,用于后续仿真比较.接收信号 $\hat{y}_{k,i}$ 中的噪声服从 $\hat{w}_{k,i} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_{B,k}^2)$, $\sigma_{B,k}^2$ 未知但与 $\boldsymbol{\theta}_k$ 有关.因此,首先估计信道参数 $\boldsymbol{\theta}_k$,然后利用 $\boldsymbol{\theta}_k$ 得到位置参数 \mathbf{I}_k . $\hat{y}_{k,i}$ 关于 $\boldsymbol{\theta}_k$ 和 $\sigma_{B,k}^2$ 的联合似然函数为

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{y}_k; \boldsymbol{\theta}_k, \sigma_{B,k}^2(\boldsymbol{\theta}_k)) \\ = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{B,k}^2(\boldsymbol{\theta}_k)} \right)^{\tau_p/2} \\ \times \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_{B,k}^2(\boldsymbol{\theta}_k)} \sum_{i=1}^{\tau_p/2} \left| \hat{y}_{k,i} - \sqrt{\rho_{B,k} \varepsilon_0 \varepsilon_k} \mathbf{f}_k^T \mathbf{s} \right|^2 \right) \end{aligned} \quad (34)$$

对其采用对数操作,有

$$\begin{aligned} \ln[\mathcal{L}(\boldsymbol{\theta}_k)] = & -\frac{\tau_p}{2} \ln(\sqrt{2\pi} \sigma_{B,k}^2(\boldsymbol{\theta}_k)) \\ & - \frac{1}{2\sigma_{B,k}^2(\boldsymbol{\theta}_k)} \sum_{i=1}^{\tau_p/2} \left| \hat{y}_{k,i} - \sqrt{\rho_{B,k} \varepsilon_0 \varepsilon_k} \mathbf{f}_k^T \mathbf{s} \right|^2 \end{aligned} \quad (35)$$

简化函数并消去 α_k (α_k 与 $\boldsymbol{\theta}_k$ 有关):

$$\mathbb{L}(\boldsymbol{\theta}_k) \triangleq \left\| \mathbf{y}_k - F(\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k))\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k) \right\|^2 \quad (36)$$

基于MLE准则,估计问题表示为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}_k} \mathbb{L}(\boldsymbol{\theta}_k) \quad (37)$$

同理,将优化问题(37)改为如下最终形式:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}_k} \left| \frac{(\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k))^H}{\|\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k)\|_2} \mathbf{y}_k \right|^2 \quad (38)$$

$\boldsymbol{\theta}_k$ 的搜索范围为 $\theta_k^{az} \in [0, \pi]$, $\theta_k^{el} \in [0, \pi]$.将搜索范围离散化,将 θ_k^{az} 和 θ_k^{el} 分别划分为 L^{az} 和 L^{el} 个网格点,计算每个格点的 $\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k)$ 和 $\mathbb{L}(\boldsymbol{\theta}_k)$.然后对 $\boldsymbol{\theta}_k$ 做2D网格搜索,得到式(37)的解 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$,并将其作为AOD最终估计结果.

3.3.3 算法分析

定位算法包括离线计算和在线计算两个阶段.

离线阶段中,IFFT算法对 $\mathbf{A}_i \odot \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_R)$ 做2D-IFFT操作,复杂度 $\mathcal{O}(M_{F,x} M_{F,z} \log_2(M_{F,x} M_{F,z}) \tau_p/2)$;MLE算法则需要计算 $L^{\text{grid}} = L^{az} \times L^{el}$ 组 $\mathbf{a}_x(\boldsymbol{\theta}_k)$, $\mathbf{a}_z(\boldsymbol{\theta}_k)$ 和 $\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}_k)$ 的值,复杂度 $\mathcal{O}((M_{R,x} + M_{R,z}) L^{\text{grid}}) + \mathcal{O}(L^{\text{grid}} M_{R,x} M_{R,z} \tau_p/2)$.

在线阶段中,传统MLE算法基于 \mathbf{y}_k 和离线运算的结果,根据式(38)计算 L^{grid} 组 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ 的值,利用2D网格搜索找到最优解 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$;IFFT算法计算优化问题式(26)的解,并将这组解作为初始值,然后在初始值附近使用二次

插值法得到更准确的解作为初始值,最后使用拟牛頓法修正初始值,得到定位结果.其中,式(26)和式(38)的计算复杂度为 $\mathcal{O}(L^{\text{grid}}\tau_p/2)$;二次插值法基于两个端点的数据计算中间点的数据,其复杂度来源是插值公式的数值计算,复杂度很小,可以忽略;拟牛頓法涉及目标函数值的梯度运算,计算复杂度主要取决于 \mathbf{y}_k 的维度和迭代次数 $n_{\text{New}}^{\text{iter}}$,可表示为 $\mathcal{O}(n_{\text{New}}^{\text{iter}}\tau_p/2)$.

由式(7)、式(8)、式(10)、式(14)等不难看出,只要UE位置已知,就能计算出统计CSI,包括信道的大尺度衰落、信道LOS径的幅度和转向矢量、信道NLOS径的统计特性等信息,而SP传输只需要统计CSI,无需估计瞬时CSI.因此,基于定位结果 $\tilde{\mathbf{l}}_k$ 和 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k$,得到信道参数 α_k 、 β_k 、 $\rho_{B,k}$ 和 $\mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_k)$ 的估计值,分别记为 $\tilde{\alpha}_k$ 、 $\tilde{\beta}_k$ 、 $\tilde{\rho}_{B,k}$ 和 $\mathbf{a}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k)$.这些信道参数和NLOS径的统计特性将用于后续SP传输.

4 叠加导频传输

本节介绍上行链路SP传输方案.首先,由位置感知结果 $\tilde{\mathbf{l}}_k$ 得到了统计CSI,再由统计CSI推导出了上行传输中用户可达速率的闭式解;其次,为了实现用户加权速率的最大化,建立了导频和数据的功率分配与RIS相位的联合优化问题.

4.1 可达速率分析

接下来分析一个信道相干区间内的信号传输.为了书写方便,在下面的讨论中隐去了位置相干区间和信道相干区间的区间索引.

所有UE同时发送导频和数据,其中导频向量 $\boldsymbol{\varphi}_k \in \mathbb{C}^{\tau_c \times 1}$,不同导频序列满足正交性.BS接收信号表示为

$$\mathbf{Y} = \sum_{k=1}^K \mathbf{h}_k \left(\sqrt{q_k} \boldsymbol{\varphi}_k^H + \sqrt{p_k} \mathbf{v}_k^H \right) + \boldsymbol{\Gamma} \quad (39)$$

其中, q_k 和 p_k 分别是UE k 发送的导频符号和数据符号的归一化信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR); \mathbf{v}_k 是UE k 发送的数据符号,其元素服从 $\mathcal{CN}(0,1)$; $\boldsymbol{\Gamma} \in \mathbb{C}^{M_B \times \tau_c}$ 是AWGN矩阵,其元素服从 $\mathcal{CN}(0,1)$.导频序列在接收端是已知的,数据符号未知.

接下来,为了估计信道,BS将 \mathbf{Y} 乘以 $\boldsymbol{\varphi}_k/\sqrt{\tau_c}$:

$$\mathbf{y}_k = \sqrt{q_k \tau_c} \mathbf{h}_k + \sum_{i=1}^K \sqrt{\frac{p_i}{\tau_c}} \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H \boldsymbol{\varphi}_k + \boldsymbol{\Gamma} \frac{\boldsymbol{\varphi}_k}{\sqrt{\tau_c}} \quad (40)$$

(1) 信道估计

考虑到来自其他终端的符号间干扰, \mathbf{y}_k 不再遵循高

斯分布.因此,采用线性最小均方误差(Linear Minimum Mean Square Error, LMMSE)估计器^[36,37],将信道估计为 $\hat{\mathbf{h}}_k = c_k \mathbf{y}_k$,其中:

$$c_k = \frac{\mathbb{E}\{\mathbf{h}_k^H \mathbf{y}_k\}}{\mathbb{E}\{\|\mathbf{y}_k\|^2\}} = \frac{\sqrt{q_k \tau_c} \chi_k}{q_k \tau_c \chi_k + \sum_{i=1}^K p_i \chi_i + 1} \quad (41)$$

$$\chi_k = \zeta_k + \beta_k \quad (42)$$

$$\zeta_k = \rho_{B,k} \left(\varepsilon_0 \varepsilon_k |f_k(\boldsymbol{\Phi})|^2 + (\varepsilon_0 + \varepsilon_k + 1) M_R \right) \quad (43)$$

$$f_k(\boldsymbol{\Lambda}) = f_k(\boldsymbol{\Phi}) = \mathbf{a}^T(\boldsymbol{\theta}_R) \boldsymbol{\Phi} \mathbf{a}(\boldsymbol{\theta}_k) \quad (44)$$

(2) 最大比合并检测

使用最大比合并(Maximal-Ratio Combination, MRC)接收机检测来自所有UE的数据,并考虑非完美信道估计和非完美导频消除(Imperfect pilot removal, IPPR).具体而言,UE k 的数据检测公式为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{v}}_k^H &= \hat{\mathbf{h}}_k^H \left(\mathbf{Y} - \sum_{i=1}^K \sqrt{q_i} \hat{\mathbf{h}}_i \boldsymbol{\varphi}_i^H \right) \\ &= \hat{\mathbf{h}}_k^H \sum_{i=1}^K \left(\sqrt{q_i} \boldsymbol{\varepsilon}_i \boldsymbol{\varphi}_i^H + \sqrt{p_i} \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H + \boldsymbol{\Gamma} \right) \end{aligned} \quad (45)$$

其中, $\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{h}_k - \hat{\mathbf{h}}_k$.接下来,借助使用-忘记(Use-and-then-Forget, UatF)技术^[38],用有效信道增益的平均值作近似处理,将恢复数据重写为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{v}}_k^H &= \underbrace{\sqrt{p_k} \lambda_k \chi_k^{-1} \mathbb{E}\{\mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_k\} \mathbf{v}_k^H}_{\text{期望信号}} \\ &+ \underbrace{\sqrt{p_k} \lambda_k \chi_k^{-1} (\mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_k - \mathbb{E}\{\mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_k\}) \mathbf{v}_k^H}_{\text{波束成形增益的不确定性}} + \underbrace{\mathbf{z}_k^H}_{\text{噪声}} \end{aligned} \quad (46)$$

其中, $\lambda_k = \sqrt{q_k \tau_c} \chi_k c_k$; $\bar{\mathbf{h}}_k = \hat{\mathbf{h}}_k - c_k \sqrt{q_k \tau_c} \mathbf{h}_k$; 以及:

$$\mathbf{z}_k^H = \mathbf{z}_{k,1}^H + \mathbf{z}_{k,2}^H + \mathbf{z}_{k,3}^H + \mathbf{z}_{k,4}^H \quad (47)$$

这里, $\mathbf{z}_{k,1}^H = \sqrt{p_k} \bar{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{h}_k \mathbf{v}_k^H$; $\mathbf{z}_{k,2}^H = \sum_{i \neq k} \sqrt{p_i} \hat{\mathbf{h}}_i^H \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H$; $\mathbf{z}_{k,3}^H =$

$\sum_{i=1}^K \sqrt{q_i} \hat{\mathbf{h}}_i^H \boldsymbol{\varepsilon}_i \boldsymbol{\varphi}_i^H$; $\mathbf{z}_{k,4}^H = \hat{\mathbf{h}}_k^H \boldsymbol{\Gamma}$.因此,UE k 的有效信干噪比

(Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio, SINR)表示为

$$\gamma_k = \frac{p_k \tau_c |Z_k^{(1)}|^2}{p_k \tau_c \text{Var}(Z_k^{(2)}) + \mathbb{E}\{\|\mathbf{z}_k^H - \mathbb{E}\{\mathbf{z}_k^H\}\|^2\}} \quad (48)$$

其中, $Z_k^{(1)} = \lambda_k \chi_k^{-1} \mathbb{E}\{\mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_k\}$; $Z_k^{(2)} = \lambda_k \chi_k^{-1} \mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_k$.

定理 1 考虑采用MRC接收机的上行SP传输.

UE k 的可达速率为 $R_k = \log_2(1 + \gamma_k)$,其中:

$$\begin{aligned} \gamma_k &= \frac{M_B \tau_c p_k q_k \chi_k^2}{\tau_c p_k q_k (\gamma_k - M_B \zeta_k^2) + \tau_c q_k \sum_{i=1}^K p_i (\Omega_{ki} + \nabla_{ik}) + \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_i p_j (\Omega_{ij} + \nabla_{ij}) + \sum_{i=1}^K p_i^2 \gamma_i + \frac{1}{\tau_c} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_i p_j \Xi_{ij}'} \\ &+ \frac{1}{\tau_c} \sum_{i=1}^K p_i^2 (M_B \tau_c \beta_i^2 + 2M_B \tau_c \beta_i \zeta_i + 2\beta_i \zeta_i + \beta_i^2 + \varpi_i) + \left(q_k \tau_c \chi_k + \sum_{i=1}^K p_i \chi_i + 1 \right) \left(\sum_{i=1}^K q_i (\chi_i - \lambda_i) + 1 \right) \end{aligned} \quad (49)$$

证明 γ_k 的证明过程在附录 A 给出。

4.2 联合优化问题建立

为了使得 SP 方案下所有用户的加权和速率最大, 建立如下优化问题:

$$\begin{aligned} \text{P1: } & \max_{\mathbf{p}, \mathbf{q}, \Lambda} \sum_{k=1}^K \kappa_k R_k \\ \text{s.t. } & \begin{cases} \text{C1: } 0 \leq (p_k + q_k) \leq P_U, \forall k \\ \text{C2: } |[A]_{m_x, m_z}| = 1, \forall m_x, m_z \end{cases} \end{aligned} \quad (50)$$

其中, $\mathbf{p} = \{p_k, \forall k\}$; $\mathbf{q} = \{q_k, \forall k\}$; κ_k 是 UE $_k$ 的权重 ($\kappa_k \geq 0$); 约束条件 C1 是 UE $_k$ 的上行传输最大功率限制; 约束条件 C2 是 RIS 相位矩阵约束。

为了解决该问题, 考虑到优化变量的高度耦合性, 设计了一种 BCD 算法: 将原始问题 P1 解耦成两个子问题, 即关于导频和数据功率分配子问题, 以及 RIS 相位优化子问题, 通过对解耦后的子问题交替优化, 直到收敛。

5 算法设计

本节首先将 P1 转化为 P2 和 P7 两个子问题: 功率优化和 RIS 相位优化。在功率优化问题中, 使用对数函数逼近和 SCA 方法, 将 P2 转化为 GP 问题, 然后求解 GP 问题的最优解, 得到最佳的功率控制方案。在 RIS 相位优化问题中, 使用遗传算法优化 RIS 相位。BCD 算法重复更新这两个变量直至收敛。此外, 还分析了算法的复杂度和收敛性。

5.1 功率分配算法

5.1.1 所提算法

在 A 固定时, 优化 \mathbf{p} 和 \mathbf{q} 的子问题表示为

$$\text{P2: } \max_{\mathbf{p}, \mathbf{q}} \sum_{k=1}^K \kappa_k R_k \quad \text{s.t. C1} \quad (51)$$

引入辅助变量 $\tilde{\lambda} = \{\tilde{\lambda}_1, \tilde{\lambda}_2, \dots, \tilde{\lambda}_K\}$, $\forall k$, 得到原问题的等价形式:

$$\begin{aligned} \text{P3: } & \max_{\mathbf{p}, \mathbf{q}, \tilde{\lambda}} \sum_{k=1}^K \kappa_k \log_2(1 + \tilde{\lambda}_k) \\ \text{s.t. } & \begin{cases} \text{C1,} \\ \text{C3: } 0 \leq \tilde{\lambda}_k \leq \gamma_k, \forall k \end{cases} \end{aligned} \quad (52)$$

为便于分析, 进一步将上述问题转化为 GP 问题, 需要将目标函数和不等式约束转化为正项式。根据文献[39]中的引理 4, 给出 P3 目标函数的下界, 并将其作为新的目标函数, 然后迭代求解近似问题。在设计的迭代算法中, 假设 $\hat{q}_k^{(t)}$ 、 $\hat{\mu}_k^{(t)}$ 和 $\tilde{\lambda}_k^{(t)}$ 分别作为 \hat{q} 、 $\hat{\mu}$ 和 $\tilde{\lambda}_k$ 在第 t 次迭代的值。然后, P3 目标函数在第 $(t+1)$ 次迭代的下界为

$$\sum_{k=1}^K \frac{\kappa_k}{\ln 2} \ln(1 + \tilde{\lambda}_k) \geq \sum_{k=1}^K \frac{\kappa_k}{\ln 2} (\hat{q}_k^{(t)} \ln \tilde{\lambda}_k + \hat{\mu}_k^{(t)}) \quad (53)$$

其中, $\hat{q}_k^{(t)}$ 和 $\hat{\mu}_k^{(t)}$ 是将 $\tilde{\lambda} = \tilde{\lambda}_k^{(t)}$ 代入公式求得的。值得注意

的是, 当 $\tilde{\lambda}_k = \tilde{\lambda}_k^{(t)}$ 存在时, 等式成立。

然后, 基于式(53), P3 可以重写为

$$\text{P4: } \max_{\mathbf{p}, \mathbf{q}, \tilde{\lambda}} \sum_{k=1}^K \eta_k^{(t)} \ln \tilde{\lambda}_k \quad \text{s.t. C1, C3} \quad (54)$$

其中, $\eta_k^{(t)} = (\kappa_k / \ln 2) \hat{q}_k^{(t)}$ 。

接下来, 拟将 P4 转化为 GP 问题。首先, 利用定义域 $p_k, q_k, \tilde{\lambda}_k > 0, \forall k$ 简化约束条件 C1 和 C3。然后, 将式(49)代入 C3 约束中。最后, 调整目标函数, 利用对数函数单调递增的性质, 通过对数变换, P4 等价于以下最大化问题:

$$\text{P5: } \max_{\mathbf{p}, \mathbf{q}, \tilde{\lambda}} \prod_{k=1}^K \tilde{\lambda}_k^{\eta_k^{(t)}} \quad \text{s.t. C1, C4} \quad (55)$$

其中, C4 具体可表示为

$$\left(\tau_C p_k q_k \gamma_k + \Sigma_k + \Theta_k \times \left(\sum_{i=1}^K \frac{q_i}{\Theta_i} \chi_i \left(\sum_{j=1}^K p_j \chi_j + 1 \right) + 1 \right) \right) \tilde{\lambda}_k \quad (56)$$

$$\leq M_B \tau_C p_k q_k \chi_k^2 + M_B \tau_C p_k q_k \tilde{\lambda}_k \zeta_k^2, \quad \forall k$$

其中, $\Theta_k = q_k \tau_C \chi_k + \sum_{i=1}^K p_i \chi_i + 1$, $\Sigma_k = \tau_C q_k \sum_{i=1}^K p_i (\Omega_{ki} + \nabla_{ik})$

$$+ \sum_{i=1}^K p_i^2 \gamma_i + \frac{1}{\tau_C} \sum_{i=1}^K p_i^2 S_i + \frac{1}{\tau_C} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_i p_j \Xi_{ij} + \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_i p_j (\Omega_{ij} + \nabla_{ij})$$

$$S_i = M_B \tau_C \beta_i^2 + 2M_B \tau_C \beta_i \zeta_i + 2\beta_i \zeta_i + \beta_i^2 + \sigma_i.$$

因为约束 C4 不等号左侧不能写成变量 $\tilde{\lambda}_k$ 、 p_k 和 q_k 的正项式函数, 右侧也不是变量的单项式, 所以 P5 也无法直接写成 GP 问题的标准型^[40]。因此, 采用引理 1 的 SCA 方法对 C4 做近似处理^[41]。

引理 1 正项式 $Z(\mathbf{x}) = \sum_i z_i(\mathbf{x})$ 可以由下列不等式近似:

$$Z(\mathbf{x}) \geq \hat{Z}(\mathbf{x}) = \prod_i \left(\frac{z_i(\mathbf{x})}{u_i} \right)^{u_i} \quad (57)$$

其中, $u_i = z_i(\mathbf{x}_0) / Z(\mathbf{x}_0)$, $\forall i$, \mathbf{x}_0 表示最后一次迭代的最优解。特别地, 该近似在任意给定的固定正值 $\mathbf{x} = \mathbf{x}_0$ 处是紧密的。

证明 请参考[40]中的引理 1。

设 $q_i^{(t)}$ 和 $p_i^{(t)}$ 为第 t 次迭代中第 i 个用户的最优功率分配。对约束 C4 中的非法项 Θ_i 引用引理 1, 可以在 $(t+1)$ 次迭代中得到它们的近似如下:

$$\begin{aligned} \Theta_i &= q_i \tau_C \chi_i + \sum_{j=1}^K p_j \chi_j + 1 \\ &\geq \left(\frac{q_i \tau_C \chi_i}{v_i^{(t)}} \right)^{v_i^{(t)}} \prod_{j=1}^K \left(\frac{p_j \chi_j}{\delta_j^{(t)}} \right)^{\delta_j^{(t)}} \left(\frac{1}{\zeta_i^{(t)}} \right)^{\zeta_i^{(t)}} \\ &= \hat{\Theta}_i^{(t)}, \quad \forall i \end{aligned} \quad (58)$$

其中, $v_i^{(t)}$ 、 $\delta_j^{(t)}$ 和 $\zeta_i^{(t)}$ ($\forall i, j$) 由下面式子给出:

$$v_i^{(t)} = \frac{q_i^{(t)} \tau_C \chi_i}{\Theta_i^{(t)}}, \quad \delta_j^{(t)} = \frac{p_j^{(t)} \chi_j}{\Theta_i^{(t)}}, \quad \zeta_i^{(t)} = \frac{1}{\Theta_i^{(t)}} \quad (59)$$

其中, $\Theta_i^{(t)} = q_i^{(t)} \tau_c \chi_i + \sum_{j=1}^K p_j^{(t)} \chi_j + 1$.

同样,在第 $(t+1)$ 次迭代中,根据引理 1,有

$$A_k = M_B \tau_c p_k q_k \chi_k^2 + M_B \tau_c p_k q_k \lambda_k \zeta_k^2 \geq \left(\frac{M_B \tau_c p_k q_k \chi_k^2}{l_k^{(t)}} \right) \left(\frac{M_B \tau_c p_k q_k \lambda_k \zeta_k^2}{\rho_k^{(t)}} \right) = \hat{\lambda}_k^{(t)} \quad (60)$$

其中, $l_k^{(t)}$ 和 $\rho_k^{(t)}$ 分别表示为

$$l_k^{(t)} = \frac{M_B \tau_c p_k^{(t)} q_k^{(t)} \chi_k^2}{A_k^{(t)}}, \rho_k^{(t)} = \frac{M_B \tau_c p_k^{(t)} q_k^{(t)} \lambda_k \zeta_k^2}{A_k^{(t)}}.$$

其中, $A_k^{(t)} = M_B \tau_c p_k^{(t)} q_k^{(t)} \chi_k^2 + M_B \tau_c p_k^{(t)} q_k^{(t)} \lambda_k \zeta_k^2$. 接下来,在第 $(t+1)$ 次迭代中,约束 C4 可以近似为

$$C5: \left(\tau_c p_k q_k \gamma_k + \Sigma_k + \Theta_k \right) \times \left(\sum_{i=1}^K \frac{q_i}{\hat{\Theta}_i^{(t)}} \chi_i \left(\sum_{j=1}^K p_j \chi_j + 1 \right) + 1 \right) \lambda_k \leq \hat{\lambda}_k^{(t)}, \quad \forall k \quad (61)$$

C5 约束符合 GP 的标准形式. 最后,将 P5 重写为如下 GP 问题:

$$P6: \max_{p, q, \lambda} \prod_{k=1}^K \lambda_k^{n_k} \quad \text{s.t. C1, C5} \quad (62)$$

虽然 GP 问题仍然是非凸的,但它可以转化为凸规划问题并进行求解. 利用凸优化包 CVX 工具的 MOSEK 求解器可以有效地解决上述问题^[42].

基于 GP 问题的算法 1 如算法 1 所示. 算法 1 将一组初始化的功率分配 $\{p_k^{(0)}, q_k^{(0)}, \forall k\}$ 作为输入,输出使加权和速率最大的功率分配 $\{p_k^{(t)}, q_k^{(t)}, \forall k\}$.

算法 1 基于 GP 的功率控制

1. 初始化功率分配 $\{p_k^{(0)}, q_k^{(0)}, \forall k\}$, 迭代次数 $t=1$, 误差容限是 ζ , 依次计算 $\{\hat{\lambda}_k^{(0)}, \hat{Q}_k^{(0)}, \eta_k^{(0)}, v_k^{(0)}, \delta_k^{(0)}, \zeta_k^{(0)}, l_k^{(0)}, \rho_k^{(0)}, \forall k\}$, 计算 P3 目标函数并定义其目标函数值为 $OF^{(0)}$.
2. 由参数 $\{\hat{\lambda}_k^{(t-1)}, \hat{Q}_k^{(t-1)}, \eta_k^{(t-1)}, v_k^{(t-1)}, \delta_k^{(t-1)}, \zeta_k^{(t-1)}, l_k^{(t-1)}, \rho_k^{(t-1)}, \forall k\}$, 利用 CVX 工具箱解决 P6, 得到 $\{p_k^{(t)}, q_k^{(t)}, \lambda_k^{(t)}, \forall k\}$.
3. 更新 $\{\hat{Q}_k^{(t)}, \eta_k^{(t)}, v_k^{(t)}, \delta_k^{(t)}, \zeta_k^{(t)}, l_k^{(t)}, \rho_k^{(t)}, \forall k\}$.
4. 更新 $OF^{(t)}$, 当 $|OF^{(t)} - OF^{(t-1)}| / OF^{(t)} < \zeta$, 停止迭代. 否则, 设置 $t=t+1$, 返回步骤 2.

基于以上讨论,在接下来的部分中,对算法 1 进行详细总结.

5.1.2 算法分析

(1) 收敛性分析

需要注意的是,约束 C5 在每次迭代中都是不同的,但是可以证明最优解 $\{p_k^{(t)}, q_k^{(t)}, \lambda_k^{(t)}, \forall k\}$ 在第 $t+1$ 次迭代中是 C5 的可行解. 由于 $\{p_k^{(t)}, q_k^{(t)}, \lambda_k^{(t)}, \forall k\}$ 是第 t 次迭代的最优解,基于约束 C5,有

$$\left(\tau_c p_k^{(t)} q_k^{(t)} \gamma_k + \Sigma_k + \Theta_k \right) \times \left(\sum_{i=1}^K \frac{q_i^{(t)} \chi_i}{\hat{\Theta}_i^{(t-1)}(q_i^{(t)}, p_j^{(t)})} \left(\sum_{j=1}^K p_j^{(t)} \chi_j + 1 \right) + 1 \right) \times \lambda_k^{(t)} \leq \hat{\lambda}_k^{(t-1)}(q_k^{(t)}, p_k^{(t)}), \quad \forall k \quad (63)$$

在第 t 次迭代中,使用式(58)和式(60),有

$$\Theta_i(q_i^{(t)}, p_j^{(t)}) = q_i^{(t)} \tau_c \chi_i + \sum_{j=1}^K p_j^{(t)} \chi_j + 1 \geq \left(\frac{q_i^{(t)} \tau_c \chi_i}{v_i^{(t)}} \right) \prod_{j=1}^K \left(\frac{p_j^{(t)} \chi_j}{\delta_j^{(t)}} \right)^{\delta_j^{(t)}} \left(\frac{1}{\zeta_i^{(t)}} \right)^{\zeta_i^{(t)}} = \hat{\Theta}_i^{(t-1)}(q_i^{(t)}, p_j^{(t)}), \quad \forall i \quad (64)$$

$$A_k(q_k^{(t)}, p_k^{(t)}) = M_B \tau_c p_k^{(t)} q_k^{(t)} \chi_k^2 + M_B \tau_c p_k^{(t)} q_k^{(t)} \lambda_k \zeta_k^2 \geq \left(\frac{M_B \tau_c p_k^{(t)} q_k^{(t)} \chi_k^2}{l_k^{(t)}} \right) \left(\frac{M_B \tau_c p_k^{(t)} q_k^{(t)} \lambda_k \zeta_k^2}{\rho_k^{(t)}} \right) = \hat{\lambda}_k^{(t-1)}(q_k^{(t)}, p_k^{(t)}), \quad \forall k \quad (65)$$

利用引理 1,有

$$\hat{\Theta}_i^{(t)}(q_i^{(t)}, p_j^{(t)}) = \Theta_i(q_i^{(t)}, p_j^{(t)}) \geq \hat{\Theta}_i^{(t-1)}(q_i^{(t)}, p_j^{(t)}) \quad (66)$$

$$\hat{\lambda}_k^{(t)}(q_k^{(t)}, p_k^{(t)}) = A_k(q_k^{(t)}, p_k^{(t)}) \geq \hat{\lambda}_k^{(t-1)}(q_k^{(t)}, p_k^{(t)})$$

最后,结合式(63)和式(66),得到

$$\left(\tau_c p_k^{(t)} q_k^{(t)} \gamma_k + \Sigma_k + \Theta_k \right) \times \left(\sum_{i=1}^K \frac{q_i^{(t)} \chi_i}{\hat{\Theta}_i^{(t)}(q_i^{(t)}, p_j^{(t)})} \left(\sum_{j=1}^K p_j^{(t)} \chi_j + 1 \right) + 1 \right) \times \lambda_k^{(t)} \leq \hat{\lambda}_k^{(t)}(q_k^{(t)}, p_k^{(t)}), \quad \forall k \quad (67)$$

因此,第 t 次迭代的最优解 $\{p_k^{(t)}, q_k^{(t)}, \lambda_k^{(t)}, \forall k\}$ 是第 $t+1$ 次迭代中的一个可行解. 基于此分析,下面重点研究算法 1 的收敛性.

首先,验证 $OF^{(t)} \leq OF^{(t+1)}$. 在第 $t+1$ 次迭代中,根据式(53),有

$$\sum_{k=1}^K \frac{\kappa_k}{\ln 2} \left(\hat{Q}_k^{(t)} \ln \lambda_k^{(t+1)} + \hat{\mu}_k^{(t)} \right) \geq \sum_{k=1}^K \frac{\kappa_k}{\ln 2} \left(\hat{Q}_k^{(t)} \ln \lambda_k^{(t)} + \hat{\mu}_k^{(t)} \right) = \sum_{k=1}^K \frac{\kappa_k}{\ln 2} \ln(1 + \lambda_k^{(t)}) = OF^{(t)} \quad (68)$$

其中, $OF^{(t)}$ 表示第 t 次迭代中 P3 目标函数的值. 由于式(53)中的 $\lambda_k = \lambda_k^{(t)}$,因此后两个等号成立. 第一个不等号体现了可行解和最优解的关系.

同样,当 $\lambda_k = \lambda_k^{(t+1)}$ 时,下面的第一个等号成立:

$$\begin{aligned} \text{OF}^{(t+1)} &= \sum_{k=1}^K \frac{\kappa_k}{\ln 2} \ln(1 + \lambda_k^{(t+1)}) \\ &\geq \sum_{k=1}^K \frac{\kappa_k}{\ln 2} (\hat{Q}_k^{(t)} \ln \lambda_k^{(t+1)} + \hat{\mu}_k^{(t)}) \end{aligned} \quad (69)$$

显然,结合式(68)和式(69)可以得到结论 $\text{OF}^{(t)} \leq \text{OF}^{(t+1)}$.此外,由于每个UE都有自己的功率约束,因此问题P3的OF有上界^[38],OF是P3目标函数的值.利用数列的单调有界定理可知,算法1能够收敛.

(2)复杂度分析

算法1的复杂度主要来自步骤2,该步骤中通过内点法求解GP问题,这导致了最坏情况下的多项式时间复杂度.算法1涉及问题P6中 $3K$ 个变量和 $2K$ 个约束的优化.因此,算法1的复杂度可以表示为 $\mathcal{O}(n_{\text{GP}}^{\text{iter}} \times \max\{(3K)^3, n_{\text{GP}}^{\text{cost}}\})$ ^[43],其中 $n_{\text{GP}}^{\text{iter}}$ 表示算法1的迭代次数, $n_{\text{GP}}^{\text{cost}}$ 表示计算P6中目标函数和约束函数的一阶导数和二阶导数的时间成本.

5.2 RIS相移设计

5.2.1 所提算法

在功率 \mathbf{p} 和 \mathbf{q} 固定且满足约束的情况下,优化 \mathcal{A} 的子问题可以表示为

$$\text{P7: } \max_{\mathcal{A}} \sum_{k=1}^K \kappa_k R_k \text{ s.t. C2} \quad (70)$$

由于 R_k 的解析表达式十分复杂,很难用凸优化方法对 \mathcal{A} 进行直接优化.因此,采用遗传算法来求解P2优化问题^[44,45].遗传算法的主要思想是通过模拟自然界的演化机制来求解,其具备强大的并行运算能力和全局搜索能力,在现有的工作中被广泛采用.其中遗传算法的主要步骤包括种群初始化、适应度评估、选择、交叉和突变.鉴于遗传算法的迭代次数 N_{iter} 和种群数量 L ,忽略排序、缩放、交叉和突变的复杂度,遗传算法的复杂度主要取决于整个种群的适应度评估的计算,可以表示为 $\mathcal{O}(N_{\text{iter}}L)$.

遗传算法的细节如算法2所示.算法2将 N_t 组RIS相位阵列作为输入,输出使加权和速率最大的RIS相位阵列.

5.2.2 算法分析

遗传算法的复杂度主要取决于步骤2或步骤6中的适应度计算,其他步骤的复杂度可以忽略.因此,遗传算法的复杂度可以近似为 $\mathcal{O}(n_{\text{GA}}^{\text{iter}} n_{\text{GA}}^{\text{cost}} N_t)$ ^[46],其中 $n_{\text{GA}}^{\text{iter}}$ 是遗传算法的实际迭代次数($n_{\text{GA}}^{\text{iter}} \leq N_{\text{iter}}^{\text{GA}}$), $n_{\text{GA}}^{\text{cost}}$ 是计算一个个体的适应度函数的时间成本.

5.3 BCD算法

5.3.1 算法设计

注意到算法1的初始解必须是P7的可行解,因此,首

算法2 基于遗传算法的RIS相移设计

1. 初始化种群:确定种群数量 N_t ,将每个RIS相位阵列看作一个个体,种群中的每个个体含有 $M_R = M_{R,x} \times M_{R,z}$ 个染色体,第 n 个染色体对应RIS相位阵列的第 n 个相位 ϑ_n, ϑ_n 在 $[0, 2\pi)$ 内随机生成, $n \in \{1, 2, \dots, M_R\}$.
2. 适应性评价和标度:首先,使用式(70)的目标函数作为适应度评价函数 f_i^{initial} ,计算当前种群中每个个体的适应度;然后,根据个体在种群中的排名来衡量个体的原始适应度值,对个体的原始适应度进行排序,并根据文献[44]计算第 i 个个体的尺度适应度 f_i^{scaled} , $i \in \{1, \dots, i, \dots, N_t\}$.
3. 选择:从当前的种群中选择 N_e 个 f_i^{scaled} 较大的个体作为精英个体,这些个体可以是产生后代的父母.
4. 交叉:在随机抽样的基础上选择 N_c 个亲本,用于交叉操作(一个个体可能在这 $2N_e$ 个组合中出现多次),采用单点交叉法产生 N_c 个后代.
5. 变异:选择剩余的 $N_m = N_t - N_e - N_c$ 个个体用于变异操作,每个个体的每个染色体以 p_m 的概率突变为 $[0, 2\pi)$ 之间的随机数.
6. 适应度更新:计算每个后代的适应度评价函数 f_i^{initial} .
7. 迭代:重复上述步骤,直到每个个体的适应度评价函数 f_i^{initial} 的平均值小于设定的阈值 ϵ ,或者,超过了最大迭代次数 $N_{\text{iter}}^{\text{GA}} = 500N_t$,迭代停止,输出优化后的RIS相位矩阵和加权和速率的数值.

先给出满足约束条件C1的初始功率分配 $\{\mathbf{p}_k^{(0)}, \mathbf{q}_k^{(0)}, \forall k\}$,然后,BCD算法依次优化RIS相移设计和功率控制方案.

设 $\mathbf{p}^{(l)} = [p_1^{(l)}, p_2^{(l)}, \dots, p_K^{(l)}]$, $\mathbf{q}^{(l)} = [q_1^{(l)}, q_2^{(l)}, \dots, q_K^{(l)}]$ 和 $\mathcal{A}^{(l)}$ 为第 l 次迭代的解, $R(\mathcal{A}^{(l)}, \mathbf{p}^{(l)}, \mathbf{q}^{(l)})$ 为问题P1相应的目标函数值,BCD算法细节如算法3所示.算法3将一组初始化的功率分配 $\{\mathbf{p}_k^{(1)}, \mathbf{q}_k^{(1)}, \forall k\}$ 和初始RIS相移 $\mathcal{A}^{(1)}$ 作为输入,输出使加权和速率最大的功率分配 $\{\mathbf{p}_k^{(l+1)}, \mathbf{q}_k^{(l+1)}, \forall k\}$ 和RIS相移 $\mathcal{A}^{(l+1)}$.

算法3 基于BCD的联合设计

1. 初始化迭代次数 $l=1$,功率分配 $\mathbf{p}^{(1)}$ 、 $\mathbf{q}^{(1)}$,RIS相移 $\mathcal{A}^{(1)}$,误差容限 \dagger ,并基于式(49)计算 $R(\mathcal{A}^{(1)}, \mathbf{p}^{(1)}, \mathbf{q}^{(1)})$.
2. 给定 $\mathbf{p}^{(l)}$ 、 $\mathbf{q}^{(l)}$,通过GA算法求解P2,计算出最优RIS相移 $\mathcal{A}^{(l+1)}$.
3. 给定 $\mathcal{A}^{(l+1)}$ (等价于给定 $\Phi^{(l+1)}$),基于式(42)~(44)、式(A10)~(A12)、式(A13)~(A15),计算参数 $\{\zeta_k^{(l+1)}, \chi_k^{(l+1)}, f_k(\mathcal{A}^{(l+1)}), \Omega_{ki}^{(l+1)}, \Xi_{ki}^{(l+1)}, (\Xi_{ki}^{(l+1)})^{(l+1)}, \Upsilon_k^{(l+1)}, \sigma_k^{(l+1)}, \nabla_{ij}^{(l+1)}, \forall i, j, k\}$.
4. 在第 l 次迭代中,基于步骤3计算的参数,使用算法1解决P6的功率分配 $\mathbf{p}^{(l+1)}$ 、 $\mathbf{q}^{(l+1)}$.
5. 更新 $R(\mathcal{A}^{(l+1)}, \mathbf{p}^{(l+1)}, \mathbf{q}^{(l+1)})$.如果 $\left| \frac{R(\mathcal{A}^{(l+1)}, \mathbf{p}^{(l+1)}, \mathbf{q}^{(l+1)}) - R(\mathcal{A}^{(l)}, \mathbf{p}^{(l)}, \mathbf{q}^{(l)})}{R(\mathcal{A}^{(l+1)}, \mathbf{p}^{(l+1)}, \mathbf{q}^{(l+1)})} \right| < \dagger$ (71) 终止迭代.否则,令 $l=l+1$,回到步骤2.

5.3.2 算法分析

接下来分析算法3的收敛性和复杂度.首先,步骤5中得到的最优解 $R(\mathcal{A}^{(l)}, \mathbf{p}^{(l)}, \mathbf{q}^{(l)})$ 是步骤2中P2的可行解.在给定 $\mathbf{p}^{(l)}$ 、 $\mathbf{q}^{(l)}$ 的情况下,步骤2中P2的最优解是

$\mathcal{A}^{(l+1)}$, 因此可以得到结论 $R(\mathcal{A}^{(l)}, \mathbf{p}^{(l)}, \mathbf{q}^{(l)}) \leq R(\mathcal{A}^{(l+1)}, \mathbf{p}^{(l)}, \mathbf{q}^{(l)})$. 类似地, $R(\mathcal{A}^{(l+1)}, \mathbf{p}^{(l)}, \mathbf{q}^{(l)})$ 是步骤 4 中 P6 的可行解, 通过使用最优性, 得到 $R(\mathcal{A}^{(l+1)}, \mathbf{p}^{(l)}, \mathbf{q}^{(l)}) \leq R(\mathcal{A}^{(l+1)}, \mathbf{p}^{(l+1)}, \mathbf{q}^{(l+1)})$. 因此, 最终可得:

$$R(\mathcal{A}^{(l)}, \mathbf{p}^{(l)}, \mathbf{q}^{(l)}) \leq R(\mathcal{A}^{(l+1)}, \mathbf{p}^{(l)}, \mathbf{q}^{(l)}) \leq R(\mathcal{A}^{(l+1)}, \mathbf{p}^{(l+1)}, \mathbf{q}^{(l+1)}) \quad (72)$$

根据式(72), 目标函数值是单调递增的. 此外, 目标函数受能量约束的上界限制. 因此, 算法2的收敛性得以保证.

算法2的复杂度主要取决于步骤2和步骤4. 基于上述复杂度分析, 算法2的总体复杂度为 $\mathcal{O}\left(N_{\text{iter}}\left(n_{\text{GA}}^{\text{iter}} n_{\text{GA}}^{\text{cost}} N_t + n_{\text{GP}}^{\text{iter}} \times \max\{(3K)^3, n_{\text{GP}}^{\text{cost}}\}\right)\right)$, 其中, N_{iter} 是算法2的总迭代次数.

6 仿真测试

本节将提供仿真结果验证 RIS 辅助定位方法的准确性, 以及 RIS 辅助 SP 传输方案的优越性. 考虑如下仿真场景: BS 配备大小为 $2.1 \text{ cm} \times 2.1 \text{ cm}$ 的 UPA, RIS 配备大小为 $5.4 \text{ cm} \times 5.4 \text{ cm}$ 的 UPA, BS 天线数量为 4×4 , RIS 反射单元数量为 10×10 , 单天线用户数 $K=4$, UE 随机分布在 xOy 平面上, 即 $[\mathbf{I}_k]_3 = 0 \text{ m}$, $\forall k$. BS 坐标系、RIS 坐标系和全局坐标系具有相同的三维标准正交基.

假设载波频率 $f_c = 28 \text{ GHz}$, UE 最大速度是 1 m/s , 则相应的最大多普勒频移 $f_D \approx 93 \text{ Hz}$. 因此, 设置信道相干间隔 $T_C = 1 \text{ ms}$ ^[47]. 给定系统带宽 $B = 120 \text{ kHz}$, 则 $\tau_c = 120$. 设置 $T_L = 1 \text{ s}$, 一个位置相干间隔包含 1 000 个信道相干间隔. UE_k-BS 上行链路的路径损耗指数 $\Omega = 3.6$. 表 1 列举了更多参数.

表 1 仿真参数设计

参数	符号	数值
位置感知间隔	T_p	1 ms
BS 位置	\mathbf{I}_B	$[5, 5, 9]^T \text{ m}$
RIS 位置	\mathbf{I}_R	$[0, 0, 10]^T \text{ m}$
全局/BS/RIS 旋转矩阵	$\mathbf{V}, \mathbf{V}_B, \mathbf{V}_R$	\mathbf{I}_3
BS 的 UPA 尺寸	$M_{B,x} \times M_{B,z}$	4×4
RIS 的 UPA 尺寸	$M_{R,x} \times M_{R,z}$	10×10
BS 发射功率	P_B	27 dBm
UE 发射功率上限	P_U	23 dBm
噪声功率谱密度	N_0	-174 dBm/Hz
UE 噪声系数	n_f	8 dB
莱斯因子	$\varepsilon_0 = \varepsilon_k$	50
2D-IFFT 维度	$M_{F,x} = M_{F,z}$	256
MLE 搜索维度	$L^{\text{az}} = L^{\text{el}}$	256

6.1 位置感知性能

在本节中, 使用定位算法获取 UE 位置. 首先通过将位置感知结果的 RMSE 与 CRB 进行比较, 从位置参数

误差、角度参数误差两个方面来验证 2D-IFFT 估计算法的有效性. 假设 RIS 元素的相移服从 $[0, 2\pi)$ 上的均匀分布, RIS 相移是随机的, 且不同反射单元的相位分布相互独立. 为了评估定位算法的估计性能, 不失一般性, 选择其中一个 UE 为例. 传输符号长度 $\tau_p = T_p B = 120$. 不失一般性, 本节假设 UE 分布在 $[-r/\sqrt{2}, r/\sqrt{2}, 0] \text{ m}$ ($r > 0$).

图 3 分析了 RIS 元素数量对用户 PEB 估计的影响. 图中选取了 5 个不同的 UE 位置对应 5 个不同的 r 值, 并假设 $M_{R,x} = M_{R,z}$. 随着 RIS 元素的增加, 位置感知性能越来越好, 定位精度与 RIS 元素数量呈高度的正相关, 尽管 RIS 相位是随机给定的. 这是因为, 所考虑的位置估计方案只利用了信道的 LOS 径, NLOS 径在位置估计阶段被视为噪声, 通过 RIS 相位反转技术消除了 BS-UE 链路的 NLOS 径. 而在 BS-RIS 链路和 RIS-UE 链路中, 增加 RIS 元素可以提供更多的可参考径, 提高接收端 SNR, 使位置估计更准确. 此外, 随着 RIS 与 UE 之间距离变小, SNR 增加, PEB 降低. 然而, r 并不是越小越好, 例如, $r=6 \text{ m}$ 时的 PEB 低于 $r=3 \text{ m}$ 时的 PEB. 这是因为, 当 r 很小时, UE 几乎位于 RIS 的下方且距离很近, RIS 反射到 UE 的电磁波不能再近似为平行波束, 采用远场模型进行定位的效果反而会变差.

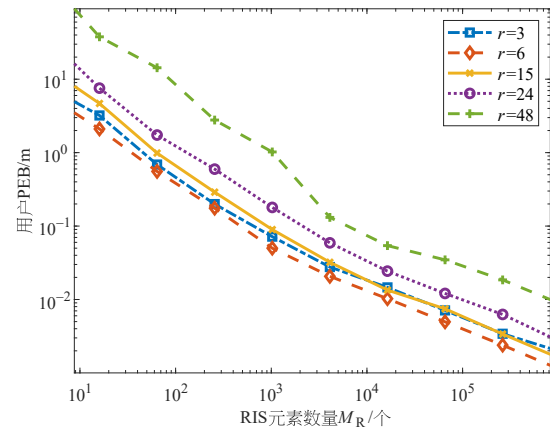
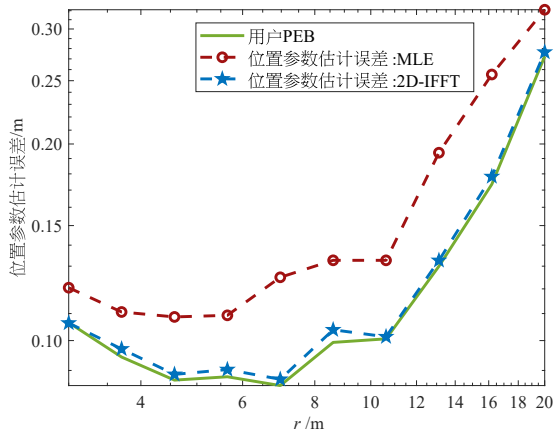


图 3 用户 PEB 与 RIS 元素数量的关系

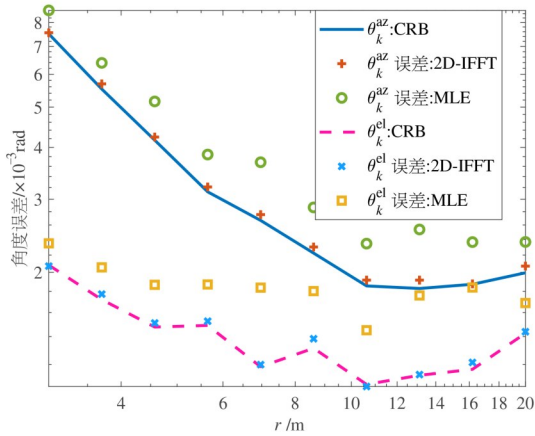
图 4(a) 和图 4(b) 分别从位置参数估计误差、角度参数估计误差两个方面比较 MLE 算法和 2D-IFFT 算法, 其中 $r \in [3 \text{ m}, 20 \text{ m}]$, $M_R = M_{R,x} \times M_{R,z} = 20 \times 20$. 相比传统 MLE 算法, 2D-IFFT 算法的位置估计精度和角度估计精度更高, 且逼近 PEB. 还发现, 在 $r=7 \text{ m}$ 附近的定位效果最好, 精度达到亚米级.

6.2 SP 传输性能

在本节中, 假设用户在 $17 \text{ m} \times 17 \text{ m}$ 的矩形区域中移动, 其中 $x \in [-20 \text{ m}, -3 \text{ m}]$, $y \in [3 \text{ m}, 20 \text{ m}]$, $\forall k$. 用户权重 $\kappa_k = 1 (k=1, 2, \dots, K)$. $\tau_c = 120$, $\Omega = 3.6$, $K=4$, $M_B = 16$, $M_R = 100$. 遗传算法中相关参数设置如下: $N_t = 200$, $N_e = 10$, $N_c =$



(a) 位置参数估计误差



(b) 角度参数估计误差

图4 MLE算法与2D-IFFT算法的定位性能比较

152, $N_m=38, p_m=0.1, \varepsilon=1 \times 10^{-4}$. 基于蒙特卡罗方法随机生成 10 000 个信道求平均得到仿真解. 无特殊说明时, BS 天线阵列满足 $M_{B,x}=M_{B,z}=\sqrt{M_B}$, RIS 元素阵列满足 $M_{R,x}=M_{R,z}=\sqrt{M_R}$, RP 方案采用使用户速率最大的最佳导频长度 $\tau_p=K^{[48]}$, SP 功率优化方案中的初始功率分配方案为 $p_k^{(0)}=q_k^{(0)}=0.5P_U, \forall k$. 此外, 在固定功率分配的 SP 传输方案中, 设 $p_k=oP_U, q_k=(1-o)P_U, \forall k, o \in (0, 1)$.

接下来, 设置对比方案, 用于比较 SP 方案和 RP 方案两种传输方案, 以及观察天线数量、RIS 元素数量对系统加权和速率的影响. 此外, 为了观察 UE 位置估计误差的影响, 在设置对比方案时还考虑了 $I_k(\forall k)$ 及其估计结果 $\tilde{I}_k(\forall k)$. 考虑如下对比方案: 方案一, 基于 I_k 求解优化问题 P1 并计算加权和速率; 方案二, 基于 \tilde{I}_k 求解 P1 并计算加权和速率; 方案三, 基于 \tilde{I}_k 求解 P1, 然后基于 I_k 计算加权和速率.

图 5 展示了 RIS 元素数量对系统加权和速率的影响.

RP (RIS 相位优化) 表示基于 RP 方案的 RIS 相位优化; SP (RIS 相位优化, $o=0.5$) 表示基于固定功率分配的 SP 方案的 RIS 相位优化, 功率分配因子 $o=0.5$; SP (SP-RIS 联合优化) 表示基于 SP 方案的 RIS 相位和功率控制的联合优化, 功率分配因子 $o=0.5$. 可以观察到, RIS 元素的增加会提高系统可达率, 当 $M_R \geq 100$ 时, 曲线逐渐饱和. 另外, 联合优化功率和相位的 SP 方案加权和速率始终高于 RP 方案的加权和速率. 注意到当 $M_R < M_B$ 时, 即 RIS 数量较少, SP 方案的加权和速率约为 RP 方案的 2 倍, 这是因为 RP 方案用于信道估计的导频长度远小于 SP 方案 (即 $K \ll \tau_c$), SP 方案用于信道估计的导频足够多, 信道估计质量更好, 系统速率更高. 此外, 基于 SP 或 RP 的方案一、方案二带来的系统速率增益几乎没有区别, 这是因为估计的位置较为准确.

图 5 还展示了功率分配的影响. 固定功率分配的 SP 方案系统和速率低于 RP 方案, 而联合优化的 SP 方案系统和速率高于 RP 方案, 这一观察结果体现了功率优化的必要性. 还应观察到, 随着 RIS 元素的增加, UE 位置误差对系统和速率的负面影响越来越大, 特别是在 RP 方案和固定功率分配的 SP 方案中. 这是因为 RIS 元素越多, RIS 波束赋形的定向性越强, RIS 的定向接收波束更细, UE 位置的偏移会导致 RIS 接收波束不能对齐 UE, 导致更大的速率损失.

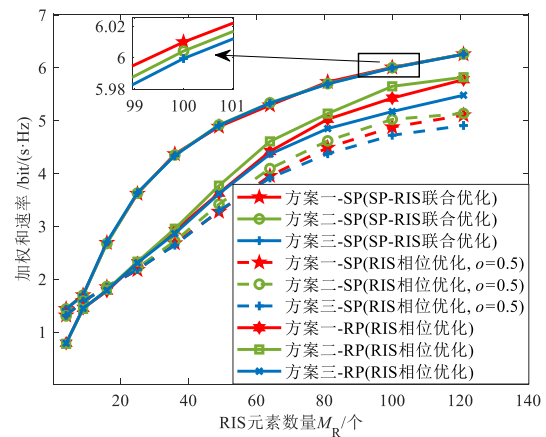


图5 基于SP或RP方案的加权和速率与RIS元素数量关系图

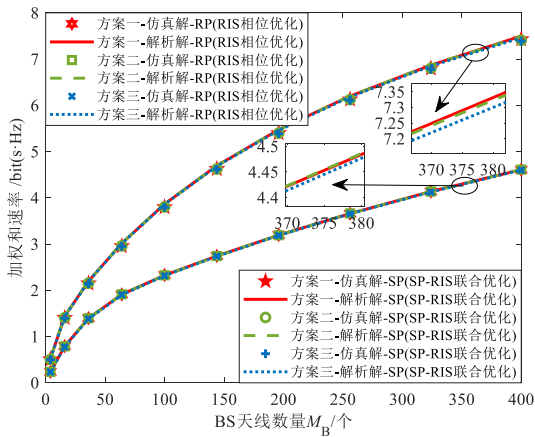
结合上述结果可以发现, RIS 元素较少时定位精度差、系统和速率低; RIS 元素较多时定位效果好, 系统和速率趋于饱和, 但复杂度大大增加.

图 6(a) 和图 6(b) 分别考虑了 $M_R=4$ 和 $M_R=100$ 两种情况, 展示了 BS 天线数量对系统加权和速率的影响. 可以观察到, 在两种 RIS 数量以及不同天线数量情况下, 所推导的系统加权和速率解析解和仿真解非常贴合, 这验证了理论推导闭式表达式的正确性.

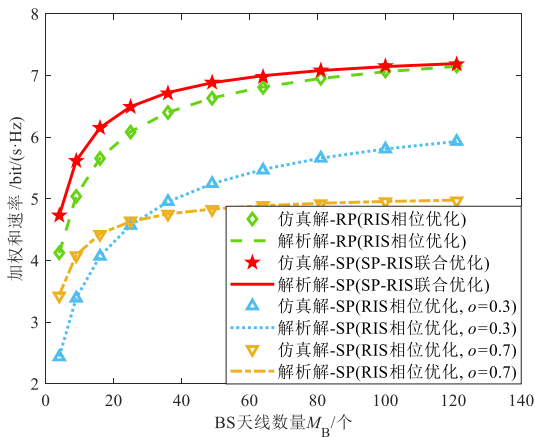
图 6(a) 比较了联合优化功率相位的 SP 方案和仅优

化 RIS 相位的 RP 方案. 首先,随着 BS 天线数量的增加,系统加权和速率先上升后缓和,这是因为增加天线数量可以改善通信系统的分集性能. 其次,方案二的速率始终大于方案三,这反映了用户位置误差对系统速率性能是有损失的. 当 $M_R=4$ 时 RIS 接收波束较宽,可接收范围很大,速率损失很小,可忽略不计. 图 6(b) 中,整体来看,联合优化的 SP 方案性能优于 RP 方案,RP 方案性能优于固定功率分配的 SP 方案. 还可以看出,当天线数量和 RIS 元素数量很多时,很少的导频就能实现准确的信道估计,因此 RP 方案和联合优化的 SP 方案的性能差异变小. 考虑到当前场景下 $K \ll \tau_c$, RP 方案的导频开销可以忽略不计,因此,在信道条件较好状态且用户数很少的情况下,RP 方案的速率性能接近联合优化的 SP 方案性能. 但当 BS 天线数量较少时,SP 方案的性能优于 RP 方案. 还应注意到,RP 方案的系统速率性能显著优于固定功率分配的 SP 方案,体现了 SP 方案功率优化的必要性.

图 7 展示了 UE-BS 链路的路径损耗指数 Ω 对系统加权和速率的影响,其中部分参数设置为 $M_B=16, M_R=$



(a) $M_R=4$



(b) $M_R=100$

图 6 加权和速率与 BS 天线数量关系图

100. 可以看出,无 RIS 情况下的系统性能始终低于有 RIS 的情况. 还可以看出,当 $\Omega < 3.2$ 时,UE-BS 直达链路信道质量良好,优化 RIS 相位对系统速率提升不大. 在有 RIS 情况下,联合优化的 SP 方案的系统速率优于 RP 方案,RP 方案优于固定功率分配的 SP 方案;在无 RIS 情况下,功率优化的 SP 方案系统和速率优于 RP 方案,RP 方案优于固定功率的 SP 方案. 当 $\Omega > 3.6$ 时,UE-BS 直达链路信道越来越弱,UE-RIS-BS 链路信道作为级联信道的主要成分,优化 RIS 相位可以显著提升系统速率. 在优化 RIS 相位的三种方案里,联合优化的 SP 方案的系统速率优于 RP 方案,RP 方案优于固定功率分配的 SP 方案,而另外三种方案的速率快速衰减为 0.

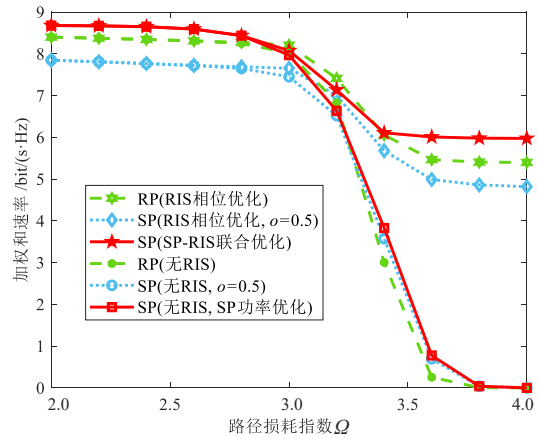


图 7 基于 SP 或 RP 方案的加权和速率与路径损耗指数 Ω 关系图

图 8 展示了 RIS 元素数量对系统加权和速率的影响. 考虑随机 RIS 相位(不做 RIS 优化)和固定功率分配(不做功率优化)两种情况,设置 $M_B=16$. 图 8(a)和图 8(b)两张图分别考虑了 $\Omega=3.2$ 和 $\Omega=3.6$ 两种情况. 容易看出,当 $\Omega=3.2$ 时,UE-BS 链路信道占据级联信道的主要成分,在无线信道环境中引入未经相位优化的 RIS 会破坏原有的信道结构,且 RIS 元素越多,RIS 对无线信道的干扰越大,导致系统和速率大幅下降,因此引入 RIS 情况下的速率低于无 RIS 情况下的速率. 而当 $\Omega=3.6$ 时,UE-RIS-BS 链路信道占据级联信道的主要成分,增加 RIS 元素可以为无线信道提供更多的反射链路,增强接收端的 SINR,因此引入 RIS 情况下的加权和速率优于无 RIS 情况.

7 结语

本文结合 SP 和 RIS 的优势,研究了 RIS 辅助的 UE 位置感知和 SP 传输方案. 首先,设计了通信协议的帧结构,包括多个位置相干间隔,每个位置相干间隔由一个位置感知间隔和多个信道相干间隔组成. 在位置感知间隔中,通过控制 RIS 相位消除 BS-UE 瑞利信道的信号干扰,基于 FIM 分析推导出 PEB. 然后,对比了 2D-IFFT 和

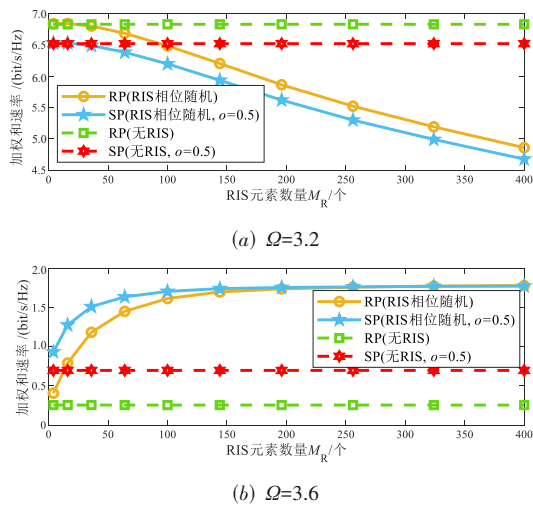


图8 基于SP或RP方案的加权和速率与RIS元素数量关系图

MLE两种定位算法的性能.接着,将位置估计结果进一步应用于所提的联合优化问题,并推导了SP方案系统和速率的闭式表达式.最后,使用BCD算法联合优化SP功率分配和RIS相位,目标是使系统加权和速率最大化.数值结果体现了2D-IFFT算法定位性能的准确性,以及RIS辅助的SP方案速率性能的优越性.

参考文献

- [1] LIU F, CUI Y H, MASOUIROS C, et al. Integrated sensing and communications: Toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(6): 1728-1767.
- [2] 袁正道, 崔建华, 刘飞, 等. 应用贝叶斯模型的盲近场通信感知一体化算法[J]. *电子学报*, 2024, 52(10): 3507-3516. YUAN Z D, CUI J H, LIU F, et al. Blind integrated sensing algorithm for near field communication using Bayesian method[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(10): 3507-3516. (in Chinese)
- [3] LIU R, LI M, LUO H H, et al. Integrated sensing and communication with reconfigurable intelligent surfaces: Opportunities, applications, and future directions[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2023, 30(1): 50-57.
- [4] GUO H Y, LIANG Y C, CHEN J, et al. Weighted sum-rate maximization for reconfigurable intelligent surface aided wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(5): 3064-3076.
- [5] DI RENZO M, ZAPPONE A, DEBBAH M, et al. Smart radio environments empowered by reconfigurable intelligent surfaces: How it works, state of research, and the road ahead[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(11): 2450-2525.
- [6] 胡林, 刘锡炎, 齐倩, 等. 可重构智能表面辅助多用户 NOMA 网络鲁棒资源分配[J]. *电子学报*, 2024, 52(10): 3359-3367. HU L, LIU X Y, QI Q, et al. Robust resource allocation for reconfigurable intelligent surface-assisted multiuser NOMA networks[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(10): 3359-3367. (in Chinese)
- [7] 马露洁, 梁彦, 李飞. 基于统计CSI的空中智能反射面辅助大规模MIMO系统传输优化方案[J]. *物联网学报*, 2024, 8(1): 17-28. MA L J, LIANG Y, LI F. Transmission optimization scheme of aerial intelligent reflecting surface-aided massive MIMO systems based on statistical CSI[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2024, 8(1): 17-28. (in Chinese)
- [8] 李国权, 胡航, 王玥涛, 等. STAR-RIS辅助的CR-SWIPT系统安全波束成形算法[J]. *电子学报*, 2024, 52(12): 4002-4008. LI G Q, HU H, WANG Y T, et al. Secure beamforming algorithm for STAR-RIS assisted cognitive radio systems with SWIPT[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(12): 4002-4008. (in Chinese)
- [9] LI J, ZHOU G, GONG T T, et al. Beamforming design for RIS-aided MIMO ISAC systems based on mutual information[C]//2024 IEEE 35th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Piscataway: IEEE, 2025: 1-7.
- [10] 熊迎香, 徐勇军, 陈前斌, 等. 基于硬件损伤与离散相移的IRS辅助MU-MISO通信系统鲁棒能效优化算法[J]. *电子学报*, 2024, 52(6): 1832-1841. XIONG Y X, XU Y J, CHEN Q B, et al. Robust energy-efficient optimization algorithm for intelligent reflecting surface-aided MU-MISO communication systems with hardware impairments and discrete phases[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(6): 1832-1841. (in Chinese)
- [11] SONG H B, ZHANG M Y, GAO J B, et al. Unsupervised learning-based joint active and passive beamforming design for reconfigurable intelligent surfaces aided wireless networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(3): 892-896.
- [12] HAN Y, TANG W K, JIN S, et al. Large intelligent surface-assisted wireless communication exploiting statistical CSI[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(8): 8238-8242.
- [13] TAO Q, ZHANG S W, ZHONG C J, et al. Weighted sum-rate of intelligent reflecting surface aided multiuser downlink transmission with statistical CSI[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(7): 4925-4937.
- [14] HAN T Y, ZHU Y X, WONG K K, et al. Cell-free fluid antenna multiple access networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(9): 7237-7251.
- [15] XIA W C, JIANG Y J, ZHAO B, et al. Deep unfolded fractional programming-based beamforming in RIS-aided

- MISO systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(2): 515-519.
- [16] WANG Z R, LIU L, CUI S G. Channel estimation for intelligent reflecting surface assisted multiuser communications: Framework, algorithms, and analysis[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(10): 6607-6620.
- [17] HU C, DAI L L, HAN S F, et al. Two-timescale channel estimation for reconfigurable intelligent surface aided wireless communications[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(11): 7736-7747.
- [18] YOU C S, ZHENG B X, ZHANG R. Channel estimation and passive beamforming for intelligent reflecting surface: Discrete phase shift and progressive refinement[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(11): 2604-2620.
- [19] HOEHER P, TUFVESSON F. Channel estimation with superimposed pilot sequence[C]//*Seamless Interconnection for Universal Services. Global Telecommunications Conference. Piscataway: IEEE, 2002: 2162-2166.*
- [20] TONG L, SADLER B M, DONG M. Pilot-assisted wireless transmissions: General model, design criteria, and signal processing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2004, 21(6): 12-25.
- [21] ZHANG Y, QIAO X, YANG L X, et al. Superimposed pilots are beneficial for mitigating pilot contamination in cell-free massive MIMO[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(1): 279-283.
- [22] 宋玉, 杨建新, 金思年, 等. 智能反射面辅助的大规模 MIMO 系统中叠加导频优化设计[J]. *北京邮电大学学报*, 2024, 47(1): 45-50, 99.
- SONG Y, YANG J X, JIN S N, et al. Superimposed pilot optimization design in intelligent reflecting surface-aided massive MIMO system[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2024, 47(1): 45-50, 99. (in Chinese)
- [23] CHEN S Z, SUN S H, KANG S L. System integration of terrestrial mobile communication and satellite communication: The trends, challenges and key technologies in B5G and 6G[J]. *China Communications*, 2020, 17(12): 156-171.
- [24] 王丹阳, 薛秀珍, 魏伟, 等. 基于多天信号合成的优化到达时间差定位算法[J]. *光学技术*, 2022, 48(5): 536-540.
- WANG D Y, XUE X Z, WEI W, et al. Optimal the time difference of arrival location algorithm localization algorithm based on multi-antenna signal combining[J]. *Optical Technique*, 2022, 48(5): 536-540. (in Chinese)
- [25] 赵飞龙, 王丽莉. 5G 多站定位精度分析与提升方法[J]. *物联网学报*, 2023, 7(3): 95-102.
- ZHAO F L, WANG L L. Multi-station positioning accuracy and enhancement method for 5G[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2023, 7(3): 95-102. (in Chinese)
- [26] WEISS A J. On the accuracy of a cellular location system based on RSS measurements[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2003, 52(6): 1508-1518.
- [27] HE J G, WYMEERSCH H, KONG L, et al. Large intelligent surface for positioning in millimeter wave MIMO systems[C]//2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE, 2020: 1-5.
- [28] ELZANATY A, GUERRA A, GUIDI F, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for localization: Position and orientation error bounds[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 5386-5402.
- [29] WYMEERSCH H, DENIS B. Beyond 5G wireless localization with reconfigurable intelligent surfaces[C]//2020 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE, 2020: 1-6.
- [30] KEYKHOSRAVI K, KESKIN M F, SECO-GRANADOS G, et al. SISO RIS-enabled joint 3D downlink localization and synchronization[C]//2021 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE, 2021: 1-6.
- [31] ABRARDO A, DARDARI D, DI RENZO M. Intelligent reflecting surfaces: Sum-rate optimization based on statistical position information[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(10): 7121-7136.
- [32] WANG W, ZHANG W. Joint beam training and positioning for intelligent reflecting surfaces assisted millimeter wave communications[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(10): 6282-6297.
- [33] FASCISTA A, KESKIN M F, COLUCCIA A, et al. RIS-aided joint localization and synchronization with a single-antenna receiver: Beamforming design and low-complexity estimation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2022, 16(5): 1141-1156.
- [34] ZHAO B. RIS-ISAC[EB/OL]. (2025-01-10)[2025-03-13]. <https://github.com/Zhao-Ben/RIS-ISAC>.
- [35] FASCISTA A, COLUCCIA A, WYMEERSCH H, et al. Millimeter-wave downlink positioning with a single-antenna receiver[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(9): 4479-4490.
- [36] KAY S M. *Fundamentals of Statistical Signal Processing*[M]. Englewood Cliffs: PTR Prentice-Hall, 1993.
- [37] VERENZUELA D, BJÖRNSSON E, SANGUINETTI L. Spectral and energy efficiency of superimposed pilots in uplink massive MIMO[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(11): 7099-7115.
- [38] MARZETTA T L, LARSSON E G, YANG H, et al. *Fundamentals of Massive MIMO*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2016.
- [39] REN H, PAN C H, DENG Y S, et al. Joint pilot and payload power allocation for massive-MIMO-enabled URLLC IIoT

networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(5): 816-830.

- [40] BOYD S, KIM S J, VANDENBERGHE L, et al. A tutorial on geometric programming[J]. Optimization and Engineering, 2007, 8(1): 67-127.
- [41] CHIANG M, TAN C W, PALOMAR D P, et al. Power control by geometric programming[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2007, 6(7): 2640-2651.
- [42] GRANT M, BOYD S. CVX: Matlab software for disciplined convex programming[EB/OL]. (2014-03-09)[2025-03-13]. <https://cvxr.com/cvx>.
- [43] VAN CHIEN T, BJÖRNSSON E, LARSSON E G. Joint pilot design and uplink power allocation in multi-cell massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(3): 2000-2015.
- [44] ZHI K D, PAN C H, REN H, et al. Power scaling law analysis and phase shift optimization of RIS-aided massive MIMO systems with statistical CSI[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(5): 3558-3574.
- [45] ZHI K D, PAN C H, REN H, et al. Statistical CSI-based design for reconfigurable intelligent surface-aided massive MIMO systems with direct links[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(5): 1128-1132.
- [46] YE Z, PAN C H, ZHU H L, et al. Tradeoff caching strategy of the outage probability and fronthaul usage in a cloud-RAN[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7): 6383-6397.
- [47] JIANG F, ABRARDO A, KEYKHOSRAVI K, et al. Two-timescale transmission design and RIS optimization for integrated localization and communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(12): 8587-8602.
- [48] CHENG H V, BJÖRNSSON E, LARSSON E G. Uplink pilot and data power control for single cell massive MIMO systems with MRC[C]//2015 International Symposium on Wireless Communication Systems. Piscataway: IEEE, 2016: 396-400.

附录 A

为了推导基于 SP 传输方案的遍历可达速率近似表达式,首先推导 \mathbf{h}_k 的二阶矩.将 \mathbf{f}_k 重写为

$$\mathbf{f}_k = \sqrt{\rho_{B,k}} (\mathbf{f}_k^{(1)} + \mathbf{f}_k^{(2)} + \mathbf{f}_k^{(3)} + \mathbf{f}_k^{(4)}) \quad (\text{A1})$$

其中, $\mathbf{f}_k^{(1)} = \sqrt{\varepsilon_0 \varepsilon_k} \bar{\mathbf{H}}_0 \Phi \bar{\mathbf{b}}_k$; $\mathbf{f}_k^{(2)} = \sqrt{\varepsilon_0} \bar{\mathbf{H}}_0 \Phi \tilde{\mathbf{b}}_k$; $\mathbf{f}_k^{(3)} = \sqrt{\varepsilon_k} \tilde{\mathbf{H}}_0 \Phi \bar{\mathbf{b}}_k$; $\mathbf{f}_k^{(4)} = \tilde{\mathbf{H}}_0 \Phi \tilde{\mathbf{b}}_k$. 考虑到

$$\mathbb{E}\{\|\mathbf{f}_k\|^2\} = \rho_{B,k} \mathbb{E}\left\{\sum_{i=1}^4 (\mathbf{f}_k^{(i)})^H \sum_{j=1}^4 \mathbf{f}_k^{(j)}\right\} = \rho_{B,k} \sum_{i=1}^4 \mathbb{E}\{\|\mathbf{f}_k^{(i)}\|^2\},$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{\|\mathbf{f}_k^{(1)}\|^2\} &= \varepsilon_0 \varepsilon_k M_B |f_k(\Phi)|, \mathbb{E}\{\|\mathbf{f}_k^{(2)}\|^2\} = \varepsilon_0 M_B M_R \\ \mathbb{E}\{\|\mathbf{f}_k^{(3)}\|^2\} &= \varepsilon_k M_B M_R, \mathbb{E}\{\|\mathbf{f}_k^{(4)}\|^2\} = M_B M_R \end{aligned}$$

因此,可以求得:

$$\mathbb{E}\{\|\mathbf{f}_k\|^2\} = M_B \zeta_k \quad (\text{A2})$$

其中, ζ_k 由式(43)给出.进一步,可以计算出:

$$\mathbb{E}\{\|\mathbf{h}_k\|^2\} = \mathbb{E}\{\|\mathbf{f}_k + \mathbf{g}_k\|^2\} = M_B \chi_k \quad (\text{A3})$$

$$\mathbb{E}\{\mathbf{h}_k^H \mathbf{y}_k\} = \sqrt{q_k \tau_C} \mathbb{E}\{\mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_k\} = M_B \sqrt{q_k \tau_C} \chi_k \quad (\text{A4})$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{\|\mathbf{y}_k\|^2\} &= q_k \tau_C \mathbb{E}\{\|\mathbf{h}_k\|^2\} + \frac{1}{\tau_C} \mathbb{E}\{\boldsymbol{\varphi}_k^H \boldsymbol{\Gamma}^H \boldsymbol{\Gamma} \boldsymbol{\varphi}_k\} \\ &\quad + \frac{1}{\tau_C} \sum_{i=1}^K p_i \mathbb{E}\{\boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_i \mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H \boldsymbol{\varphi}_k\} \\ &= M_B \left(q_k \tau_C \chi_k + \sum_{i=1}^K p_i \chi_i + 1 \right) \end{aligned} \quad (\text{A5})$$

此外,容易得到:

$$\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{h}}_k\|^2\} = M_B \lambda_k, \mathbb{E}\{\|\boldsymbol{\epsilon}_k\|^2\} = M_B (\chi_k - \lambda_k) \quad (\text{A6})$$

$$\mathbb{E}\{\|\mathbf{f}_k\|^4\} = M_B \Delta_k, \mathbb{E}\{\mathbf{f}_k^H \mathbf{f}_i\} = M_B \Omega_{ki}$$

此外,根据式(4),变量 $\mathbf{f}_k^H \mathbf{f}_k$ 和 $\mathbf{f}_i^H \mathbf{f}_i$ 的取值并不独立,二者都受到同一个矩阵 $\mathbf{H}_0 \Phi$ 的制约,即 $\mathbb{E}\{\mathbf{f}_k^H \mathbf{f}_k \mathbf{f}_i^H \mathbf{f}_i\} \neq \mathbb{E}\{\mathbf{f}_k^H \mathbf{f}_k\} \times \mathbb{E}\{\mathbf{f}_i^H \mathbf{f}_i\}$. 因此,还需要计算四阶矩,结果为

$$\mathbb{E}\{\mathbf{f}_k^H \mathbf{f}_k \mathbf{f}_i^H \mathbf{f}_i\} = M_B (M_B \zeta_k \zeta_i + \Xi'_{ki}) = M_B \Xi_{ki} \quad (\text{A7})$$

进一步可计算出:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{\mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_k \mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_i\} &= \mathbb{E}\{\mathbf{f}_k^H \mathbf{f}_k \mathbf{f}_i^H \mathbf{f}_i\} + \mathbb{E}\{\mathbf{f}_k^H \mathbf{f}_k \mathbf{g}_i^H \mathbf{g}_i\} \\ &\quad + \mathbb{E}\{\mathbf{g}_k^H \mathbf{g}_k \mathbf{f}_i^H \mathbf{f}_i\} + \mathbb{E}\{\mathbf{g}_k^H \mathbf{g}_k \mathbf{g}_i^H \mathbf{g}_i\} \\ &= M_B [\Xi_{ki} + M_B (\zeta_k \beta_i + \zeta_i \beta_k + \beta_i \beta_k)] \end{aligned} \quad (\text{A8})$$

部分参数如下:

$$\begin{aligned} \Delta_k &= \rho_{B,k}^2 \left\{ M_B (\varepsilon_0 \varepsilon_k)^2 |f_k(\Phi)|^4 \right. \\ &\quad + 2\varepsilon_0 \varepsilon_k |f_k(\Phi)|^2 (2M_B M_R \varepsilon_0 + M_B M_R \varepsilon_k \\ &\quad + M_B M_R + 2M_B + M_R \varepsilon_k + M_R + 2) \\ &\quad + M_B M_R^2 (2\varepsilon_0^2 + \varepsilon_k^2 + 2\varepsilon_0 \varepsilon_k + 2\varepsilon_0 + 2\varepsilon_k + 1) \\ &\quad + M_R^2 (\varepsilon_k^2 + 2\varepsilon_0 \varepsilon_k + 2\varepsilon_0 + 2\varepsilon_k + 1) \\ &\quad \left. + M_B M_R (2\varepsilon_0 + 2\varepsilon_k + 1) + M_R (2\varepsilon_0 + 2\varepsilon_k + 1) \right\} \end{aligned} \quad (\text{A9})$$

$$\begin{aligned} \Omega_{ki} &= \rho_{B,i} \rho_{B,k} \left\{ M_B \varepsilon_0^2 \varepsilon_k \varepsilon_i |f_k(\Phi)|^2 |f_i(\Phi)|^2 \right. \\ &\quad + \varepsilon_0 \varepsilon_k |f_k(\Phi)|^2 \times (\varepsilon_0 M_B M_R + M_R \varepsilon_i + M_R + 2M_B) \\ &\quad \left. + \varepsilon_0 \varepsilon_i |f_i(\Phi)|^2 \times (\varepsilon_0 M_B M_R + M_R \varepsilon_k + M_R + 2M_B) \right\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &+M_R^2(M_B\varepsilon_0^2+\varepsilon_0(\varepsilon_i+\varepsilon_k+2)) \\
 &+M_R^2(\varepsilon_k+1)(\varepsilon_i+1)+M_B\varepsilon_k\varepsilon_i|\bar{\mathbf{b}}_k^H\bar{\mathbf{b}}_i|^2 \\
 &\quad +M_B M_R(2\varepsilon_0+\varepsilon_i+\varepsilon_k+1) \\
 &+2M_B\varepsilon_0\varepsilon_k\varepsilon_i\mathbf{Re}\{f_k^H(\Phi)f_i(\Phi)\bar{\mathbf{b}}_i^H\bar{\mathbf{b}}_k\}
 \end{aligned} \tag{A10}$$

$$\begin{aligned}
 \Xi_{ki} &= M_B \zeta_k \zeta_i + \rho_{B,i} \rho_{B,k} \times \left\{ \varepsilon_k \varepsilon_i |\bar{\mathbf{b}}_i^H \bar{\mathbf{b}}_k|^2 + M_R (\varepsilon_i + \varepsilon_k + 1) \right. \\
 &\quad \left. + 2\varepsilon_0 \varepsilon_k |f_k(\Phi)|^2 + 2\varepsilon_0 \varepsilon_i |f_i(\Phi)|^2 + 2M_R \varepsilon_0 \right\}
 \end{aligned} \tag{A11}$$

$$\Xi'_{ki} = \Xi_{ki} - M_B \zeta_k \zeta_i \tag{A12}$$

然后,可以计算出:

$$\begin{aligned}
 &\mathbb{E}\{\|\mathbf{h}_k\|^4\} \\
 &= \mathbb{E}\{\|\mathbf{f}_k\|^4\} + 2(M_B+1)\beta_k\mathbb{E}\{\|\mathbf{f}_k\|^2\} + M_B(M_B+1)\beta_k^2 \\
 &= M_B[\Delta_k + \beta_k(M_B+1)(2\zeta_k + \beta_k)], \\
 &\mathbb{E}\{|\mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_i|^2\} = \mathbb{E}\{|\mathbf{f}_k^H \mathbf{f}_i|^2\} + \mathbb{E}\{|\mathbf{f}_k^H \mathbf{g}_i|^2\} \\
 &\quad + \mathbb{E}\{|\mathbf{g}_k^H \mathbf{f}_i|^2\} + \mathbb{E}\{|\mathbf{g}_k^H \mathbf{g}_i|^2\} \\
 &= M_B(\Omega_{ki} + \beta_i \zeta_k + \beta_k \zeta_i + \beta_k \beta_i).
 \end{aligned}$$

式(49)还涉及以下参数:

$$\begin{aligned}
 Y_k &= \rho_{B,k}^2 \times \left\{ 2\varepsilon_0 \varepsilon_k |f_k(\Phi)|^2 (\varepsilon_0 M_B M_R + M_B M_R + 2) \right. \\
 &\quad \left. + M_B M_R^2 (\varepsilon_0^2 + 2\varepsilon_0 \varepsilon_k + 2\varepsilon_0 + 2\varepsilon_k + 1) \right. \\
 &\quad \left. + M_R (2\varepsilon_0 + 2\varepsilon_k + 1) \right\}
 \end{aligned} \tag{A13}$$

$$\begin{aligned}
 \varpi_k &= \rho_{B,k}^2 \times \left\{ 2\varepsilon_0 \varepsilon_k |f_k(\Phi)|^2 \right. \\
 &\quad \times (\varepsilon_0 M_B M_R + 2M_B + M_R \varepsilon_k + M_R) \\
 &\quad \left. + M_R^2 (2\varepsilon_0 \varepsilon_k + 2\varepsilon_0 + 2\varepsilon_k + M_B \varepsilon_0^2 + 1) \right. \\
 &\quad \left. + M_B M_R (2\varepsilon_0 + 2\varepsilon_k + 1) \right\}
 \end{aligned} \tag{A14}$$

$$\nabla_{ij} = \chi_i \chi_j - \zeta_i \zeta_j \tag{A15}$$

上述计算参考了文献[44]和文献[45]中的结论.

接下来计算 UE_k 的 SINR:

$$\mathbf{Z}_k^{(1)} = M_B^2 \lambda_k^2 \tag{A16}$$

$$\mathbb{E}\{|\mathbf{Z}_k^{(2)}|^2\} = \lambda_k^2 \chi_k^{-2} M_B [\Delta_k + \beta_k(M_B+1)(2\zeta_k + \beta_k)] \tag{A17}$$

$$|\mathbb{E}\{\mathbf{Z}_k^{(2)}\}|^2 = \lambda_k^2 \chi_k^{-2} |\mathbb{E}\{\mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_k\}|^2 = M_B^2 \lambda_k^2 \tag{A18}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Var}(\mathbf{Z}_k^{(2)}) &= \mathbb{E}\{|\mathbf{Z}_k^{(2)}|^2\} - |\mathbb{E}\{\mathbf{Z}_k^{(2)}\}|^2 \\
 &= M_B \lambda_k^2 \chi_k^{-2} (\Delta_k + 2\beta_k \zeta_k + \beta_k^2 - M_B \zeta_k^2)
 \end{aligned} \tag{A19}$$

计算 \mathbf{z}_k^H :

$$\begin{aligned}
 &\mathbb{E}\{\|\mathbf{z}_k^H - \mathbb{E}\{\mathbf{z}_k^H\}\|^2\} \\
 &= \mathbb{E}\{\|\mathbf{z}_k^H\|^2\} - \|\mathbb{E}\{\mathbf{z}_k^H\}\|^2 \\
 &= \underbrace{\sum_{i=1}^4 \mathbb{E}\{\|\mathbf{z}_{k,i}^H\|^2\}}_{\Pi_1} - \underbrace{\sum_{i=1}^4 \|\mathbb{E}\{\mathbf{z}_{k,i}^H\}\|^2}_{\Pi_2} \\
 &\quad - 2 \mathbf{Re} \left\{ \underbrace{\sum_{i=1}^4 \sum_{j=i+1}^4 \mathbb{E}\{\mathbf{z}_{k,i}^H\} \mathbb{E}\{\mathbf{z}_{k,j}^H\}}_{\Pi_3} \right\} \\
 &\quad + 2 \mathbf{Re} \left\{ \underbrace{\mathbb{E}\left\{ \sum_{i=1}^4 \sum_{j=i+1}^4 \mathbf{z}_{k,i}^H \mathbf{z}_{k,j}^H \right\}}_{\Pi_4} \right\}
 \end{aligned} \tag{A20}$$

步骤 a: 计算 Π_1 .

$$\begin{aligned}
 &\mathbb{E}\{\|\mathbf{z}_{k,1}^H\|^2\} \\
 &= p_k \mathbb{E}\{\|\bar{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{h}_k \mathbf{v}_k^H\|^2\} \\
 &= p_k c_k^2 \mathbb{E}\left\{ \underbrace{\left\| \sum_{i=1}^K \sqrt{\frac{p_i}{\tau_C}} \boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_i \mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_k \mathbf{v}_k^H \right\|^2}_{A1} \right\} \\
 &\quad + p_k c_k^2 \mathbb{E}\left\{ \underbrace{\left\| \frac{\boldsymbol{\varphi}_k^H}{\sqrt{\tau_C}} \boldsymbol{\Gamma}^H \mathbf{h}_k \mathbf{v}_k^H \right\|^2}_{A2} \right\}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 A1 &= \mathbb{E}\left\{ \underbrace{\left\| \sqrt{p_k/\tau_C} \boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_k \mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_k \mathbf{v}_k^H \right\|^2}_{A11} \right\} \\
 &\quad + \mathbb{E}\left\{ \underbrace{\left\| \sum_{i \neq k}^K \sqrt{p_i/\tau_C} \boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_i \mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_k \mathbf{v}_k^H \right\|^2}_{A12} \right\},
 \end{aligned}$$

$$A2 = \mathbb{E}\{\mathbf{v}_k^H \mathbf{h}_k^H \boldsymbol{\Gamma} \boldsymbol{\Gamma}^H \mathbf{h}_k \mathbf{v}_k\} = M_B \tau_C \chi_k.$$

$A11$ 和 $A12$ 分别表示为

$$\begin{aligned}
 A11 &= \frac{p_k}{\tau_C} \left\{ \boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbb{E}\{\|\mathbf{h}_k\|^4\} \mathbb{E}\{(\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^H)^2\} \boldsymbol{\varphi}_k \right\} \\
 &= M_B p_k (\tau_C + 1) \Delta_k, \\
 &\quad + M_B p_k \beta_k (\tau_C + 1) (M_B + 1) (\zeta_k + \chi_k)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 A12 &= \sum_{i \neq k}^K \frac{p_i}{\tau_C} \mathbb{E}\left\{ \left\| \boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_i \mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_k \mathbf{v}_k^H \right\|^2 \right\} \\
 &= M_B \tau_C \sum_{i \neq k}^K p_i (\Omega_{ki} + \beta_i \zeta_k + \beta_k \zeta_i + \beta_k \beta_i)
 \end{aligned}$$

其中,由 Isserlis 定理可知 $\mathbb{E}\{(\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^H)^2\} = (\tau_C + 1) \mathbf{I}_{\tau_C}$.

因此,

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}\left\{\left\|\mathbf{z}_{k,1}^H\right\|^2\right\} &= M_B p_k^2 c_k^2 (\tau_C + 1) \Delta_k + M_B p_k c_k^2 \tau_C \chi_k \\
&\quad + M_B \beta_k p_k^2 c_k^2 (\tau_C + 1) (M_B + 1) (\zeta_k + \chi_k) \\
&\quad + M_B p_k c_k^2 \tau_C \sum_{i \neq k} p_i (\Omega_{ki} + \beta_i \zeta_k + \beta_k \zeta_i + \beta_k \beta_i) \\
&= M_B p_k^2 c_k^2 (\tau_C + 1) \Delta_k \\
&\quad + M_B \beta_k p_k^2 c_k^2 (M_B \tau_C + M_B + 1) (\zeta_k + \chi_k) \\
&\quad + M_B p_k c_k^2 \tau_C \sum_{i=1}^K p_i (\beta_i \zeta_k + \beta_k \zeta_i + \beta_k \beta_i) \\
&\quad + M_B p_k c_k^2 \tau_C \sum_{i \neq k} p_i \Omega_{ki} + M_B p_k c_k^2 \tau_C \chi_k
\end{aligned} \tag{A21}$$

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}\left\{\left\|\mathbf{z}_{k,2}^H\right\|^2\right\} &= \mathbb{E}\left\{\underbrace{\left\|\sum_{i \neq k}^K \sqrt{p_i} c_k \sqrt{q_k \tau_C} \mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H\right\|^2}_{B1}\right\} \\
&\quad + \mathbb{E}\left\{\underbrace{\left\|\sum_{i \neq k}^K \sqrt{p_i} c_k \sum_{j=1}^K \sqrt{\frac{p_j}{\tau_C}} \boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_j \mathbf{h}_j^H \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H\right\|^2}_{B2}\right\} \\
&\quad + \mathbb{E}\left\{\underbrace{\left\|\sum_{i \neq k}^K \sqrt{p_i} c_k \frac{\boldsymbol{\varphi}_k^H}{\sqrt{\tau_C}} \boldsymbol{\Gamma}^H \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H\right\|^2}_{B3}\right\}
\end{aligned} \tag{A22}$$

$$\begin{aligned}
B1 &= q_k c_k^2 \tau_C^2 \sum_{i \neq k}^K p_i \mathbb{E}\left\{\left|\mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_i\right|^2\right\} \\
&= M_B q_k c_k^2 \tau_C^2 \sum_{i \neq k}^K p_i \Omega_{ki} \\
&\quad + M_B q_k c_k^2 \tau_C^2 \sum_{i \neq k}^K p_i (\beta_i \zeta_k + \beta_k \zeta_i + \beta_k \beta_i)
\end{aligned} \tag{A23}$$

$$\begin{aligned}
B2 &= \mathbb{E}\left\{\underbrace{\left\|\sum_{i \neq k}^K \sqrt{p_i} c_k \sqrt{\frac{p_i}{\tau_C}} \boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_i \mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H\right\|^2}_{B21}\right\} \\
&\quad + \mathbb{E}\left\{\underbrace{\left\|\sum_{i \neq k}^K \sqrt{p_i} c_k \sum_{j \neq i}^K \sqrt{\frac{p_j}{\tau_C}} \boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_j \mathbf{h}_j^H \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H\right\|^2}_{B22}\right\}
\end{aligned} \tag{A24}$$

$$\begin{aligned}
B21 &= \frac{c_k^2}{\tau_C} \mathbb{E}\left\{\sum_{i \neq k}^K p_i^2 \boldsymbol{\varphi}_k^H (\mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H)^2 \|\mathbf{h}_i\|^4 \boldsymbol{\varphi}_k\right\} \\
&\quad + \frac{c_k^2}{\tau_C} \mathbb{E}\left\{\sum_{i \neq k}^K \sum_{j \neq i}^K p_i p_j \boldsymbol{\varphi}_k^H \times (\mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H) (\mathbf{v}_j \mathbf{v}_j^H) \|\mathbf{h}_i\|^2 \|\mathbf{h}_j\|^2 \boldsymbol{\varphi}_k\right\}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= M_B c_k^2 \sum_{i \neq k}^K \left\{ p_i^2 ((\tau_C + 1) \Delta_i + 2(\tau_C + 1) \beta_i \zeta_i) \right. \\
&\quad \left. + M_B^2 c_k^2 \sum_{i \neq k}^K \sum_{j \neq k}^K p_i p_j (\beta_i \zeta_j + \beta_j \zeta_i + \beta_i \beta_j) \right. \\
&\quad \left. + M_B c_k^2 \sum_{i \neq k}^K \sum_{j \neq i}^K p_i p_j \Xi_{ij} \right\}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
B22 &= c_k^2 \sum_{i \neq k}^K \sum_{j \neq i}^K \frac{p_i p_j}{\tau_C} \mathbb{E}\left\{\left\|\boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_j \mathbf{h}_j^H \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H\right\|^2\right\} \\
&= M_B \tau_C c_k^2 \sum_{i \neq k}^K \sum_{j \neq i}^K \left\{ p_i p_j \times (\Omega_{ij} + \beta_i \zeta_j + \beta_j \zeta_i + \beta_i \beta_j) \right\}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
B3 &= \frac{c_k^2}{\tau_C} \mathbb{E}\left\{\sqrt{p_i p_j} \times \sum_{i \neq k}^K \sum_{j \neq k}^K \boldsymbol{\varphi}_k^H \boldsymbol{\Gamma}^H \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H \mathbf{v}_j \mathbf{h}_j^H \boldsymbol{\Gamma} \boldsymbol{\varphi}_k\right\} \\
&= M_B \tau_C c_k^2 \sum_{i \neq k}^K p_i \chi_i
\end{aligned} \tag{A25}$$

因此,

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}\left\{\left\|\mathbf{z}_{k,2}^H\right\|^2\right\} &= M_B q_k c_k^2 \tau_C^2 \sum_{i \neq k}^K p_i \Omega_{ki} \\
&\quad + M_B q_k c_k^2 \tau_C^2 \sum_{i \neq k}^K p_i (\beta_i \zeta_k + \beta_k \zeta_i + \beta_k \beta_i) \\
&\quad + M_B c_k^2 \sum_{i \neq k}^K \left\{ p_i^2 ((\tau_C + 1) \Delta_i + 2(\tau_C + 1) \beta_i \zeta_i) \right. \\
&\quad \left. + M_B^2 c_k^2 \sum_{i \neq k}^K \sum_{j \neq k}^K p_i p_j (\beta_i \zeta_j + \beta_j \zeta_i + \beta_i \beta_j) \right. \\
&\quad \left. + M_B c_k^2 \sum_{i \neq k}^K \sum_{j \neq i}^K p_i p_j \Xi_{ij} + M_B \tau_C c_k^2 \sum_{i \neq k}^K p_i \chi_i \right. \\
&\quad \left. + M_B \tau_C c_k^2 \sum_{i \neq k}^K \sum_{j \neq i}^K \left\{ p_i p_j \times (\Omega_{ij} + \beta_i \zeta_j + \beta_j \zeta_i + \beta_i \beta_j) \right\} \right\}
\end{aligned} \tag{A26}$$

$$\mathbb{E}\left\{\left\|\mathbf{z}_{k,3}^H\right\|^2\right\} = \sum_{i=1}^K q_i \mathbb{E}\left\{\hat{\mathbf{h}}_k^H \epsilon_i \boldsymbol{\varphi}_i^H \boldsymbol{\varphi}_i \epsilon_i^H \hat{\mathbf{h}}_k\right\} = M_B \tau_C \lambda_k \sum_{i=1}^K q_i (\chi_i - \lambda_i)$$

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}\left\{\left\|\mathbf{z}_{k,4}^H\right\|^2\right\} &= \mathbb{E}\left\{\underbrace{\left\|c_k \sqrt{q_k \tau_C} \mathbf{h}_k^H \boldsymbol{\Gamma}\right\|^2}_{D1}\right\} \\
&\quad + \mathbb{E}\left\{\underbrace{\left\|c_k \sum_{i=1}^K \sqrt{\frac{p_i}{\tau_C}} \boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_i \mathbf{h}_i^H \boldsymbol{\Gamma}\right\|^2}_{D2}\right\} + \mathbb{E}\left\{\underbrace{\left\|c_k \boldsymbol{\varphi}_k^H \frac{\boldsymbol{\Gamma}^H \boldsymbol{\Gamma}}{\sqrt{\tau_C}}\right\|^2}_{D3}\right\}
\end{aligned} \tag{A27}$$

其中:

$$D1 = M_B q_k \tau_C^2 c_k^2 \chi_k$$

$$D2 = \frac{c_k^2}{\tau_C} \sum_{i=1}^K p_i \mathbb{E}\left\{\boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_i \mathbf{h}_i^H \boldsymbol{\Gamma} \boldsymbol{\Gamma}^H \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i^H \boldsymbol{\varphi}_k\right\} = M_B \tau_C c_k^2 \sum_{i=1}^K p_i \chi_i$$

$$D3 = c_k^2 M_B (M_B + \tau_C) \quad (A28)$$

其中,使用 Isserlis 定理计算 $D3$ 矩阵的四阶矩,即 $\mathbb{E}\{(\mathbf{\Gamma}^H \mathbf{\Gamma})^2\} = M_B(\tau_C + M_B) \mathbf{I}_{\tau_C}$. 因此,

$$\mathbb{E}\left\{\|\mathbf{z}_{k,4}^H\|^2\right\} = M_B c_k^2 \times \left(q_k \tau_C^2 \chi_k + M_B + \tau_C + \tau_C \sum_{i=1}^K p_i \chi_i\right).$$

步骤 b: 计算 \prod_2 .

$$\begin{aligned} \left\|\mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,1}^H\right\}\right\|^2 &= p_k c_k^2 \left\|\mathbb{E}\left\{\sqrt{\frac{p_k}{\tau_C}} \boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_k \mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_k \mathbf{v}_k\right\}\right\|^2 \\ &= M_B^2 c_k^2 p_k^2 \chi_k^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \left\|\mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,2}^H\right\}\right\|^2 &= c_k^2 \left\|\mathbb{E}\left\{\sum_{i \neq k}^K \frac{p_i}{\sqrt{\tau_C}} \boldsymbol{\varphi}_k^H \mathbf{v}_i \mathbf{h}_i^H \mathbf{h}_i \mathbf{v}_i\right\}\right\|^2 \\ &= M_B^2 c_k^2 \left(\sum_{i \neq k}^K p_i \chi_i\right)^2 \end{aligned}$$

$$\left\|\mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,3}^H\right\}\right\|^2 = 0$$

$$\left\|\mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,4}^H\right\}\right\|^2 = \left\|\mathbb{E}\left\{c_k \boldsymbol{\varphi}_k^H \frac{\mathbf{\Gamma}^H \mathbf{\Gamma}}{\sqrt{\tau_C}}\right\}\right\|^2 = M_B^2 c_k^2.$$

步骤 c: 计算 \prod_3 .

$$\begin{aligned} \prod_3 &= \mathbf{Re}\left\{\mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,1}^H\right\} \mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,2}\right\}\right. \\ &\quad \left. + \mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,1}^H\right\} \mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,4}\right\} + \mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,2}^H\right\} \mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,4}\right\}\right\} \\ &= M_B^2 c_k^2 p_k \chi_k \sum_{i \neq k}^K p_i \chi_i + M_B^2 c_k^2 p_k \chi_k + M_B^2 c_k^2 \sum_{i \neq k}^K p_i \chi_i \end{aligned}$$

步骤 d: 计算 \prod_4 .

$$\begin{aligned} \prod_4 &= \mathbf{Re}\left\{\mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,1}^H \mathbf{z}_{k,2}\right\} + \mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,1}^H \mathbf{z}_{k,4}\right\} + \mathbb{E}\left\{\mathbf{z}_{k,2}^H \mathbf{z}_{k,4}\right\}\right\} \\ &= M_B p_k c_k^2 \sum_{i \neq k}^K \left\{p_i (\varepsilon_{ik} + M_B \beta_k \zeta_i + M_B \beta_i \zeta_k + M_B \beta_k \beta_i)\right\} \\ &\quad + M_B^2 p_k c_k^2 \chi_k + M_B^2 c_k^2 \sum_{i \neq k}^K p_i \chi_i. \end{aligned}$$

最后,将式 (A16)、式 (A19) 和式 (A20) 代入式 (48) 中.

证毕.

作者简介



赵 贵 男,2001 年生,山东泰安人. 现为南京邮电大学硕士研究生. 主要研究方向为可重构智能表面、通感一体化技术等. 中国电子学会会员编号: E190182285M.
E-mail: 2771634565@qq.com



倪芝洋 女,1986 年生,江苏南京人. 现为江苏第二师范学院教授、硕士生导师. 主要研究方向为人工智能在无线通信中的应用、可重构智能反射表面、去蜂窝大规模 MIMO、未来网络与资源分配等.
E-mail: niyy@njupt.edu.cn



夏文超 男,1991 年生,江苏盐城人. 现为南京邮电大学副教授、硕士生导师. 主要研究方向为边缘智能无线通信、通感一体化、大规模 MIMO 等. 中国电子学会会员编号: E190024955M.
E-mail: xiawenchao@njupt.edu.cn



朱洪波 男,1956 年生,江苏扬州人. 现为南京邮电大学教授、博士生导师,南京邮电大学原副校长、物联网研究院院长,江苏省“泛在无线通信与物联网”科技创新团队带头人. 主要研究方向为移动通信与宽带无线技术、无线通信与电磁兼容等. 中国电子学会会员编号: E190006640F.
E-mail: zhuhb@njupt.edu.cn



赵海涛 男,1983 年生,山东潍坊人. 现为南京邮电大学教授、博士生导师. 主要研究方向为物联网、车联网、智能网络、多媒体信道建模、容量预测和无线网络编码等. 中国电子学会会员编号: E190022504S.
E-mail: zhaoh@njupt.edu.cn