



研究与开发

## 超大规模MIMO系统的离网格混合场信道估计算法

杨黎明, 谭旭, 肖清华

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

**摘要:** 在超大规模多输入多输出 (extremely large-scale multiple-input multiple-output, XL-MIMO) 系统中, 实现对混合场信道状态信息 (channel state information, CSI) 的高精度估计仍是未来6G网络高速传输的核心挑战之一。针对传统混合场信道估计算法固定网格划分导致的精度限制问题, 提出了一种两阶段离网格混合场信道估计算法。该算法在第一阶段对远场角域和近场极域进行联合稀疏表示, 通过遍历远近场路径比例参数并分配路径配额, 利用稀疏梯度追踪在联合字典上交替搜索远近场原子, 结合逐行最小均方 (least mean square, LMS) 算法的增量残差更新路径支撑, 获得混合场信道的粗估计。在初始支撑的基础上, 算法在第二阶段利用数值梯度与线搜索相结合的牛顿迭代, 对路径角度和距离等参数进行精细估计, 从而重构完整混合场信道。仿真结果表明, 在不同信噪比、用户天线数量等场景下, 所提算法的归一化均方误差 (normalized mean squared error, NMSE) 始终优于传统混合场信道估计算法, 相比现有的离网格随机梯度追踪 (stochastic gradient pursuit, SGP) 算法其性能提升 1.5~3 dB。

**关键词:** 超大规模多输入多输出; 混合场信道; 信道估计; 离网格算法; 增量残差

**中图分类号:** TN929.5

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-0801.DXKX260019

## Off-grid hybrid-field channel estimation algorithm for extremely large-scale MIMO systems

Yang Liming, Tan Xu, Xiao Qinghua

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

**Abstract:** In extremely large-scale multiple-input multiple-output (XL-MIMO) systems, accurate acquisition of hybrid-field channel state information (CSI) remains one of the key challenges for high-rate transmission in future 6G networks. To overcome the accuracy limitation caused by fixed grid partitioning in conventional hybrid-field channel estimation schemes, a two-stage off-grid hybrid-field channel estimation algorithm was developed. In the first stage, the far-field angular domain and near-field polar domain were jointly sparsely represented. By traversing the ratio be-

收稿日期: 2026-01-08; 修回日期: 2026-02-01

通信作者: 谭旭, 2269979662@qq.com

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

**Foundation Item:** Chongqing Natural Science Foundation Innovation and Development Joint Fund (SatNet) (No. CSTB2023NSCQ-LZX0114)



tween far-field and near-field paths and allocating the path quota, sparse gradient pursuit was applied to a joint dictionary to alternately search for far-field and near-field atoms, while an incremental residual update based on a row-wise least meansquare (LMS) algorithm was employed to obtain a coarse estimate of the hybrid-field channel. On the basis of the initial support, a Newton iteration combining numerical gradients and line search were used to refine continuous parameters such as path angles and distances by the second stage, thereby reconstructing the complete hybrid-field channel. Simulation results demonstrate that, for different signal-to-noise ratios and numbers of user antennas, the normalized mean square error (NMSE) of the proposed scheme is consistently lower than that of conventional hybrid-field channel estimation algorithms, and it achieves a performance gain of 1.5~3 dB compared with an existing off-grid stochastic gradient pursuit (SGP) algorithm.

**Key words:** extremely large-scale multiple-input multiple-output (XL-MIMO), hybrid-field channel, channel estimation, off-grid algorithm, incremental residual

## 0 引言

超大规模多输入多输出 (extremely large-scale multiple-input multiple-output, XL-MIMO) 技术具有丰富的空间自由度, 被视为面向未来的第六代移动通信技术 (6G) 中极具潜力的关键技术之一<sup>[1]</sup>。XL-MIMO 系统通过在基站 (base station, BS) 侧集中部署数百至数千根天线单元, 形成超大规模天线阵列, 从而将空间复用增益和波束成形能力提升至一个新的高度, 并且显著提升频谱效率与系统容量<sup>[2]</sup>。然而, 与传统大规模 MIMO 系统相比, 由于 XL-MIMO 系统阵列孔径大幅增加带来新的电磁与传播特性, 天线辐射电磁会使远场与近场同时存在<sup>[3]</sup>。具体而言, XL-MIMO 系统的引入会使得瑞利距离显著增大, 这意味着散射体的分布将同时覆盖基站的远场和近场区域, 从而在实际的 XL-MIMO 系统中形成混合场通信场景<sup>[4]</sup>。在此场景下, 信道传播环境更加复杂, 信道状态信息的准确获取显得尤为重要。因此, 开发高效且稳健的混合场信道估计算法对于实现 6G 超高速传输至关重要<sup>[5]</sup>。

目前, XL-MIMO 系统的信道估计主要有 3 类研究思路: 远场信道估计、近场信道估计以及混合场信道估计。对于远场信道估计, 信号传播满足平面波假设, 信道在角度域呈现稀疏性, 文献[6]提

出了一种改进压缩采样匹配追踪与离网优化的联合方法, 通过连续域角度优化, 有效缓解了固定栅格带来的网格失配问题, 为 XL-MIMO 系统远场信道估计提供了一种高度适应性的解决方案。对于近场信道估计, 当用户设备 (user equipment, UE) 或散射体位于基站阵列近场区域时, 需要基于球面波假设建模, 而不是传统的平面波构建模型。文献[7]利用近场信道在极域的稀疏性, 提出了基于网格和离网格的两种极域近场信道估计算法。仿真结果表明, 离网格算法通过连续域参数精修有效缓解网格失配, 相比基于网格的方法, 在近场 XL-MIMO 场景中具有更优的信道估计精度。对于混合场信道估计, 部分散射体位于基站的远场, 而另一些则位于基站的近场, 因此需要同时考虑信道中远场路径和近场路径分量。针对这种情况, 文献[8]构建了一种同时包含远场与近场路径分量的混合场信道模型, 通过角域和极域两种变换矩阵将同一物理信道表示为两个稀疏向量。在此基础上, 提出了混合场正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法, 分域逐次追踪并联合回代, 从而同时恢复远场和近场路径分量。另外, 针对混合场信道估计中需依赖远场与近场信道路径比例这一先验信息的问题, 文献[9]提出了一种准则来确定该比例的取值, 随后再获取对应的信道分量估计结果。该

方法首先假设信道全为远场,采用远场OMP算法恢复信道路径并记录残差,再以最小残差为初始值,按固定步长调整远近场路径比例,然后结合OMP算法完成混合场信道估计。仿真结果表明,该算法在混合场信道估计中表现出优异性能。文献[10]针对远近场路径比例未知的情况,通过角域波束宽度判决自适应区分远近场路径,并在角域与极域中分别重构两类路径分量,最后采用动态正交匹配追踪算法完成混合场信道估计。文献[11]针对混合场信道稀疏结构,提出了两种基于随机梯度追踪(stochastic gradient pursuit, SGP)的混合场信道估计算法。在远近场路径比例已知的场景下,采用基于网格的SGP信道估计方案。当远近场路径比例未知的情况下,则引入基于离网SGP混合场信道估计方案,通过在连续域采用交替最小化优化信道参数有效缓解了网格失配导致的离网误差。仿真结果表明,离网SGP算法的NMSE性能在不同场景下均优于所对比的其他算法。文献[12]将卷积自动编码器与基于OMP的混合场信道估计算法相结合,通过深度网络对OMP粗估计结果进行去噪与精修,从而显著提升了低信噪比条件下的信道估计精度。文献[13]面向XL-MIMO系统提出了轻量化深度学习信道估计框架,以数据驱动方式实现对不同信道统计量的远场和近场用户的通用解决方案。

在上述XL-MIMO系统信道估计相关研究中,大多数算法假设信道参数严格落在预定义网格上,但这类方法的网格划分容易存在网格失配问题,实际的离网格偏差会引发能量泄露,从而影响信道估计精度<sup>[14]</sup>。虽然基于深度学习的解决方案提供了显著的NMSE性能优势,但是它们有明显的局限性,例如对其他场景的适用性以及大量高质量数据集的依赖性。同时,尽管现有一些离网格算法运用在XL-MIMO系统信道估计中,但是其适用性和有效性仍然是一个值得进一步研究的领域<sup>[15]</sup>。例如,文献[7]离网算法采用连续参

数交替细化并配合回溯线搜索缓解网格失配,但需要较多迭代来逼近高精度,在低信噪比场景下不稳定且更偏于近场建模,对混合场覆盖不充分,从而鲁棒性受限。文献[11]在离网阶段采用交替最小化将多个参数块反复循环更新,随着阵列规模增大,单次迭代计算量和总循环次数明显上升,导致整体运行开销较大,有效性降低。此外,将混合场信道估计扩展到多天线用户设备以及确保在不同信噪比条件下的鲁棒性方面仍面临挑战<sup>[16]</sup>。基于这些挑战,开发高效且稳健的离网格混合场信道估计算法对于实现6G超高速传输至关重要。

本文主要创新点和贡献如下。首先,本文深入研究了具有多天线用户的混合场信道模型,在远近场路径比例未知的场景下,提出了一种基于梯度追踪<sup>[17]</sup>思想和牛顿迭代思想的两阶段离网格混合场信道估计算法。具体而言,在第一阶段,算法遍历远近场路径比例参数并为每个取值分配原子选取配额,然后对每个比例参数执行联合远近场的原子追踪,通过角域与极域相关性动态选择支撑,最后利用逐行LMS算法与增量残差更新提升计算效率,并以残差最小准则选取最优比例与其初始估计。在第二阶段,为进一步提升估计精度,将第一阶段得到的支撑集上采用二维牛顿方向并结合小正则与回溯线搜索实现稳定下降,随后用闭式最小二乘更新增益并将该路径贡献写回信道与残差,相比现有离网算法需要较大迭代开销,本文算法在较少内循环迭代下有效缓解网格失配并降低计算负担,从而提升了算法的鲁棒性和有效性。此外,已有牛顿化正交匹配追踪算法用于线谱连续估计,采用每次加入新分量后循环细化全部已选分量<sup>[18]</sup>。本文第二阶段虽同样采用牛顿法离网细化,但其支撑由第一阶段的联合原子追踪确定,随后仅在该支撑上进行混合场参数的局部离网修正,因此本文算法与该算法存在本质差异。

在此基础上,仿真结果表明,在远近场路径



比例未知的情况下, 本文提出的两阶段离网格混合场信道估计算法在不同信噪比、用户天线数量等场景下, 相较于传统在网混合场信道估计算法和现有离网格混合场信道估计算法展现出明显的优势, 显著提高了混合场信道估计的精度。

## 1 系统模型

本文考虑了一个时分双工 (time division duplex, TDD) 模式下的 XL-MIMO 混合场上行通信系统。其中 UE 端配备了由  $N_u$  根天线构成的发射阵列向 BS 发送上行信号, BS 端配备了由  $N_b$  根天线构成的均匀线性天线阵列<sup>[19]</sup> (uniform linear array, ULA) 用于接收来自 UE 的信号, 相邻天线间距为  $d = \lambda_c/2$ , 其中  $\lambda_c$  表示载波波长。XL-MIMO 混合场系统模型如图 1 所示。

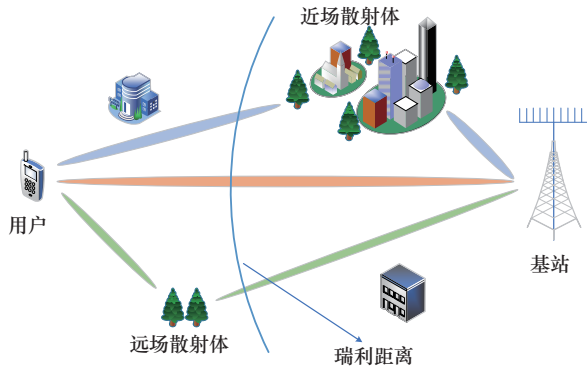


图1 XL-MIMO 混合场系统模型

设  $\mathbf{H} \in \mathbf{C}^{N_b \times N_u}$ , 表示从用户设备到基站的信道矩阵。UE 以发送导频长度为  $\tau$  的导频信号传输时, 在 BS 端接收到的信号表达式为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{F}\mathbf{X}^T + \mathbf{N} \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{F} \in \mathbf{C}^{N_u \times N_u}$  表示导频阶段 UE 的预编码矩阵,  $\mathbf{X} \in \mathbf{C}^{\tau \times N_u}$  为导频矩阵并满足归一化条件  $\mathbf{X}^T \mathbf{X}^* = \mathbf{I}_{N_u}$ ,  $\mathbf{N} \in \mathbf{C}^{N_b \times \tau}$  为加性白噪声矩阵, 其元素独立同分布并且服从  $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$  的正态分布, 方差  $\sigma^2$  为噪声功率。另外, UE 端的发射功率需要满足约束  $\text{tr}(\mathbf{F}\mathbf{F}^H) = f$ , 其中  $f$  为 UE 的总发射功

率。为实现对信道矩阵  $\mathbf{H}$  的估计, 首先对接收信号与归一化导频矩阵  $\mathbf{X}^*/\sqrt{\tau}$  做相关, 从而在基站处获得  $\mathbf{Y}_r$ , 该过程可表示为:

$$\mathbf{Y}_r = \frac{1}{\sqrt{\tau}} \mathbf{Y}\mathbf{X}^* = \frac{1}{\sqrt{\tau}} (\mathbf{H}\mathbf{F}\mathbf{X}^T + \mathbf{N})\mathbf{X}^* = \sqrt{\tau} \mathbf{H}\mathbf{F} + \mathbf{N}_r \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{N}_r = \frac{1}{\sqrt{\tau}} \mathbf{N}\mathbf{X}^* \in \mathbf{C}^{N_b \times N_u}$  为等效噪声。

### 1.1 信道模型

在 XL-MIMO 无线通信系统中, 电磁辐射场基于瑞利距离  $R = 2D^2/\lambda_c$  可划分为远场与近场, 不同的场会形成不同的信道模型, 远场区域和近场区域如图 2 所示, 其中  $D$  表示阵列孔径。

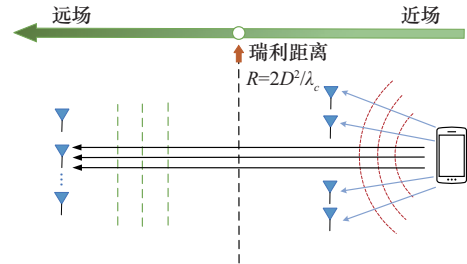


图2 远场区域和近场区域

当某一条路径中, 用户与基站之间的距离大于瑞利距离  $R$  时, 则认为用户位于基站阵列的远场区域, 信号传播可近似为平面波。相反, 当用户与基站之间的距离小于  $R$  时, 则认为用户处于基站阵列的近场区域, 信号传播可近似为球面波。因此, 在 XL-MIMO 系统混合场通信场景中, 实际链路的信道通常同时呈现远场与近场两类传播特征, 可视为由远场分量与近场分量叠加而成。

#### 1.1.1 远场信道建模

当用户天线阵列与散射体的传播距离大于瑞利距离时, 可将电磁辐射场视为远场区域, 因此为了简化建模, 远场信道基于平面波前假设进行建立<sup>[20]</sup>。

远场信道建模如图 3 所示, 在远场条件下,

阵列孔径内波前近似为平面波，阵列响应仅与角度有关，因此其远场信道模型  $\mathbf{H}_f$  可以表示为：

$$\mathbf{H}_f = \sqrt{\frac{N_b N_u}{L-1}} \sum_{l_f=1}^{L_f} \alpha_{l_f} \mathbf{a}_b(\theta_{b,l_f}) \mathbf{a}_u^H(\theta_{u,l_f}) \quad (3)$$

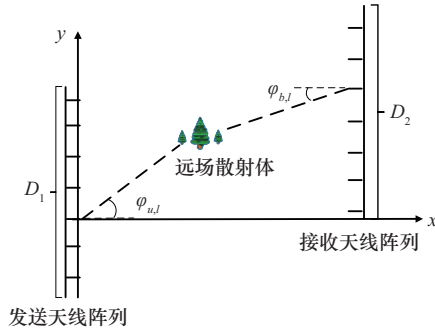


图3 远场信道建模

其中， $L$  表示用户和基站之间总路径数，由一条主导视距 (line of sight, LoS) 路径和  $L-1$  条非视距 (non-line of sight, NLoS) 路径组成。在实际通信系统中，可以利用各种技术来估计路径数  $L$ ，例如，文献[21]把空间域信道投影到波束域做阈值检测，超阈值点数就是路径数。因此，本文假设  $L$  是已知的，并把重点放在已知  $L$  条件下的信道估计上。此外， $\alpha_{l_f}$  为第  $l_f$  条远场路径的复增益， $L_f$  表示远场路径数， $\mathbf{a}_b(\theta_{b,l_f})$  和  $\mathbf{a}_u(\theta_{u,l_f})$  分别表示基站和用户设备端的远场导向矢量，可以表示为：

$$\mathbf{a}_b(\theta_{b,l}) = \frac{1}{\sqrt{N_b}} [1, e^{-j\pi\theta_{b,l}}, \dots, e^{-j\pi(N_b-1)\theta_{b,l}}]^H \quad (4)$$

$$\mathbf{a}_u(\theta_{u,l}) = \frac{1}{\sqrt{N_u}} [1, e^{-j\pi\theta_{u,l}}, \dots, e^{-j\pi(N_u-1)\theta_{u,l}}]^H \quad (5)$$

其中， $\theta_{b,l}$  和  $\theta_{u,l}$  分别表示基站和用户第  $l$  条远场导向矢量角度的正弦值，可表示为：

$$\theta_{b,l} = \sin(\varphi_{b,l}), \theta_{u,l} = \sin(\varphi_{u,l}) \quad (6)$$

其中， $\varphi_{b,l}$  和  $\varphi_{u,l}$  分别表示基站和用户的实际物理角度，其取值范围为  $(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$ 。

在实际的无线通信系统中，有效散射体的数量有限，因此远场信道在角域的表达  $\mathbf{H}_f^A \in \mathbf{C}^{N_b \times N_u}$

往往呈现稀疏性。可以通过离散傅里叶变换 (discrete Fourier transform, DFT) 矩阵从  $\mathbf{H}_f$  中推导出来，可表示为：

$$\mathbf{H}_f = \mathbf{U}_b \mathbf{H}_f^A \mathbf{U}_u^H \quad (7)$$

其中， $\mathbf{U}_b$  和  $\mathbf{U}_u$  分别表示为基站和用户的 DFT 矩阵，其表示为：

$$\mathbf{U}_b = [\mathbf{a}_b(\theta_1), \mathbf{a}_b(\theta_2), \dots, \mathbf{a}_b(\theta_{N_b})] \quad (8)$$

$$\mathbf{U}_u = [\mathbf{a}_u(\theta_1), \mathbf{a}_u(\theta_2), \dots, \mathbf{a}_u(\theta_{N_u})] \quad (9)$$

其中， $\mathbf{U}_b \in \mathbf{C}^{N_b \times N_b}$  和  $\mathbf{U}_u \in \mathbf{C}^{N_u \times N_u}$  是酉矩阵， $\theta_n$  表示 DFT 矩阵中的采样角度，其表示为：

$$\theta_{n_b} = \frac{2n_b - N_b - 1}{N_b}, \quad n_b = 1, 2, \dots, N_b \quad (10)$$

$$\theta_{n_u} = \frac{2n_u - N_u - 1}{N_u}, \quad n_u = 1, 2, \dots, N_u \quad (11)$$

### 1.1.2 近场信道建模

当用户天线阵列与散射体的传播距离小于瑞利距离时，此时信道传播处于近场区域，不同于远场信道平面波前建模，近场信道基于球面波前假设进行建立<sup>[22]</sup>。

近场信道模型如图4所示，近场传播条件下各阵元到散射体的传播距离不同，从而使阵列响应同时受角度与距离参数影响，信号呈现球面波特性。因此，近场信道模型  $\mathbf{H}_n$  可以表示为：

$$\mathbf{H}_n = \sqrt{\frac{N_b N_u}{L-1}} \sum_{l_n=1}^{L_n} \beta_{l_n} \mathbf{b}_b(\theta_{b,l_n}, r_{b,l_n}) \mathbf{b}_u^H(\theta_{u,l_n}, r_{u,l_n}) \quad (12)$$

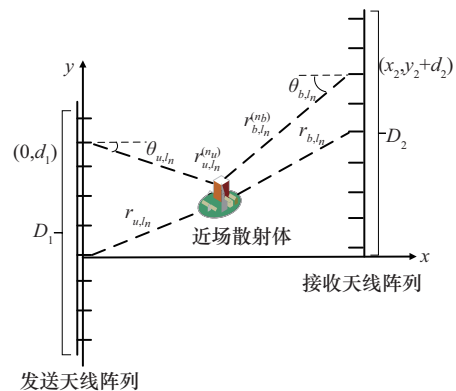


图4 近场信道模型



其中,  $L$  表示总路径数,  $L_n$  表示近场路径数,  $\beta_{l_n}$  为第  $l_n$  条近场路径的复增益,  $\mathbf{b}_b(\theta_{b,l_n}, r_{b,l_n})$  和  $\mathbf{b}_u(\theta_{u,l_n}, r_{u,l_n})$  分别表示基于球面波前假设的基站和用户设备的近场导向矢量, 可表示为:

$$\mathbf{b}_b(\theta_{b,l_n}, r_{b,l_n}) = \frac{1}{\sqrt{N_b}} [e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}(r_{b,l_n}^{(1)} - r_{b,l_n})}, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}(r_{b,l_n}^{(N_b)} - r_{b,l_n})}]^T \quad (13)$$

$$\mathbf{b}_u(\theta_{u,l_n}, r_{u,l_n}) = \frac{1}{\sqrt{N_u}} [e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}(r_{u,l_n}^{(1)} - r_{u,l_n})}, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}(r_{u,l_n}^{(N_u)} - r_{u,l_n})}]^T \quad (14)$$

其中,  $\theta_{b,l_n}$  和  $\theta_{u,l_n}$  分别表示第  $l_n$  条近场路径分量的角度,  $r_{b,l_n}$  和  $r_{u,l_n}$  分别表示第  $l_n$  条近场路径分量的基站和用户设备天线阵列中心之间的距离, 其第  $l_n$  条路径散射体到基站第  $n_b$  个天线和到用户设备第  $n_u$  个天线之间的距离表达式为:

$$r_{b,l_n}^{(n_b)} = \sqrt{r_{b,l_n}^2 + \omega_{b,n_b}^2 d^2 - 2r_{b,l_n} \omega_{b,n_b} d \sin \theta_{b,l_n}} \quad (15)$$

$$r_{u,l_n}^{(n_u)} = \sqrt{r_{u,l_n}^2 + \omega_{u,n_u}^2 d^2 - 2r_{u,l_n} \omega_{u,n_u} d \sin \theta_{u,l_n}} \quad (16)$$

其中,  $\omega_{b,n_b} d$  和  $\omega_{u,n_u} d$  分别表示基站第  $n_b$  个天线和用户设备第  $n_u$  个天线到中心阵列天线的距离,  $\omega_{b,n_b}$  和  $\omega_{u,n_u}$  其表达式分别为:

$$\omega_{b,n_b} = n_b - \frac{N_b - 1}{2}, n_b = 1, 2, \dots, N_b \quad (17)$$

$$\omega_{u,n_u} = n_u - \frac{N_u - 1}{2}, n_u = 1, 2, \dots, N_u \quad (18)$$

与远场信道在角域表现出显著的稀疏性不同, 近场信道由于引入了一个路径距离的参数, 近场信道的角度和距离联合特性无法有效地利用 DFT 矩阵, 为解决这一问题, 本文采用极域变换矩阵, 将近场信道转换为极域表示, 从而恢复其稀疏性, 极域变换矩阵<sup>[7]</sup>可表示为:

$$\mathbf{D}_b = [\mathbf{b}_b(\theta_{1,r_{\theta_{1,1}}}), \dots, \mathbf{b}_b(\theta_{1,r_{\theta_{1,m_1}}}), \dots, \mathbf{b}_b(\theta_{1,r_{\theta_{1,M_1}}}), \dots, \mathbf{b}_b(\theta_{N_b,r_{\theta_{N_b,1}}}), \dots, \mathbf{b}_b(\theta_{N_b,r_{\theta_{N_b,m_{N_b}}})}, \dots, \mathbf{b}_b(\theta_{N_b,r_{\theta_{N_b,M_{N_b}}})}] \quad (19)$$

$$\mathbf{D}_u = [\mathbf{b}_u(\theta_{1,r_{\theta_{1,1}}}), \dots, \mathbf{b}_u(\theta_{1,r_{\theta_{1,m_1}}}), \dots, \mathbf{b}_u(\theta_{1,r_{\theta_{1,M_1}}}), \dots, \mathbf{b}_u(\theta_{N_u,r_{\theta_{N_u,1}}}), \dots, \mathbf{b}_u(\theta_{N_u,r_{\theta_{N_u,m_{N_u}}})}, \dots, \mathbf{b}_u(\theta_{N_u,r_{\theta_{N_u,M_{N_u}}})}] \quad (20)$$

其中,  $\mathbf{D}_b \in \mathbf{C}^{N_b \times M_b}$  和  $\mathbf{D}_u \in \mathbf{C}^{N_u \times M_u}$  分别表示基站和用户设备的极域变换矩阵, 其列向量对应近场阵列的导向矢量, 包含了采样角度  $\theta_{N_b}$ 、 $\theta_{N_u}$  和采样距离  $r_{\theta_{n_b,m_{n_b}}}$ 、 $r_{\theta_{n_u,m_{n_u}}}$ , 其中  $n_b \in [1, 2, \dots, N_b]$ ,  $n_u \in [1, 2, \dots, N_u]$ ,  $m_{n_b} \in [1, 2, \dots, M_{n_b}]$ ,  $m_{n_u} \in [1, 2, \dots, M_{n_u}]$ , 此外,  $M_{n_b}$  和  $M_{n_u}$  分别表示采样角度  $\theta_{N_b}$ 、 $\theta_{N_u}$  的采样距离数量, 其基站和用户设备的极域原子总数分别表示为:

$$M_b = \sum_{n_b=1}^{N_b} M_{b,n_b}, M_u = \sum_{n_u=1}^{N_u} M_{u,n_u} \quad (21)$$

基于上述极域变换矩阵  $\mathbf{D}_b$  和  $\mathbf{D}_u$ , 近场信道可以用稀疏极域信道  $\mathbf{H}^p$  来表示为  $\mathbf{H}_n = \mathbf{D}_b \mathbf{H}_n^p \mathbf{D}_u^H$ .

### 1.1.3 混合场信道建模

在实际 XL-MIMO 通信系统中, 散射体的空间分布具有随机性, 其位置可能位于远场区域, 也可能分布在近场区域。在此情形下, 仅考虑单一的远场信道建模或近场信道建模, 难以准确刻画复杂通信环境下的信道特性。因此, 需要构建同时包含远场与近场路径分量的混合场信道模型, 用来描述 XL-MIMO 系统的信号传播过程<sup>[23]</sup>。

混合场信道模型如图 5 所示, XL-MIMO 系统中的混合场信道可表示为远场和近场信道分量的线性叠加组成, 远场和近场分量分别在角域和极域具有稀疏性。此外, 基站和用户设备端的天线阵列均采用 ULA 表示。因此, XL-MIMO 系统的混合场信道  $\mathbf{H}$  可表示为:

$$\mathbf{H} = \mathbf{H}_f + \mathbf{H}_n = \mathbf{U}_b \mathbf{H}_f^A \mathbf{U}_u^H + \mathbf{D}_b \mathbf{H}_n^p \mathbf{D}_u^H \quad (22)$$

由式 (22) 可知, 混合场信道是由远场和近场组合而成。为了分别估计远场和近场信道, 通常需要预先确定远场和近场路径的数目。因

此, 本文引入一个新的变量  $\gamma$ , 满足  $0 \leq \gamma \leq 1$ , 使其远场路径  $L_f = \gamma L$ , 近场路径  $L_n = L - L_f$ 。最后, 利用这些信道估计来重新构建整个混合场信道。

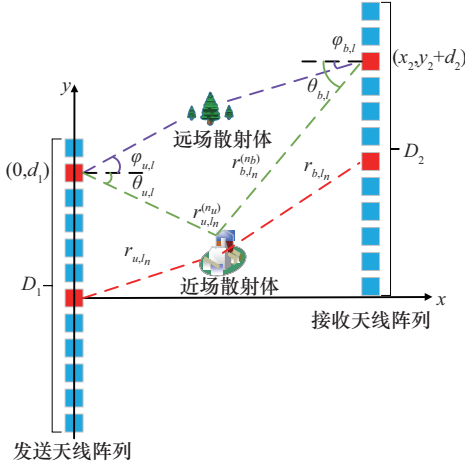


图5 混合场信道模型

将式 (22) 代入式 (2), 可得到导频信号为:

$$Y_r = \sqrt{\tau} U_b H_f^A U_u^H F + \sqrt{\tau} D_b H_n^P D_u^H F + N_r \quad (23)$$

由  $\text{vec}(ABC) = (C^T \otimes A) \text{vec}(B)$  可知<sup>[11]</sup>, 将  $Y_r$  重新写为:

$$y_r = \sqrt{\tau} (F^T U_b^* \otimes U_u) h_f^A + \sqrt{\tau} (F^T D_b^* \otimes D_u) h_n^P + n_r \quad (24)$$

其中,  $\otimes$  为克罗内克积,  $h_f = \text{vec}(H_f) \in \mathbf{C}^{N_b N_u \times 1}$ ,  $h_n = \text{vec}(H_n) \in \mathbf{C}^{M_b M_u \times 1}$ ,  $n_r = \text{vec}(N_r) \in \mathbf{C}^{N_b N_u \times 1}$ 。

## 2 混合场信道估计算法

在介绍混合场信道估计之前, 首先重写接收到的导频信号  $y_r$ , 由式 (24) 可见, 导频接收向量  $y_r$  可以看成远场和近场两部分信道分量在不同变换矩阵下的线性叠加。为便于后续算法设计, 对上述表达式进行整理。定义远场、近场感知矩阵分别为:

$$A_F = \sqrt{\tau} (F^T U_b^* \otimes U_u) \in \mathbf{C}^{N_b N_u \times N_b N_u} \quad (25)$$

$$A_N = \sqrt{\tau} (F^T D_b^* \otimes D_u) \in \mathbf{C}^{N_b N_u \times M_b M_u} \quad (26)$$

并且构建联合感知矩阵为:

$$A = [A_F, A_N] \in \mathbf{C}^{N_b N_u \times (N_b N_u + M_b M_u)} \quad (27)$$

因此, 上述导频接收模型可统一写成:

$$y_r = A h + n_r \quad (28)$$

其中,  $h = [h_f^A, h_n^P]^T \in \mathbf{C}^{(N_b N_u + M_b M_u) \times 1}$ , 由于在给定时频资源内, 混合场信道仅由少数有限条远场与近场路径构成, 向量  $h$  在联合字典  $A$  上具有显著的稀疏性。然而, 传统 OMP、SGP 等基于网格的稀疏重构算法需要预先在角度和距离域构造离散网格, 当真实路径参数落在网格点之间时会产生明显的网格失配。并且, 若事先无法准确获得远场与近场路径数量的比例参数  $\gamma$ , 仅采用固定字典的单一稀疏追踪难以同时兼顾两类分量的估计精度。

因此, 针对 XL-MIMO 系统中同时存在远场与近场传播路径的信道特性, 本文设计了一种分两阶段执行的离网格混合场信道估计算法。算法首先在联合远场字典上进行稀疏支持集的快速搜索, 再对初始估计参数进行精细化调整, 以提升估计精度和鲁棒性。

以下是本文所研究的混合场信道估计算法的具体步骤。

### 算法1 混合场信道估计算法

**输入:** 接收导频信号  $y_r$ , 远场感知矩阵  $A_F$ , 近场感知矩阵  $A_N$ , 联合感知矩阵  $A$ , 信道总路径数  $L$ , 远近场路径比例参数  $\gamma$ , LMS 算法的步长  $\mu$ 。

**初始化:** 远场支撑集  $\Omega_F = \emptyset$ , 近场支撑集  $\Omega_N = \emptyset$ , 残差向量  $r = y_r$ 。

**阶段一:** 远场角域与近场极域的同步粗估计

(1) 初始化远场和近场稀疏信道估计向量:

$$\hat{h}_f^A = \mathbf{0}_{N_b N_u \times 1}, \hat{h}_n^P = \mathbf{0}_{M_b M_u \times 1}。$$

(2) 初始化联合稀疏信道估计向量:  $\hat{h} =$

$$[\hat{h}_f^A, \hat{h}_n^P]^T \in \mathbf{C}^{(N_b N_u + M_b M_u) \times 1}。$$



(3) 对参数  $\gamma$  进行遍历: for  $\gamma = \frac{L-1}{L}, \frac{L-2}{L}, \dots, 0$ 。

(4) 设定当前  $\gamma$  下的远场和近场目标路径数  $N_F^{\text{tar}} = \text{round}(\gamma L)$ ,  $N_N^{\text{tar}} = L - N_F^{\text{tar}}$ 。

(5) 初始化计数器  $\text{cnt}_F = 0, \text{cnt}_N = 0$ 。

(6) 对迭代计数  $l$  循环执行下面各个步骤: for 迭代次数  $l = 1, 2, \dots, L$ 。

(7) 通过计算式  $s_F, n_F = \text{argmax}_{n=1, \dots, N_b N_u} |A_F^H(:, n)r|$  和计算式  $s_N, n_N = \text{argmax}_{n=1, \dots, M_b M_u} |A_N^H(:, n)r|$  分别计算残差在远场字典和近场字典上的最大相关及索引。

(8) 计算当前剩余迭代次数  $\text{rem} = L - l + 1$ , 以及远场和近场分别距离目标路径的配额缺口  $\text{def}_F = \max(0, N_F^{\text{tar}} - \text{cnt}_F)$ ,  $\text{def}_N = \max(0, N_N^{\text{tar}} - \text{cnt}_N)$ 。

(9) 当某侧满足  $\text{def}_F = \text{rem} > 0$  且  $\text{def}_N \neq \text{rem}$  (或  $\text{def}_N = \text{rem} > 0$  且  $\text{def}_F \neq \text{rem}$ ), 则为补齐配额强制从该侧选路径; 否则, 在仍有配额缺口 ( $\text{def}_F > 0$  或  $\text{def}_N > 0$ ) 的远、近场之间按相关度大小  $s_F, s_N$  择优选取; 当两侧配额均已满足 ( $\text{def}_F = 0$  且  $\text{def}_N = 0$ ) 时, 直接比较  $s_F$  与  $s_N$ , 选择相关度较大的一侧。

(10) 若选择远场, 则令本次选中的路径索引  $\eta = n_F$ , 同时远场计数加一:  $\text{cnt}_F \leftarrow \text{cnt}_F + 1$ ; 否则 (选择近场), 令  $\eta = N_b N_u + n_N$  (将近场索引平移到联合字典的位置), 并令近场计数加一:  $\text{cnt}_N \leftarrow \text{cnt}_N + 1$ 。

(11) 更新联合支持集:  $\Omega \leftarrow \Omega \cup \{\eta\}$ , 并且构造当前支撑子矩阵与系数:  $B = A(:, \Omega), x = \tilde{h}(\Omega), x_{\text{old}} = x$ 。

(12) 通过 LMS 算法对每一行观测执行更新, 即令  $m = 1, 2, \dots, N_b N_u$  依次循环, 取当前行向量  $c = B(m, :)$ , 计算瞬时误差  $e = y_l(m) - cx$ , 再按步长  $\mu$  更新系数向量  $x = x + \mu e c^H$ , 最后得到联合

支撑上的稀疏向量  $\tilde{h}(\Omega) = x$ 。

(13) 采用增量更新残差: 先求系数增量  $\Delta x = x - x_{\text{old}}$ , 然后  $r \leftarrow r - B \Delta x$ 。

(14) end for // 结束内层循环, 至此已完成当前参数  $\gamma$  下的  $L$  次联合选取与更新。

(15) 若当前残差的二范数满足  $\|r\|_2 < \text{best\_norm}$ , 则更新全局最优残差及其对应的稀疏信道估计向量  $\text{best\_norm} = \|r\|_2, \hat{h} = \tilde{h}$ 。

(16) end for // 结束外层循环, 完成对所有  $\gamma$  的遍历。

(17) 从  $\hat{h}$  中分别分离出远场和近场系数向量  $\hat{h}_f^A = \hat{h}(1:N_b N_u)$ ,  $\hat{h}_n^P = \hat{h}(N_b N_u + 1:N_b N_u + M_b M_u)$ 。

(18) 得到远场支撑集合  $\Omega_F = \text{supp}(\hat{h}_f^A)$ , 近场支撑集合  $\Omega_N = \text{supp}(\hat{h}_n^P)$ , 以及路径增益向量  $g = \hat{h}(\Omega_F \cup (N_b N_u + \Omega_N))$ 。

阶段二: 优化信道参数

(19) 利用粗估稀疏信道向量以及对应的网格标签, 构造远场与近场路径参数初值: 远场路径集合  $\rho_F^{(0)} = \left\{ \left( \theta_{R,l}^{(0)}, \theta_{T,l}^{(0)}, g_l^{(0)} \right) \right\}_{l \in \Omega_F}$ , 近场路径集合  $\rho_N^{(0)} = \left\{ \left( \theta_{R,l}^{(0)}, r_{R,l}^{(0)}, \theta_{T,l}^{(0)}, r_{T,l}^{(0)}, g_l^{(0)} \right) \right\}_{l \in \Omega_N}$ , 并据此得到初始信道向量  $\hat{h}^{(0)}$ 。

(20) 对每条远场路径  $l \in \Omega_F$ , 在排除该路径后的残差  $y_l^{(f)}$  上, 以式 (34) 给出的目标函数  $f_F(\theta_{R,l}, \theta_{T,l})$  为代价, 采用二维牛顿法并结合回溯线搜索更新其接收端与发射端角度参数  $(\theta_{R,l}^{(\text{ref})}, \theta_{T,l}^{(\text{ref})})$ , 见式 (40); 在新的角度下, 按照式 (41) 的最小二乘闭式解更新增益  $g_l^{(\text{ref})}$ , 并按照式 (42) 将该路径贡献写回  $\hat{h}^{(\text{ref})}$ 。

(21) 对每条近场路径  $l \in \Omega_N$ , 在排除该路径后的残差  $y_l^{(n)}$  上, 以式 (34) 中的近场目标函数  $f_N(\theta_{R,l}, r_{R,l}, \theta_{T,l}, r_{T,l})$  为代价, 采用二维牛顿法更新接收端角度与距离参数  $(\theta_{R,l}^{(\text{ref})}, r_{R,l}^{(\text{ref})})$ , 见式 (40); 并按照式 (41) 更新增益  $g_l^{(\text{ref})}$ , 并按照式 (42)

将该路径贡献写回信道以更新  $\hat{\mathbf{h}}^{(\text{ref})}$ 。

(22) 完成所有路径精修后, 根据式 (43) 得到精修信道向量  $\hat{\mathbf{h}}^{(\text{ref})}$ , 并将其重排为混合场信道矩阵  $\hat{\mathbf{H}}$ 。

第一阶段中采用基于网格的联合稀疏追踪作为初始化, 引入远近场路径比例参数  $\gamma$  并从  $L-1/L$  到 0 以  $1/L$  的步长进行遍历。对每个候选  $\gamma$ , 分配远、近场目标路径数分别为:

$$N_F^{\text{tar}} = \text{round}(\gamma L), N_N^{\text{tar}} = L - N_F^{\text{tar}} \quad (29)$$

其中,  $L$  为总迭代数。在第  $l$  次联合追踪迭代 ( $l=1, 2, \dots, L$ ) 中, 分别计算残差在远场字典与近场字典上的最大相关度及其索引为:

$$s_F = \max_{n \in \{1, \dots, N_b N_u\}} \left| \mathbf{A}_F(:, n)^H \mathbf{r} \right|, n_F = \text{argmax}_{n \in \{1, \dots, N_b N_u\}} \left| \mathbf{A}_F(:, n)^H \mathbf{r} \right| \quad (30)$$

$$s_N = \max_{n \in \{1, \dots, M_b M_u\}} \left| \mathbf{A}_N(:, n)^H \mathbf{r} \right|, n_N = \text{argmax}_{n \in \{1, \dots, M_b M_u\}} \left| \mathbf{A}_N(:, n)^H \mathbf{r} \right| \quad (31)$$

其中,  $\mathbf{r}$  为当前残差向量,  $\mathbf{A}_F(:, n)^H, \mathbf{A}_N(:, n)^H$  分别为远场字典  $\mathbf{A}_F$  和近场字典  $\mathbf{A}_N$  的第  $n$  列原子的共轭转置,  $s_F$  与  $s_N$  分别表示残差在远近场字典上的最大内积幅值, 而  $n_F$  与  $n_N$  分别为达到该最大相关度的原子索引, 用于确定本次迭代的远近场候选路径。为满足远近场配额约束, 定义当前剩余迭代次数与配额缺口为:

$$\text{rem} = L - l + 1, \text{def}_F = \max(0, N_F^{\text{tar}} - \text{cnt}_F), \text{def}_N = \max(0, N_N^{\text{tar}} - \text{cnt}_N) \quad (32)$$

其中,  $\text{cnt}_F$  和  $\text{cnt}_N$  分别表示截至第  $l-1$  次迭代已选择的远场与近场路径数,  $\text{rem}$  表示当前剩余迭代次数,  $\text{def}_F$  与  $\text{def}_N$  分别表示相对于目标配额的缺口。当  $\text{def}_F = \text{rem} > 0$  时, 为保证最终满足远场配额约束, 本轮必须选择远场候选; 同理, 当  $\text{def}_N = \text{rem} > 0$  时必须选择近场候选; 否则, 比较远近场候选的相关度  $s_F$  与  $s_N$ , 并选择相关度更大的候选原子进行更新。由此确定本轮选中路径索引  $\eta$  为:

$$\eta = \begin{cases} n_F, & \text{选择远场路径, cnt}_F \leftarrow \text{cnt}_F + 1 \\ N_b N_u + n_N, & \text{选择近场路径, cnt}_N \leftarrow \text{cnt}_N + 1 \end{cases} \quad (33)$$

更新联合支持集:  $\Omega \leftarrow \Omega \cup \{\eta\}$ , 并且构造当前支撑子矩阵与系数:  $\mathbf{B} = \mathbf{A}(:, \Omega), \mathbf{x} = \tilde{\mathbf{h}}(\Omega), \mathbf{x}_{\text{old}} = \mathbf{x}$ , 其中,  $\mathbf{A}(:, \Omega)$  表示从  $\mathbf{A}$  中抽取由  $\Omega$  指定的列所组成的子矩阵,  $\tilde{\mathbf{h}}(\Omega)$  表示取其在支持集  $\Omega$  上的子向量,  $\mathbf{x}_{\text{old}}$  表示记录更新前的支撑系数。随后采用逐行 LMS 对系数进行更新, 相比传统 LS 需要进行高维矩阵求逆, 逐行 LMS 通过递推方式更新系数, 有效降低了系数更新复杂度, 见算法 1 步骤 (12) 所示, 对第  $m$  个观测, 取  $\mathbf{c} = \mathbf{B}(m, :)$ , 瞬时误差为  $e = \mathbf{y}_t(m) - \mathbf{c}\mathbf{x}$ , 并按  $\mathbf{x} = \mathbf{x} + \mu \mathbf{e}\mathbf{c}^H$  进行更新, 其中  $\mu$  为步长。该更新等价于对瞬时平方误差  $|e|^2$  的梯度下降, 最后得到联合支撑上的稀疏向量  $\tilde{\mathbf{h}}(\Omega) = \mathbf{x}$ 。为降低每次迭代中重算残差的复杂度, 采用增量残差的更新策略, 先计算系数增量  $\Delta \mathbf{x} = \mathbf{x} - \mathbf{x}_{\text{old}}$ , 然后求残差  $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{r} - \mathbf{B}\Delta \mathbf{x}$ 。该更新与全量残差  $\mathbf{r} = \mathbf{y} - \mathbf{A}\tilde{\mathbf{h}}$  在数值上等价, 但避免了对  $\mathbf{A}$  的整乘运算, 同时允许原子重复入选以便对已选路径进行多次精修。

在完成当前参数  $\gamma$  下的  $L$  次联合选取与更新后, 计算当前残差二范数  $\|\mathbf{r}\|_2$ , 其中  $\|\mathbf{r}\|_2$  越小, 表示  $\mathbf{A}\tilde{\mathbf{h}}$  对观测  $\mathbf{y}$  的拟合越好, 因此, 若满足  $\|\mathbf{r}\|_2 < \text{best\_norm}$ , 则更新全局最优残差并记录对应稀疏信道估计  $\text{best\_norm} = \|\mathbf{r}\|_2, \hat{\mathbf{h}} = \tilde{\mathbf{h}}$ , 其中,  $\text{best\_norm}$  表示记录所有已遍历的  $\gamma$  里面最小值。遍历结束后, 按算法 1 步骤 (17) ~ (18) 从  $\hat{\mathbf{h}}$  中分离远近场系数  $\hat{\mathbf{h}}_f^A, \hat{\mathbf{h}}_n^P$ , 并得到远近场支撑集  $\Omega_F, \Omega_N$ , 以及路径增益向量  $\mathbf{g}$ , 作为第二阶段离网格精修的初始化输入。

在第一阶段获得的路径初值参数受限于离散网格, 而真实参数通常位于非网格位置, 导致网格失配, 从而产生能量泄漏与估计偏差。因此,



在第二阶段中, 将每条路径的几何参数从离散网格点视为连续变量, 在连续域上通过牛顿迭代对目标函数进行局部二阶优化。牛顿迭代利用目标函数在当前点邻域的局部曲率信息给出连续值的参数修正方向, 并结合线搜索保证目标函数单调改进, 从而把参数从网格点校正到更接近真实值的非网格位置, 进而实现离网估计。下面是牛顿迭代法实现离网估计的具体实现步骤。

首先, 对单条路径, 记待优化参数向量为: 远场路径  $\xi_f = [\theta_R, \theta_T]^T$ , 近场路径  $\xi_n = [\theta_R, r_R]^T$ 。在排除该路径后的残差向量  $\mathbf{y}_l$  上, 构造如下目标函数:

$$f(\xi) = -\frac{|\mathbf{v}(\xi)^H \mathbf{y}_l|^2}{\mathbf{v}(\xi)^H \mathbf{v}(\xi)} \quad (34)$$

其中,  $\mathbf{v}(\xi)$  为该路径对应的远场或近场原子向量, 采用步长为  $\kappa$  的中心差分近似梯度与海森矩阵。记标准基向量  $\mathbf{e}_1 = [1, 0]^T$ ,  $\mathbf{e}_2 = [0, 1]^T$ , 则梯度向量与近似海森矩阵分别为:

$$\mathbf{g}(\xi) = \begin{bmatrix} \frac{f(\xi + \kappa \mathbf{e}_1) - f(\xi - \kappa \mathbf{e}_1)}{2\kappa} \\ \frac{f(\xi + \kappa \mathbf{e}_2) - f(\xi - \kappa \mathbf{e}_2)}{2\kappa} \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$\mathbf{H}(\xi) = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{11} & \mathbf{H}_{12} \\ \mathbf{H}_{12} & \mathbf{H}_{22} \end{bmatrix} \quad (36)$$

其中,  $\mathbf{H}_{11}, \mathbf{H}_{22}, \mathbf{H}_{12}$  由二维中心差分公式近似计算对应的二阶偏导数, 其表达式分别为:

$$\mathbf{H}_{11} = \frac{f(\xi + \kappa \mathbf{e}_1) - 2f(\xi) + f(\xi - \kappa \mathbf{e}_1)}{\kappa^2} \quad (37)$$

$$\mathbf{H}_{22} = \frac{f(\xi + \kappa \mathbf{e}_2) - 2f(\xi) + f(\xi - \kappa \mathbf{e}_2)}{\kappa^2} \quad (38)$$

$$\mathbf{H}_{12} = \frac{1}{4\kappa^2} [f(\xi + \kappa \mathbf{e}_1 + \kappa \mathbf{e}_2) - f(\xi + \kappa \mathbf{e}_1 - \kappa \mathbf{e}_2) - f(\xi - \kappa \mathbf{e}_1 + \kappa \mathbf{e}_2) + f(\xi - \kappa \mathbf{e}_1 - \kappa \mathbf{e}_2)] \quad (39)$$

因此可得牛顿方向与参数, 表达式可更新为:

$$\Delta \xi = -(\mathbf{H}(\xi) + \varepsilon \mathbf{I})^{-1} \mathbf{g}(\xi), \quad \xi^{\text{new}} = \xi + \sigma \Delta \xi \quad (40)$$

其中,  $\varepsilon > 0$  为小的正则化因子, 步长  $\varsigma \in (0, 1]$  通过回溯线搜索确定, 使得更新后的残差向量下降。

在更新后的参数  $\xi^{\text{new}}$  下, 对应路径增益采用闭式 LS 估计, 并将该路径贡献写回整体信道向量, 其表达式分别为:

$$\mathbf{g}^{\text{new}} = \frac{\mathbf{v}(\xi^{\text{new}})^H \mathbf{y}_l}{\mathbf{v}(\xi^{\text{new}})^H \mathbf{v}(\xi^{\text{new}})} \quad (41)$$

$$\hat{\mathbf{h}}^{\text{new}} = \hat{\mathbf{h}}_{-l} + \mathbf{v}(\xi^{\text{new}}) \mathbf{g}^{\text{new}} \quad (42)$$

其中,  $\hat{\mathbf{h}}_{-l}$  表示从当前信道估计中排除第  $l$  条路径贡献后的向量。完成所有路径的参数精修后, 精修稀疏信道向量表达式可写为:

$$\hat{\mathbf{h}}^{\text{ref}} = \sum_{l \in \Omega_F} \mathbf{g}_l^{\text{ref}} \mathbf{v}_F(\theta_{R,l}^{\text{ref}}, \theta_{T,l}^{\text{ref}}) + \sum_{l \in \Omega_N} \mathbf{g}_l^{\text{ref}} \mathbf{v}_N(\theta_{R,l}^{\text{ref}}, r_{R,l}^{\text{ref}}, \theta_{T,l}^{\text{ref}}, r_{T,l}^{\text{ref}}) \quad (43)$$

最后, 利用优化后的信道参数重构信道估计矩阵。

### 3 复杂度分析

本文提出的算法由两阶段组成, 其计算复杂度分析如下: 由  $\mathbf{A}_F, \mathbf{A}_N$  可知, 远场和近场的观测矩阵行数均为  $N_b N_u$ , 列数分别为  $N_b N_u$  与  $M_b M_u$ 。因此, 在第一阶段算法 1 步骤 (5) ~ (13) 中, 每次迭代需要计算  $\mathbf{A}_F^H \mathbf{r}, \mathbf{A}_N^H \mathbf{r}$  两次矩阵向量和残差之间的内积, 其复乘次数为:  $N_b N_u (N_b N_u + M_b M_u)$ 。选取原子后, 算法在当前支撑集合上执行逐行 LMS 系数更新, 若第  $i$  次迭代的支撑大小为  $i$ , 则逐行 LMS 更新及增量残差更新各需一次规模为  $N_b N_u \times i$  的运算, 因此, 第  $i$  次迭代的总运算量约为  $N_b N_u (N_b N_u + M_b M_u) + 2N_b N_u i$ , 对  $i = 1, \dots, L$  累加可得一轮  $\gamma$  下的复杂度为:  $LN_b N_u (N_b N_u + M_b M_u) + O(N_b N_u L^2)$ 。考虑  $\gamma$  从  $(L-1)/L$  到 0 共遍历了  $L$  个取值, 而每个  $\gamma$  下需迭代  $L$  次, 故第一阶段支撑更新与原子选取的复杂度为:  $L^2 N_b N_u (N_b N_u + M_b M_u) + O(L^3 N_b N_u)$ , 在稀疏混合场景中通常有  $N_b N_u + M_b M_u \gg L$ , 此时第一项占主导, 故第一阶段复杂度可近似为  $O(L^2 N_b N_u (N_b N_u +$

$M_b M_u$ )。在第二阶段中, 算法仅对第一阶段得到的远近场路径集合  $\Omega_F$  和  $\Omega_N$  进行参数精修。在步骤 (20) ~ (21) 中, 远场与近场路径采用一次二维牛顿法更新参数, 需要多次构造长度为  $N_b N_u$  的原子向量并与残差执行若干次内积, 其复杂度约为  $O(N_b N_u)$ 。由于第二阶段需要对第一阶段得到的所有路径逐条精修, 该阶段的总体复杂度可写为  $O(L N_b N_u)$ 。将两阶段复杂度综合考虑, 其整体计算复杂度可表示为:  $O(L^2 N_b N_u (N_b N_u + M_b M_u))$ 。本文算法与主要对比算法复杂度见表 1, 其中  $N_{\text{iter}}$  表示文献[11]的迭代次数。本文算法与文献[9]算法的复杂度在同一数量级, 混合场 OMP 算法因为已知远近场比例参数, 所以复杂度低于其他 3 种算法。文献[11]算法在第一阶段与本文算法是同一数量级, 但是在离网精修阶段本文算法复杂度优于文献[11]。

表 1 本文算法与主要对比算法复杂度

| 算法         | 复杂度   |
|------------|---|
| 混合场 OMP 算法 | $O(L N_b N_u (N_b N_u + M_b M_u))$                                    |
| 文献[9]算法    | $O(L^2 N_b N_u (N_b N_u + M_b M_u))$                                  |
| 文献[11]算法   | $O(L^2 N_b N_u (N_b N_u + M_b M_u)) + O(N_{\text{iter}} (N_b N_u)^2)$ |
| 本文算法       | $O(L^2 N_b N_u (N_b N_u + M_b M_u))$                                  |

#### 4 仿真结果分析

为验证本文提出的 XL-MIMO 混合场信道估计算法的性能, 本节将其与几种代表性方法进行对比, 包括 LS 算法、最小均方误差 (minimum mean squared error, MMSE) 算法、混合场 OMP 算法以及文献[9]和文献[11]提出的混合场信道估计算法。其中, LS 算法通过最小化观测与重构的残差平方和获得估计。MMSE 算法将信道视为随机变量, 利用信道与噪声的二阶统计信息构造估计器, 使期望均方误差最小。混合场 OMP 算法在联合字典上迭代选择与当前残差相关度最大的原

子, 并用最小二乘更新系数, 实现远近场联合恢复。文献[9]通过不断调整远近场比例系数, 选择使残差最小的比例, 并在该比例下采用 OMP 算法完成信道估计。文献[11]提出基于 SGP 的混合场稀疏追踪框架, 在连续域采用交替最小化方法优化信道参数以缓解网格失配导致的离网误差。本文将采用 NMSE 作为性能评价指标, 其表达式为:

$$\text{NMSE} = \text{E} \left\{ \frac{\|\hat{\mathbf{H}} - \mathbf{H}\|^2}{\|\mathbf{H}\|^2} \right\} \quad (44)$$

其中,  $\mathbf{H}$  是真实的混合场信道,  $\hat{\mathbf{H}}$  是信道估计值, 本文仿真部分基于 MATLAB 搭建上行 XL-MIMO 混合场信道模型, 具体仿真参数设置见表 2。

表 2 仿真参数设置

| 参数                          | 参数值                 |
|-----------------------------|---------------------|
| 载波波长 $\lambda_c / \text{m}$ | 0.01                |
| 载波频率 / Hz                   | $30 \times 10^{10}$ |
| 导频长度 $\tau$                 | 1                   |
| 远近场路径比例 $\gamma$            | 0.5                 |
| 数值梯度步长 $\kappa$             | $1 \times 10^{-4}$  |
| 线搜索缩步比例 $\zeta$             | 0.5                 |
| 阵元间距 $d$                    | 0.005               |
| 近场径向采样范围 / m                | (10, 80)            |
| 近场极坐标几何因子 $\delta$          | 2.5                 |
| 信道路径增益比 $t$                 | 10                  |
| 蒙特卡洛次数                      | 1 000               |

不同 SNR 下本文算法与其他算法的 NMSE 对比如图 6 所示, 在不同信噪比 SNR 场景下, 将本文算法与其他 4 种混合场算法进行 NMSE 性能对比。其中设定  $N_b = 256$ ,  $N_u = 1$ , 总路径数  $L = 10$ , 步长参数  $\mu = 0.03$ , SNR 的范围为  $[-8, 8]$ 。从图 6 中可以看出, 随着信噪比 SNR 的增加, 所有算法的 NMSE 性能均有所提升。这一趋势归因于 SNR 的增加, 使噪声的影响减少, 信道估计的精度提高, 导致 NMSE 性能上升。此外, 本文算法的 NMSE 值显著低于其他对比算法, 其中 MMSE 算法、混



合场 OMP 算法以及文献[9]算法在低 SNR 下其性能效果较差,这是因为在低 SNR 下,噪声会降低残差与字典原子相关峰的可分性,使基于固定网格的贪婪选取容易发生网格失配引起的能量泄漏与参数偏差,而本文算法第二阶段用牛顿法在连续域精修以校正网格失配,从而在低 SNR 下性能更好。相比文献[11]算法的交替最小化分块更新,牛顿法用二阶曲率做局部更新,在初值附近局部收敛更快并且偏差校正能力更强。因此,本文算法在 NMSE 性能上始终优于文献[11]算法,其性能提升了 2.5 dB 左右。

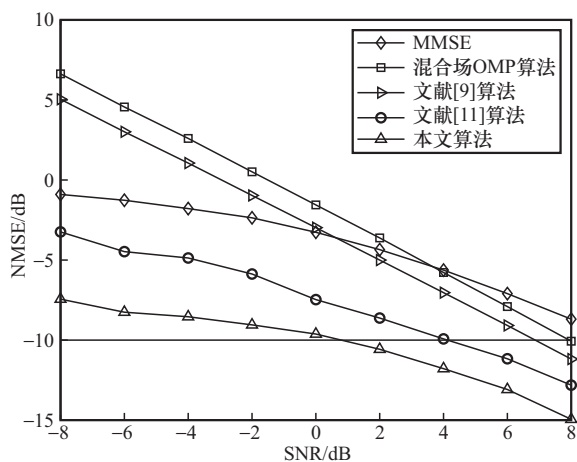


图6 不同SNR下本文算法与其他算法的NMSE对比

各算法在不同  $\gamma$  下的 NMSE 对比如图 7 所示,在不同远近场路径比例  $\gamma$  场景下,将本文算法与其他 4 种混合场算法进行 NMSE 性能对比。其中设定  $N_b=256$ ,  $N_u=2$ ,  $\text{SNR}=-6$  dB, 总路径数  $L=10$ , 步长参数  $\mu=0.07$ 。从图 7 中可以看出,随着  $\gamma$  的变化,MMSE 算法、文献[9]算法、文献[11]算法以及本文算法都表现出了较好的鲁棒性,并且本文算法相较于其他算法始终保持最低的 NMSE 值。其中,混合场 OMP 算法未考虑远近场比例未知的情况,对不同的  $\gamma$  表现出了不稳定性。MMSE 算法和文献[9]算法可能角域或极域变换矩阵的采样网格之间存在失配,从而导致网格内的信道估计算法的 NMSE 性能退化。本文算法与文献[11]算法虽然都可以通过迭代调整  $\gamma$  的取值,寻找与信道最匹配的

角域与极域支撑集合,并在此基础上进一步精细化估计信道参数,但是本文算法相较于文献[11]算法,其 NMSE 性能有 2 dB 左右的提升。

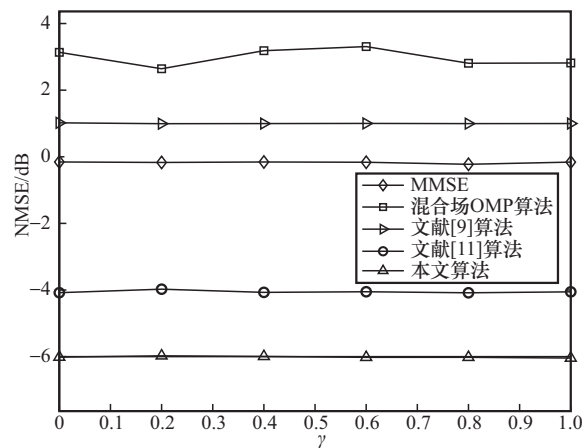


图7 各算法在不同  $\gamma$  下的 NMSE 对比

各算法在不同用户天线数量下的 NMSE 对比如图 8 所示,在用户天线数量  $N_u$  变化场景下,对比了本文算法与其他混合场算法的 NMSE 性能。其中设定  $N_b=256$ ,  $\text{SNR}=-6$  dB, 总路径数  $L=10$ , 步长参数  $\mu=0.07$ 。从图 8 中可以看出,随着用户天线数量的增加,本文算法、MMSE 算法以及文献[11]算法的 NMSE 性能有所下降。其中,LS 算法曲线保持稳定,混合场 OMP 算法和文献[9]算法的 NMSE 性能有所上升,这是因为混合场 OMP 算法和文献[9]算法用到了 LS 步骤,随着  $N_u$  增大,观测维度提高,LS 算法本质是最小二乘拟合,直接最小化残差平方和,观测维度增加有利于回代更充分,因此其性能呈上升或平稳的趋势。然而本文算法和文献[11]算法都用到了 LMS 算法,其收敛速度与稳态误差会受步长  $\mu$  和输入相关性影响。因此,随着  $N_u$  增大而  $\mu$  与迭代次数保持不变时,会使其更难充分收敛,导致残差难以充分消除,从而其性能有所下降。然而从整体上来看,本文算法随着  $N_u$  的增加,其 NMSE 性能始终优于其他对比算法,比文献[11]性能有 1.5 dB 左右的提升。

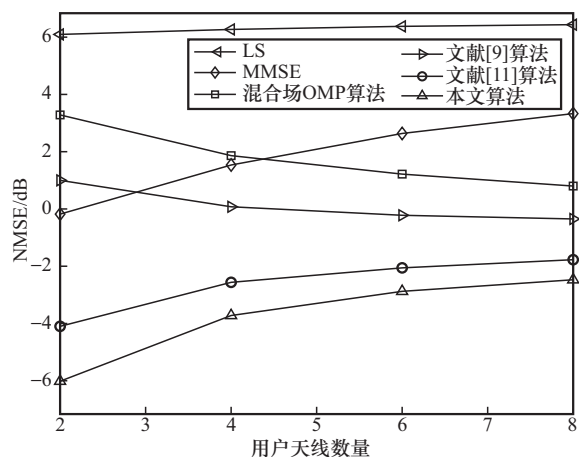


图8 算法在不同用户天线数量下的NMSE对比

各算法在不同路径数量下的NMSE对比如图9所示, 在不同路径数量 $L$ 场景下, 将本文算法与其他4种混合场算法进行NMSE性能对比。其中设定 $N_b=256$ ,  $N_u=1$ ,  $\text{SNR}=-6$  dB, 步长参数 $\mu=0.03$ ,  $L$ 的范围为 $[10, 30]$ 。从图9中可以看出, 随着路径数量 $L$ 的增加, 本文算法、文献[9]算法、文献[11]算法以及混合场OMP算法的NMSE性能下降, 这是因为信道路径增加导致稀疏性降低, 影响基于稀疏先验算法的信道估计精度。其中, MMSE算法稳定在 $-2$  dB左右, 说明不受路径数的影响。总体而言, 随着路径数量的增加, 本文算法的NMSE性能始终优于其他4种混合场算法, 相较于文献[11]算法性能提升了3 dB左右。

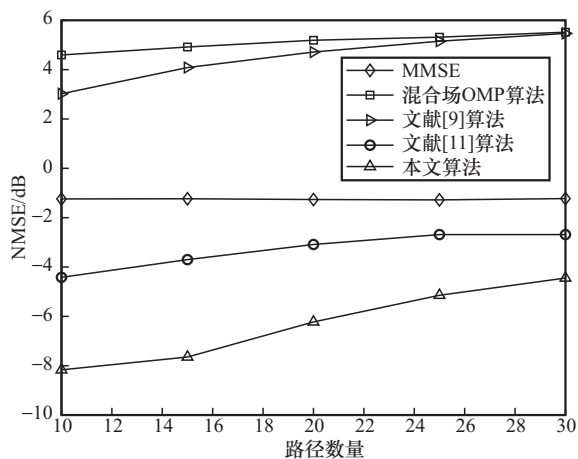


图9 各算法在不同路径数量下的NMSE对比

各算法在不同基站天线数量下的NMSE对比如图10所示, 在不同基站天线数量 $N_b$ 变化场景下, 将本文算法与其他4种混合场算法进行NMSE性能对比。其中设定 $N_u=2$ ,  $\text{SNR}=-6$  dB, 总路径数 $L=10$ , 步长参数 $\mu=0.04$ ,  $N_u$ 的范围为 $[100, 300]$ 。从图10中可以看出, 随着基站天线数量 $N_b$ 的增加, 本文算法、文献[11]算法、文献[9]算法以及混合场OMP算法的NMSE性能上升, 这是因为随着 $N_b$ 的增加, 基站端的信噪比提高, 噪声干扰减弱, 信道估计更加准确。其中, MMSE算法稳定在 $0$  dB左右, 说明其不受基站天线数量的影响。总体而言, 本文算法的NMSE性能始终优于其他4种混合场算法, 比文献[11]算法性能有 $2$  dB左右的提升。

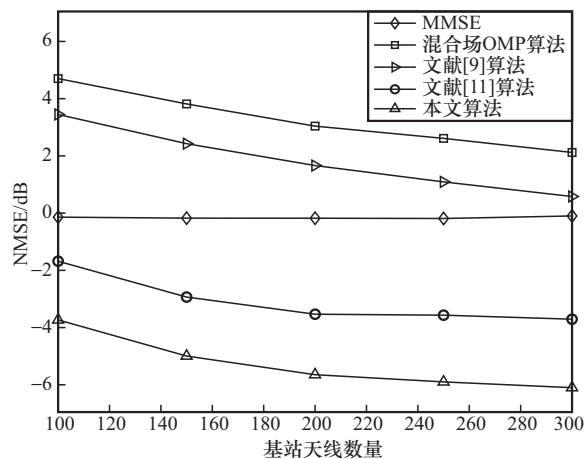


图10 各算法在不同基站天线数量下的NMSE对比

## 5 结束语

本文通过研究多天线用户场景下XL-MIMO系统的混合场信道估计算法, 设计了一种两阶段离网格混合场信道估计算法。该算法在第一阶段中联合构造的远场角域字典和近场极域字典上进行稀疏原子搜索, 并且用LMS算法更新路径系数并增量更新残差, 从而获得当前信道的最优远近场路径支撑, 第二阶段在第一阶段得到的远近场支撑上, 采用牛顿迭代对角度和距



离等连续参数进行精细化修正，从而实现网格外的高精度信道重构。仿真结果表明，在不同信噪比、路径数量等场景下，本文所提算法相较于现有算法始终保持性能上的优势，尤其在低 SNR 和信道稀疏性减弱的条件下性能优势更加显著。在未来的研究中，将考虑更加复杂的信道环境以及多用户场景下的应用，为后续 XL-MIMO 系统中混合场信道获取与处理提供应用价值。

### 参考文献：

- [1] Wang Z, Zhang J Y, Du H Y, et al. A tutorial on extremely large-scale MIMO for 6G: fundamentals, signal processing, and applications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2024, 26(3): 1560-1605.
- [2] Wang Z, Zhang J Y, Du H Y, et al. Extremely large-scale MIMO: fundamentals, challenges, solutions, and future directions[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2024, 31(3): 117-124.
- [3] Gong T R, Gavrilidis P, Ji R, et al. Holographic MIMO communications: theoretical foundations, enabling technologies, and future directions[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2024, 26(1): 196-257.
- [4] 霍俊彤, 卢治铮, 韩瑜, 等. 超大规模 MIMO 系统混合场信道估计[J]. *中国科学(信息科学)*, 2025, 55(6): 1296-1307.  
Huo J T, Lu Z Z, Han Y, et al. Hybrid-field channel estimation for extremely large-scale MIMO system[J]. *Science in China (Information Sciences)*, 2025, 55(6): 1296-1307.
- [5] Sun R R, Han Y, Jin S. Low overhead hybrid-field channel estimation for hybrid beamforming XL-MIMO systems[C]//*Proceedings of the 2025 IEEE 26th International Workshop on Signal Processing and Artificial Intelligence for Wireless Communications (SPAWC)*. Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-5.
- [6] Liu Q, Gao H, Bai K Y, et al. Joint sparse recovery algorithm for channel estimation in XL-MIMO systems[C]//*Proceedings of the 2025 IEEE 6th International Seminar on Artificial Intelligence, Networking and Information Technology (AINIT)*. Piscataway: IEEE Press, 2025: 286-290.
- [7] Cui M Y, Dai L L. Channel estimation for extremely large-scale MIMO: far-field or near-field?[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(4): 2663-2677.
- [8] Wei X H, Dai L L. Channel estimation for extremely large-scale massive MIMO: far-field, near-field, or hybrid-field?[J]. *IEEE Communications Letters*, 2022, 26(1): 177-181.
- [9] Yang W N, Li M, Liu Q. A practical channel estimation strategy for XL-MIMO communication systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2023, 27(6): 1580-1583.
- [10] Yan X Y, Yuan J D. Dynamic hybrid-field channel estimation for extremely large-scale massive MIMO[C]//*Proceedings of the 2024 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.
- [11] Lei H, Zhang J Y, Wang Z, et al. Hybrid-field channel estimation for XL-MIMO systems with stochastic gradient pursuit algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2024, 72: 2998-3012.
- [12] Nayir H, Karakoca E, Görçin A, et al. Hybrid-field channel estimation for massive MIMO systems based on OMP cascaded convolutional autoencoder[C]//*Proceedings of the 2022 IEEE 96th Vehicular Technology Conference (VTC2022-Fall)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-6.
- [13] Gao S, Dong P H, Pan Z W, et al. Lightweight deep learning based channel estimation for extremely large-scale massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(7): 10750-10754.
- [14] Zhang X W, Jiang T, Li Y S, et al. An off-grid DOA estimation method using proximal splitting and successive nonconvex sparsity approximation[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 66764-66773.
- [15] Anjinappa C K, Gürbüz A C, Yapıcı Y, et al. Off-grid aware channel and covariance estimation in mmWave networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(6): 3908-3921.
- [16] Wang H, Zhang K, Fu Q W, et al. Enhanced channel estimation for hybrid-field XL-MIMO systems using joint sparse Bayesian learning[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2025, 14(10): 3099-3103.
- [17] Lin Y M, Chen Y, Huang N S, et al. Low-complexity stochastic gradient pursuit algorithm and architecture for robust compressive sensing reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(3): 638-650.
- [18] Mamandipoor B, Ramasamy D, Madhow U. Newtonized orthogonal matching pursuit: frequency estimation over the continuum[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(19): 5066-5081.

- [19] 王丹, 方杰宁, 谢长江. 基于均匀线性阵列的超大规模 MIMO 混合场信道估计算法[J]. 计算机应用研究, 2024, 41(10): 3124-3128.  
Wang D, Fang J N, Xie C J. Hybrid field channel estimation algorithm for extremely large-scale MIMO based on uniform linear array[J]. Application Research of Computers, 2024, 41(10): 3124-3128.
- [20] Peng X X, Zhao L, Jiang Y, et al. Channel estimation for extremely large-scale massive MIMO systems in hybrid-field channel[C]//Proceedings of the 2023 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [21] Cheng Z M, Tao M X, Kam P Y. Channel path identification in mmWave systems with large-scale antenna arrays[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(9): 5549-5562.
- [22] Lu Y, Dai L L. Near-field channel estimation in mixed LoS/NLoS environments for extremely large-scale MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(6): 3694-3707.
- [23] Hu Z T, Chen C Y, Jin Y, et al. Hybrid-field channel estimation for extremely large-scale massive MIMO system[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(1): 303-307.

[作者简介]



杨黎明 (1976-), 女, 重庆邮电大学通信与信息工程学院高级工程师, 主要研究方向为移动通信协议栈软件设计及测试、移动通信空口安全。



谭旭 (2000-), 男, 重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为移动通信物理层协议与信道估计。



肖清华 (2001-), 男, 重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为移动通信物理层协议与信道估计。