

超大规模 MIMO-OTFS 系统上行辅助的下行信道估计方法

蒲旭敏^{1,2}, 邓凯元², 陈前斌²

(1. 东南大学移动通信国家重点实验室, 江苏 南京 210096; 2. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘要: 针对超大规模多输入多输出 (MIMO, multiple-input multiple-output) 正交时频空间 (OTFS, orthogonal time frequency space) 系统, 提出了一种适用于高速移动场景的低复杂度下行信道估计方法。不同于现有研究, 该方法考虑了超大规模 MIMO-OTFS 系统显著的空间非平稳特性, 基于可视路径区域提出了一种低复杂度的增强型稀疏正交匹配追踪算法, 利用频分双工 (FDD, frequency-division duplex) 模式中上下行信道的映射关系实现上行辅助的下行信道估计。仿真结果表明, 所提上行辅助的下行信道估计方法能够充分考虑信道非平稳特性, 在降低计算复杂度的同时显著提高信道估计性能, 并且在高速移动物联网场景下表现良好。

关键词: 物联网; 正交时频空间调制; 超大规模多输入多输出; 频分双工; 信道估计

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2023.00351

Uplink assisted downlink channel estimation method of extra-large scale MIMO-OTFS system

PU Xumin^{1,2}, DENG Kaiyuan², CHEN Qianbin²

1. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China

2. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract: A low complexity downlink channel estimation method for high-speed mobile scenarios was proposed for the extra-large scale multiple-input multiple-output (MIMO) orthogonal time-frequency space (OTFS) system. Different from the existing studies, the proposed method considers the significant spatial non-stationary characteristics of extra-large scale MIMO-OTFS system. Based on the visible path region, an enhanced sparse orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm with low complexity was proposed, uplink-assisted downlink channel estimation was achieved using the mapping relationship between the uplink and downlink channels in the frequency-division duplex (FDD) mode. Simulation results show that the proposed uplink-assisted downlink channel estimation method can accurately represent the non-stationary of the system, and achieve significant improvement in the channel estimation performance while reducing the computational complexity, and still perform well in high-mobility IoT scenarios.

Key words: IoT, orthogonal time frequency space modulation, extra-large scale MIMO, frequency division duplex, channel estimation

0 引言

随着 6G 智能化场景的发展, 未来物联网将实

现从“万物互联”到“万物智联”的跃迁^[1], 并在高铁、卫星及无人机等移动终端场景下得到广泛的应用^[2-3]。在无线通信技术中, 正交频分复用 (OFDM,

收稿日期: 2023-02-22; 修回日期: 2023-06-19

通信作者: 蒲旭敏, puxm@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61701062); 中国博士后科学基金资助项目 (No.2019M651649); 江苏省博士后科研基金资助项目 (No.2018K041c); 重庆市教育委员会科学技术研究项目 (No.KJQN202100649, No.KJQN202000612)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61701062), The China Postdoctoral Science Foundation (No.2019M651649), The Jiangsu Planned Projects for Postdoctoral Research Funds (No.2018K041c), The Science and Technology Research Program of Chongqing Municipal Education Commission (No.KJQN202100649, No.KJQN202000612)

orthogonal frequency division multiplexing) 由于其频谱利用效率高、抗多径干扰能力强等特点在 5G 中取得了广泛的应用, 然而在高速移动物联网场景下, 信道在 OFDM 码元持续时间内发生剧烈变化, 无法保证子载波之间的正交性, 因此 OFDM 会经历显著的载波间干扰 (ICI, inter-carrier interference), 无法满足 6G 场景的通信要求^[4]。为了解决高速移动物联网场景下的通信问题, 相关学者设计了一种新的二维调制技术, 称为正交时频空间 (OTFS, orthogonal time frequency space) 调制^[5]。通过向 OFDM 方案添加预处理块与后处理块, 将时变信道转换为时延多普勒域中的时间无关信道, 提高高速移动物联网场景下系统通信性能。超大规模多输入多输出 (MIMO, multiple-input multiple-output) OTFS 系统虽然可以在高速移动物联网场景中进一步提高频谱效率, 但是需要在发射机处已知信道状态信息 (CSI, channel state information), 并以此设计发射波束形成向量与功率分配^[6]。

在时分双工 (TDD, time division duplex) 模式下, 可以直接利用信道的互易性在上行链路中获得下行链路 CSI^[7]。然而在频分双工 (FDD, frequency-division duplexing) 模式下, 上下行信道由于频段的不同不再具有互易性, 无法利用互易性直接获得下行链路 CSI^[8]。在传统的 FDD 下行信道估计中, 往往通过下行训练配合反馈来获取下行链路 CSI^[9]。然而, 在超大规模 MIMO-OTFS 系统中, 由于基站配备了大量天线, 使用传统的下行信道估计方法需要消耗大量的导频资源, 且难以利用有限的信道资源反馈高维的复数矩阵^[10]。与此同时, 随着天线数目的增加, 天线阵列尺寸增大, 不同路径的传播信号仅能到达天线阵列的部分区域, 即一条路径仅能看见天线部分阵列区域, 此时信道呈现非平稳特性^[11]。由于 FDD 超大规模 MIMO-OTFS 系统信道矩阵维度较大且具有空间非平稳特性, 下行信道估计面临着信道获取难度大、估计性能低和计算复杂度高的难题。

针对 FDD 超大规模 MIMO 系统在高速移动物联网场景下的下行信道估计难题, 目前的一种思路依然是通过传统的下行训练及反馈的方式获取下行链路 CSI。文献[12]利用稀疏的时延多普勒信道脉冲响应作为导频, 提出了一种适用于 MIMO-OTFS 的时延多普勒域信道估计方案。文献[13]通过在时域中

插入导频, 采用改进的基扩展模型 (BEM, basis expansion model) 结合扩展卡尔曼滤波器 (EKF, extended Kalman filter) 的信道估计方法, 降低了跟踪信道动态变化的复杂度。文献[14]提出了一种基于分数多普勒的大规模 MIMO-OTFS 系统下行链路 CSI 捕获方案, 考虑分数多普勒与子路径的影响, 设计了一种基于 Zadoff-Chu 序列的确定性导频, 利用改进的基于感知矩阵的信道估计算法获取下行链路的 CSI。

除此之外, 现有的部分研究也利用了信道的稀疏性进行下行信道估计的改进。文献[15]利用时变信道在时延多普勒域所体现的稀疏性质, 将时延多普勒域信道估计问题建模为稀疏信号恢复问题。采用了基于压缩感知 (CS, compressed sensing) 的估计技术, 利用基于正交匹配追踪 (OMP, orthogonal matching pursuit) 和改进的子空间追踪 (MSP, modified subspace pursuit) 的算法进行信道估计。文献[16]进一步提出了一种基于三维结构化的正交匹配追踪 (3D-SOMP, 3D-structured orthogonal matching pursuit) 算法, 利用 MIMO-OTFS 信道在角度、时延、多普勒 3 个维度的稀疏性, 将大规模 MIMO-OTFS 系统下行链路的信道估计问题描述为稀疏信号恢复问题。

另一种思路则是利用 FDD 模式中上下行信道的空间互易性进行下行信道估计^[17-18]。文献[19]证明了在邻近的两个频段的信道内空间参数的值为频率无关的且具有强相关性。因此, 将上行链路的空间参数用于下行链路是可行的。文献[20]针对 FDD 大规模 MIMO 系统中存在的问题, 提出了一种联合角度、时延、多普勒的 CSI 捕获框架, 在基站端利用信道稀疏性并使用矩阵束方法和探测参考信号提取上行信道的角度、时延、多普勒信息。利用 FDD 的部分互易性和角度、时延、多普勒信息设计下行宽带波束形成器, 下行端估计并反馈给基站端复数下行路径系数, 最终在基站端重构估计的下行链路 CSI。文献[21]建立了上行链路的时域大规模 MIMO-OTFS 信号模型, 并采用基于期望最大化的变分贝叶斯 (EM-VB, expectation maximization based variational Bayesian) 框架恢复每个物理散射路径的上行链路信道参数, 包括角度、时延、多普勒频率和信道增益。借助于快速贝叶斯推理, 构造了一种低复杂度的方法克服 EM-VB 的瓶颈。然后, 充分利用上行链路和下行链路之间的部分

互易性在基站重建下行链路信道，完成下行信道估计。然而，目前已有的 OTFS 上行辅助的下行信道估计方案并没有考虑天线阵列尺寸过大导致的非平稳特性。

本文特别考虑超大规模 MIMO 的非平稳特性，基于子阵列将下行信道的信道估计问题建模成参数分离的信道重建问题，并提出了一种稀疏的上行参数提取算法，有效减小计算复杂度。在高速移动场景下，利用 OTFS 调制将信道转换至时延多普勒 (DD, delay-Doppler) 域来获得相较于在时间频率 (TF, time-frequency) 域更加稀疏和稳定的信道表达。结合超大规模 MIMO 天线阵列的非平稳特性和稀疏特性，提出了一种增强型稀疏 OMP 算法提取上行频率无关信道参数，并发送至下行端。最后，在下行端仅利用较少导频估计下行频率有关信道参数，反馈至基站端结合上行频率无关信道参数完成下行信道重建。仿真结果表明，在超大规模 MIMO 高速移动和非平稳场景下，所提方案能够在较少导频数量情况下利用上行辅助提升下行信道估计性能，准确描述信道非平稳特性的同时降低了计算复杂度与终端硬件要求。

1 系统模型

1.1 超大规模 MIMO-OTFS 系统结构模型

超大规模 MIMO-OTFS 系统由发射端和接收端的两级联结构组成。在发射端，使用辛有限傅里叶逆变换 (ISFFT, inverse symplectic finite Fourier transform) 将 DD 域中的信息数据符号变换到 TF 域，通过海森堡变换将 TF 码元转换到时域，以便在信道上传输。在接收端，进行魏格纳变换将时域接收信号变换为 TF 符号。使用辛有限傅里叶变换 (SFFT, symplectic finite Fourier transform)，将 TF 符号映射回 DD 域进行解调^[22]。超大规模 MIMO-OTFS 系统框架如图 1 所示。

1) OTFS 调制

在上行的第 k 个终端上，将数据序列转换到 DD 域上成为一个二维数据码元 $x_k[l, n] \in \mathbb{C}^{L_D \times N_D}$ ，其中 L_D 、 N_D 分别是在 Delay 和 Doppler 域上的维度， l 、 n 为对应 Delay 和 Doppler 域索引。

首先，将 DD 域上的数据块经过 ISFFT 转换至 TF 域，其表示为^[22]

$$X_k^{\text{TF}}[l', n'] = \frac{1}{\sqrt{L_D N_D}} \sum_{l=0}^{L_D-1} \sum_{n=0}^{N_D-1} x_k[l, n] e^{j2\pi \left(\frac{l'}{N_D} n - \frac{n'}{L_D} l \right)} \quad (1)$$

然后，通过带有发射脉冲 $g_{\text{tx}}(t)$ 的海森堡变换将时频域信号 $X_k^{\text{TF}}[l', n']$ 转换为时域信号 $s(t)$ ，表示为^[22]

$$s_k(t) = \sum_{l=0}^{L_D-1} \sum_{n=0}^{N_D-1} X_k^{\text{TF}}[\tilde{l}, \tilde{n}] g_{\text{tx}}(t - \tilde{n}T_s) e^{j2\pi \Delta f (t - \tilde{n}T_s)} \quad (2)$$

其中， Δf 为子载波间隔， T_s 为采样时间。

为了避免数据块之间的符号间干扰，调制器通常对每个符号加循环前缀 (CP, cyclic prefix)，得到时域上的一维传输信号为^[21]

$$s_k^{\text{cp}} = \text{vec}\{\mathbf{A}_{\text{cp}} \mathbf{S}_k\} \quad (3)$$

其中， $\mathbf{S}_k = [s_{k,0}, s_{k,1}, \dots, s_{k,N_D-1}] \in \mathbb{C}^{N_D \times (L_D + L_{\text{cp}})}$ ， $\mathbf{A}_{\text{cp}} = [[\mathbf{I}]_{L_D - L_{\text{cp}} : L_D - 1, :}^T, \mathbf{I}_{L_D}^T] \in \mathbb{C}^{(L_D + L_{\text{cp}}) \times L_D}$ 为符号尾部的采样点， \mathbf{I} 为单位矩阵。将每个符号之后的采样点复制到符号的前面，以此对抗实际环境中的多径干扰，避免子载波之间的正交性遭到破坏。

传输信号 $s_k^{\text{cp}}(t)$ 通过时变信道后，接收端得到接收信号 $r_m^{\text{cp}}(t)$ 。通过一个去 CP 矩阵，得到对应的第 m 根天线上接收到时域接收信号 $r_m(t)$ ，表示为^[22]

$$r_m(t) = \text{vec}\{\mathbf{A}_{\text{rcp}} \mathbf{R}_m^{\text{cp}}\} = \iint h_{km}(\tau, \nu) s_m(t - \tau) e^{j2\pi \nu (t - \tau)} d\tau d\nu + w(t) \quad (4)$$

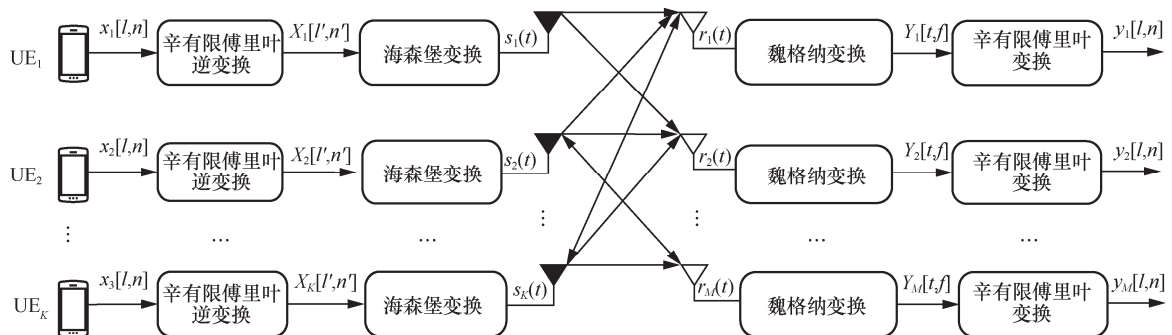


图 1 超大规模 MIMO-OTFS 系统框架

其中, $\mathbf{R}_m^{\text{cp}} = \text{unvec}\{r_m^{\text{cp}}\}$, $\mathbf{A}_{\text{cp}} = [0_{L_D \times L_{\text{cp}}}, \mathbf{I}_{L_D}]$, $w(t)$ 为加性高斯白噪声 (AWGN, additive white Gaussian noise), DD 域上的信道冲激响应 $h_{km}(\tau, \nu)$ 为^[22]

$$h_{km}(\tau, \nu) = \sum_{p=1}^P g_p \delta(\tau - \tau_p) \delta(\nu - \nu_p) \quad (5)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数, P 为总的可分辨路径数, g_p 、 τ_p 和 ν_p 分别为第 p 条路径的信道增益、时延与多普勒频移。

2) OTFS 解调

通过魏格纳变换使用接收波形 $g_{\text{rx}}(x)$ 将接收信号转到 TF 域中, 转换后的接收信号表示为^[22]

$$Y_m(t, f) = \int g_{\text{rx}}^*(t'-t) r_m(t') e^{-j2\pi f(t'-t)} dt' \quad (6)$$

其中, 对应时间与频率分别在 $t = l'T$ 与 $f = n'\Delta f$ 处采样得到 $Y[l', n']$, $(\cdot)^*$ 表示共轭运算。最后, 根据 SFFT 得到 DD 域接收信号为^[22]

$$y_m[l, n] = \frac{1}{\sqrt{L_D N_D}} \sum_{l'=0}^{L_D-1} \sum_{n'=0}^{N_D-1} Y_m[l', n'] e^{-j2\pi(\frac{n'}{N_D}n - \frac{l'}{L_D}l)} \quad (7)$$

将 DD 域接收信号沿着天线数目 m 进行离散傅里叶变换 (DFT, discrete Fourier transform) 得到对应的角度-时延-多普勒 (ADD, angle-delay-Doppler) 域信号。对于 ADD 域上的第 k 个终端第 m 根天线上的接收信号 $\mathbf{y}_{k,m}$ 的第 $(i, j + N_D/2)$ 个元素, 可以表示为^[21]

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_{k,m}[i, j + N_D/2] &\approx \\ &\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{l'=0}^{L_D-1} \sum_{j'=-N_D/2}^{N_D/2-1} x_k[i, j + N_D/2] \tilde{h}_{k, (i-i')_{L_D}, \langle j-j' \rangle, m} \times \\ &e^{j2\pi \frac{i(j-j')}{N_D L_D} + w_k[i, j + N_D/2]} \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $i = 0, 1, \dots, L_D - 1$, $j = -\frac{N_D}{2}, \dots, 0, \dots, \frac{N_D}{2} - 1$, $(x)_y$ 表示 x 除以 y 的余数, $\langle x \rangle$ 表示 $(x + N_D/2)_{N_D} - N_D/2$, $x_{i, j + N_D/2, m}$ 表示 \mathbf{X}_k 中第 $(i, j + N_D/2)$ 个元素, $\tilde{h}_{k, i, j, m}$ 为空间时延多普勒域的等效信道, $w_k[i, j + N_D/2]$ 为均值为 0、方差为 σ^2 的 AWGN, 其元素相互间独立。

1.2 高移动性超大规模 MIMO 信道模型

在高速移动物联网场景下, 本文考虑一个支持超大规模机器类通信并配备超大规模 MIMO 天线的物联网单小区, 超大规模 MIMO 高速移动物联网场景如图 2 所示。基站端配备一个具有 M 个天线阵

元的均匀线阵 (ULA, uniform linear array), 并服务于 N_k 个配备单天线的机器类设备 (MTD, machine type device), 从设备 n_k 至基站的信道向量表示为 $\mathbf{h}_{n_k} \in \mathbb{C}^M, n_k = 1, \dots, N_k$ 。在上行链路中, 物联网场景存在 K 个活跃 MTD。在空间非平稳条件下, 不同的子阵看到不同的散射体, 为了描述空间非平稳信道, 本文将 ULA 均匀地划分成 S 个不相关的子阵列, 每个子阵列具有 M/S 个天线, 且满足 $N_k \gg M \gg K$, $M/S \geq K$, $M \geq S \geq 1$ 。

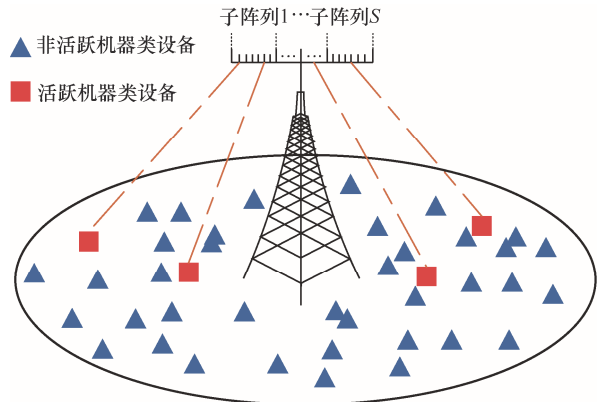


图 2 超大规模 MIMO 高速移动物联网场景

超大规模 MIMO 非平稳特性下空间模型如图 3 所示, 当阵列的尺寸超过一定范围时, 阵列的不同部分将看到不同的终端, 即阵列的部分区域不能接收到所有设备终端的信号, 这些阵列区域称为可视区域 (VR, visible area)^[23-24]。

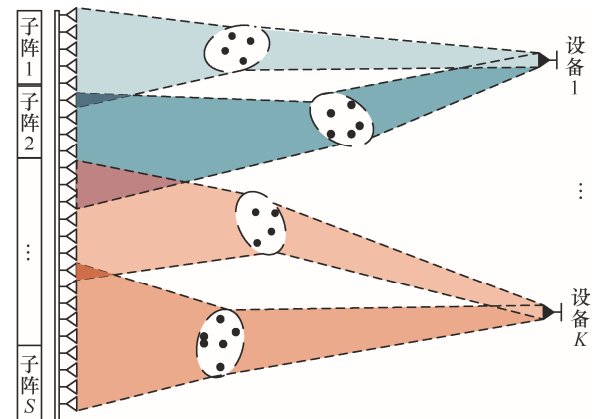


图 3 超大规模 MIMO 非平稳特性下空间模型

假设存在 P 条散射路径, 对于路径 p 而言, 由于天线阵列孔径较大, 路径无法到达整个天线阵面, 只能到达其中的一个或几个子阵列, 因此本文定义路径 p 的可视区域, 即可以接收到沿路径 p 传

播信道的子阵列集合, 可视区域 VR 索引为^[25]

$$\Phi_p = \{s_{p,\text{start}}, s_{p,\text{start}} + 1, \dots, s_{p,\text{end}}\} \quad (9)$$

其中, $s_{p,\text{start}}$ 、 $s_{p,\text{end}}$ 分别为可视区域中第一个子阵列和最后一个子阵列的索引, 且满足 $1 \leq s_{p,\text{start}} \leq s_{p,\text{end}} \leq S$ 。

相应地, 子阵列 s 的可视路径区域, 即该子阵列上可以接收到传播信号的路径集合表示为^[25]

$$\Psi_s = \{l_{s,1}, l_{s,2}, \dots, l_{s,L_s}\} \quad (10)$$

其中, $1 \leq l_{s,i} \leq P$, $i=1, \dots, L_s$, L_s 为集合尺寸, $0 \leq L_s \leq P$ 。

无线信号可以沿着视距路径到达下行设备端, 也可以被多个散射点反射, 这意味着信道链路受频率选择性衰落的影响。并且由于设备的移动性, 信道随时间变化, 因此信道链路经历时间选择性衰落。沿着下行链路, 每个散射路径对应一个离开方向 (DoD, direction of departure)、一个多普勒频移和一个时延。因此, 下行链路中的时变非平稳信道可以表示为^[21]

$$\mathbf{h}_{k,l}(r) = \sum_{p=1}^P g_{k,p} e^{j2\pi v_{k,p} r T_s} \delta(l T_s - \tau_{k,p}) \mathbf{a}(\theta_{k,p}(t)) \odot \mathbf{q}(\Psi_s) \quad (11)$$

其中, k 为第 k 个活跃机器类设备, $g_{k,p}$ 为信道增益, $v_{k,p}$ 为多普勒频移, $\tau_{k,p}$ 为时延, l 表示时延域索引, r 表示时间索引, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数, T_s 为系统的采样周期, $\mathbf{a}(\theta_{k,p})$ 为天线阵列响应, 其表示为^[21]

$$\mathbf{a}(\theta_{k,p}(t)) = \left[1, e^{j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin(\theta_{k,p}(t))}, \dots, e^{j2\pi(M-1) \frac{d}{\lambda} \sin(\theta_{k,p}(t))} \right] \quad (12)$$

其中, d 为基站上天线阵元间距, λ 为下行链路子载波波长。 $\mathbf{q}(\Psi_p)$ 为考虑非平稳性的选择向量, 其表示为

$$[\mathbf{q}(\Psi_s)] = \begin{cases} 1, & f[p] \in [\Psi_s] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

因此, 在子阵列 s 上, 天线阵列响应应改写为

$$\mathbf{a}(\theta_{k,p}) = \left[1, e^{j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin(\theta_{k,p})}, \dots, e^{j2\pi(M-1) \frac{d}{\lambda} \sin(\theta_{k,p})} \right] \quad (14)$$

由于在高速移动场景中, 信号传输为光速, 传输时间较短, 因此在时间索引 r 的变化范围内, 设备移动的距离和 DoD 的变化可以忽略不计。因此, 在对应可视路径区域内, $\mathbf{h}_{k,l}$ 仅与参数集 $\{\tau_{k,p}, v_{k,p}, \theta_{k,p}, g_{k,p}\}_{p=1}^P$ 有关。

2 基于增强型稀疏 OMP 算法的上行信道参数估计方法

在基站端接收到设备发送的接收信号并经过相关 OTFS 调制之后, 可以利用接收信号提取上行信道参数。首先, 设备在上行链路发送训练序列, 本文考虑不同设备的训练序列在时间域正交且全为 1, 由此得到每个训练序列的长度为 $N_t T_s$, 其中 N_t 为有效采样点个数。由此得到对应设备 k 训练时刻为 $t_{k,n} = [n_0 + (N_t + L_{\text{cp}})(k-1) + n]T_s$, 由此基站端接收到的时延多普勒域信号表示为^[21]

$$\mathbf{y}_{k,l}^{\text{ul}}(n) = \sum_{p=1}^P \mathbf{g}_{k,p}^{\text{ul}} e^{j2\pi v_{k,p}^{\text{ul}} [n_0 + (N_t + L_{\text{cp}})(k-1) + L_{\text{cp}} + n]T_s} \delta(l - \tau_{k,p}^{\text{ul}} / T_s) \times \mathbf{a}^{\text{ul}}(\theta_{k,p}^{\text{ul}}) \odot \mathbf{q}(\Psi_{k,p}^{\text{ul}}) \mathbf{x} + \mathbf{w}_{k,n} \quad (15)$$

其中, $\mathbf{x} = [x_0, \dots, x_{N_t-1}]$ 为训练序列, n 为上行子载波索引, $\mathbf{w}_{k,n}$ 表示接收天线上的 AWGN, 其均值为 0, 协方差矩阵为 $\sigma^2 \mathbf{I}_M$, 且各噪声参数相互独立。

在可视路径区域内, 根据上行参数集 $\{v_{k,p}^{\text{ul}}, \tau_{k,p}^{\text{ul}}, \theta_{k,p}^{\text{ul}}, h_{k,p}^{\text{ul}}\}_{p=1}^P$, 可以将设备 k 的上行信道建模为

$$\mathbf{h}_{k,l}^{\text{ul}} = \sum_{p=1}^{L_s} \mathbf{g}_{k,p}^{\text{ul}} e^{j2\pi v_{k,p}^{\text{ul}} l T_s} \delta(l T_s - \tau_{k,p}^{\text{ul}}) \mathbf{a}(\theta_{k,p}^{\text{ul}}) \quad (16)$$

其中, $\mathbf{a}(\theta_{k,p}^{\text{ul}}) = \left[e^{j2\pi \frac{d}{\lambda} ((s-1)M/S) \sin(\theta_{k,p}^{\text{ul}})}, \dots, e^{j2\pi (sM/S-1) \frac{d}{\lambda} \sin(\theta_{k,p}^{\text{ul}})} \right]$ 。

基站端所有天线阵元均接收到训练序列, 因为训练序列为已知的正交导频序列, 且满足 $\mathbf{x}\mathbf{x}^H = \mathbf{I}$ 。在可视路径区域内, 首先对接收信号进行堆叠

$$\mathbf{y}_{k,l}^{\text{ul}} = \sum_{p=1}^{L_s} \mathbf{g}_p^{\text{ul}} \mathbf{p}(\mu_p) \otimes \Gamma(\kappa_p) \otimes \mathbf{a}(\mathcal{G}_p) + \mathbf{w}^{\text{ul}} \quad (17)$$

其中, $\mu_p = [N_t(k-1)]v_{k,p}^{\text{ul}}$, $\mathcal{G}_p = \frac{d}{\lambda} \sin \theta_{k,p}^{\text{ul}}$, $\kappa_p = \tau_{k,p}^{\text{ul}} / T_s$, \otimes 表示克罗内克积, λ 为波长。根据对应参数所引起的相移影响, 对应导向矢量表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{p}(\mu_p) &= \left[e^{j2\pi \mu_p T_s}, \dots, e^{j2\pi [\mu_p + v_{k,p}^{\text{ul}} (N_t-1)]T_s} \right]^H \\ \Gamma(\kappa_p) &= \left[\delta\left(-\frac{L_D}{2} - \kappa_p\right), \dots, 1, \dots, \delta\left(\frac{L_D}{2} - 1 - \kappa_p\right) \right]^H \\ \mathbf{a}(\mathcal{G}_p) &= \left[e^{-j2\pi \left(\frac{sM/S}{2}\right) \mathcal{G}_p}, \dots, e^{j2\pi \left(\frac{sM/S}{2} - 1\right) \mathcal{G}_p} \right]^H \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $[\cdot]^H$ 表示共轭转置。

将导向矢量相乘, 由向量 \mathbf{D} 表示为

$$\mathbf{D}(\mu_p, \kappa_p, \vartheta_p) = \mathbf{p}(\mu_p) \otimes \mathbf{\Gamma}(\kappa_p) \otimes \mathbf{a}(\vartheta_p) \quad (19)$$

由此, 式(17)重写为

$$\mathbf{y}^{\text{ul}} = \sum_{p=1}^{L_s} \mathbf{g}_p^{\text{ul}} \mathbf{D}(\mu_p, \kappa_p, \vartheta_p) + \mathbf{w}^{\text{ul}} \quad (20)$$

基于文献[21-22], 所建参数信道模型在角度、时延和多普勒域具有稀疏性。同时, 考虑超大规模 MIMO 系统的非平稳特性以及在天线域上的对应稀疏性, 本文在经典稀疏估计算法 OMP 算法的基础上提出了一种增强型稀疏 OMP 算法, 实现了计算复杂度的降低与估计性能的提升。在一般的无线通信系统中, 接收端信号和字典原子库中原子之间存在一定的结构相关性, 在算法上称之为内积, 内积的大小直接反映了二者相关性大小。而 OMP 算法就是在已知稀疏度情况下, 经过多次迭代计算出信号和传感矩阵列向量之间的内积模值最大的列元素, 同时利用此列向量的序号扩充索引集合^[26]。然后, 利用最小二乘 (LS, least squares) 算法得到迭代过程中的估计值, 随之更新残差。不断重复以上过程, 直至迭代值超过稀疏度时循环终止, 最后输出重构信号的估计值。然而原始的 OMP 算法仅能抽取单一种类的参数, 而在本文所考虑的上行参数抽取过程中需要抽取多种参数, 因此本文考虑将多个待抽取参数进行处理并结合系统非平稳特性提出了一种增强型稀疏 OMP 算法。

首先, 本文设计一个用于增强型稀疏 OMP 算法的过采样码本提高采样精度, 码本中元素表示为

$$\mathbf{A} = \left\{ \left(\frac{O_1}{\gamma_1 N_t}, \frac{O_2}{\gamma_2 L_D}, \frac{O_3}{\gamma_3 M/S} \right) \right\} \quad (21)$$

其中, $O_1 = 0, 1, \dots, \gamma_1 N_t - 1$, $O_2 = 0, 1, \dots, \gamma_2 L_D - 1$, $O_3 = 0, 1, \dots, \gamma_3 sM/S - 1$, $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$ 分别是 μ, κ, ϑ 的过采样因子。

通过过采样码本对整个 ADD 域进行采样, 并考虑超大规模天线阵列非平稳特性以及天线域上的稀疏性表示, 得到过采样的多普勒频移、时延和角度为

$$\begin{aligned} \mathbf{p}(\bar{\mu}) &= \left[\mathbf{p}(0), \mathbf{p}\left(\frac{1}{\gamma_1 N_t}\right), \dots, \mathbf{p}\left(\frac{\gamma_1 N_t - 1}{\gamma_1 N_t}\right) \right]^{\text{H}} \\ \mathbf{\Gamma}(\bar{\kappa}) &= \left[\mathbf{q}(0), \mathbf{q}\left(\frac{1}{\gamma_2 L_D}\right), \dots, \mathbf{q}\left(\frac{\gamma_2 L_D - 1}{\gamma_2 L_D}\right) \right]^{\text{H}} \\ \mathbf{a}(\bar{\vartheta}) &= \left[\mathbf{a}(0), \mathbf{a}\left(\frac{1}{\gamma_3 sM/S}\right), \dots, \mathbf{a}\left(\frac{\gamma_3 sM/S - 1}{\gamma_3 sM/S}\right) \right]^{\text{H}} \end{aligned} \quad (22)$$

对应码本中元素表示为

$$\mathbf{U}_{i,j,o} = \mathbf{p}(\bar{\mu}_i) \otimes \mathbf{\Gamma}(\bar{\kappa}_j) \otimes \mathbf{a}(\bar{\vartheta}_o) = \mathbf{D}(\bar{\mu}_i, \bar{\kappa}_j, \bar{\vartheta}_o) \quad (23)$$

根据增强型稀疏 OMP 算法, 构造传感矩阵, 通过遍历整个传感矩阵中元素, 选择与残差内积最大的元素, 将其对应的 μ, κ, ϑ 采样值作为估计结果, 其过程表示为

$$(\tilde{\mu}_i, \tilde{\kappa}_j, \tilde{\vartheta}_o) = \arg \max_{(\bar{\mu}_i, \bar{\kappa}_j, \bar{\vartheta}_o \in \mathbf{A})} \frac{|\mathbf{D}^{\text{H}}(\bar{\mu}_i, \bar{\kappa}_j, \bar{\vartheta}_o) \mathbf{y}_r^{\text{ul}}|^2}{\|\mathbf{D}(\bar{\mu}_i, \bar{\kappa}_j, \bar{\vartheta}_o)\|} \quad (24)$$

其中, $|\cdot|$ 表示绝对值, $\|\cdot\|$ 表示 Frobenius 范数。

超大规模 MIMO-OTFS 系统 FDD 模式下增强型稀疏 OMP 算法见算法 1。

算法 1 超大规模 MIMO-OTFS 系统 FDD 模式下增强型稀疏 OMP 算法

输入 上行接收信号 \mathbf{y}_r^{ul} , 增强型传感矩阵 \mathbf{A} , 增强型码本 \mathbf{A} , 迭代次数 L_s (稀疏度)

初始化 $t = 1$, $\mathbf{r}_o = \mathbf{y}_r^{\text{ul}}$, $\omega_0 = \emptyset$, $\Omega_0 = \emptyset$

阶段 1:

以 $t = 1, 2, \dots, L_s$ 迭代循环:

步骤 1: 计算残差 \mathbf{r}_{t-1} 与增强型传感矩阵 \mathbf{A} 各列元素的内积, 在增强型传感矩阵中搜索与残差相关系数最大的向量 $\mathbf{U}_{i,j,o}$ 并记录其索引 λ_t ;

$$(\mathbf{U}_{i,j,o})_t = \arg \max_{(\mathbf{U}_{i,j,o} \in \mathbf{A})} \frac{|\mathbf{U}_{i,j,o} \mathbf{r}_{t-1}|^2}{\|\mathbf{U}_{i,j,o}\|} \quad (25)$$

步骤 2: 更新原子集及索引集: $\omega_t = \omega_{t-1} \cup \mathbf{U}_{i,j,k}$,

$\Omega_t = \Omega_{t-1} \cup \lambda_t$;

步骤 3: 通过 LS 算法求解 $\hat{\mathbf{h}}_t$;

$$\hat{\mathbf{h}}_t = \arg \min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{y}_r^{\text{ul}} - \mathbf{A} \mathbf{h}\| = (\mathbf{A}^{\text{T}} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^{\text{T}} \mathbf{y}_r^{\text{ul}} \quad (26)$$

步骤 4: 更新残差 \mathbf{r}_t , 即

$$\mathbf{r}_t = \mathbf{y}_r^{\text{ul}} - \hat{\mathbf{h}}_t = \mathbf{y}_r^{\text{ul}} - (\mathbf{A}^{\text{T}} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^{\text{T}} \mathbf{y}_r^{\text{ul}} \quad (27)$$

步骤 5: 令 $t = t + 1$; 判断迭代条件, 如果 $t \leq L_s$, 则继续返回步骤 1; 反之则结束循环;

阶段 2:

步骤 6: 根据原子集 ω_t 、索引集 Ω_t 得到

$$\begin{aligned} [\mathbf{D}(\tilde{\mu}_i, \tilde{\kappa}_j, \tilde{\vartheta}_o)]_t &= \\ [\mathbf{p}(\tilde{\mu}_i) \otimes \mathbf{\Gamma}(\tilde{\kappa}_j) \otimes \mathbf{a}(\tilde{\vartheta}_o)]_t &= (\mathbf{U}_{i,j,o})_t \end{aligned} \quad (28)$$

步骤 7: 根据增强型码本 \mathbf{A} , 得到上行参数集

$$(\hat{\mu}_t, \hat{\kappa}_t, \hat{\vartheta}_t) = [(\tilde{\mu}_i, \tilde{\kappa}_j, \tilde{\vartheta}_o)]_t \quad (29)$$

输出：上行信道参数集 $\{\hat{\mu}_l, \hat{\kappa}_l, \hat{g}_l\}_{l=1, \dots, L_s}$

根据等式关系 $\mu_p = [N_l(k-1)]v_{k,p}^{ul}$,

$g_p = \frac{d}{\lambda} \sin \theta_{k,p}^{ul}$, $\kappa_p = \tau_{k,p} / T_s$ 和对应可视路径区域得到最终上行信道参数集 $\{v_{k,p}^{ul}, \tau_{k,p}^{ul}, \theta_{k,p}^{ul}, \Psi_{k,p}^{ul}\}_{p=1}^{L_s}$ 。

考虑超大规模 MIMO-OTFS 系统的非平稳特性以及采用的增强型码本, 算法计算复杂度对比见表 1。

表 1	算法计算复杂度对比
所用算法	计算复杂度
LS 算法	$O((\gamma_2(l_D)_p)^3 + (\gamma_2(l_D)_p)^2(2(\gamma_1(n_D)_p - 1) + 2\gamma_3 M / S) + 2\gamma_3 M / S \gamma_2(l_D)_p(\gamma_1(n_D)_p - 1) + \gamma_2(l_D)_p)$
传统 OMP 算法	$O(P(l_D)_p(n_D)_p \gamma_1 N_D \gamma_2 L_D \gamma_3 M)$
增强型稀疏 OMP 算法	$O(L_s(l_D)_p(n_D)_p \gamma_1 N_D \gamma_2 L_D \gamma_3 M / S)$

根据第 1.2 节所述, $P \geq L_s \geq 0$, $M \geq S \geq 1$, $(l_D)_p$ 、 $(n_D)_p$ 分别为 OTFS 二维导频块维度。因此所提增强型稀疏 OMP 算法计算复杂度远小于 LS 算法, 且相较于传统 OMP 算法有一定降低。

3 利用部分互易性的下行信道重建方法

在 FDD 模式下, 由于系统上下行频段不同, 上行和下行信道之间的互易性并不成立。然而, 上下行信道却共用相同的空间, 共享散射体, 信号在上行和下行沿着相同的路径传播, 路径的长度、方向相同, 并且电磁波传播速度恒定, 因此上下行之间存在空间互易性, 即部分互易性。根据部分互易性, 上下行时延、角度与可视路径区域是相同的、频率无关的^[27-28]。并且在有关研究中, 证明了在高速移动场景下 FDD 上下行多普勒频移与频率呈正比^[29]。因此, 根据 FDD 模式下部分互易性, 本文借助上行信道频率无关参数, 通过映射关系得到

$$\begin{cases} v_p^{dl} = \frac{f_{dl}}{f_{ul}}, v_p^{ul} = \frac{\lambda_{ul}}{\lambda_{dl}} v_p^{ul} \\ \theta_p^{dl} = \theta_p^{ul} \\ \tau_p^{dl} = \tau_p^{ul} \\ \Psi_s^{dl} = \Psi_s^{ul} \end{cases} \quad (30)$$

其中, v_p^{ul} 、 θ_p^{ul} 、 τ_p^{ul} 、 Ψ_p^{ul} 和 v_p^{dl} 、 θ_p^{dl} 、 τ_p^{dl} 和 Ψ_p^{dl} 分别表示上下行端的频率无关参数多普勒、角度、时延和可视路径区域, f_{ul} 、 f_{dl} 和 λ_{ul} 、 λ_{dl} 分别为上

下行信道的频率与波长。需要特别说明的是, 由于下行多普勒参数可以由上下行波长及频率与上行多普勒参数获得, 因此这里也视作一个频率无关参数。

在下行端, 通过部分互易性可以得到下行参数 $\{v_p^{dl}, \tau_p^{dl}, \theta_p^{dl}, \Psi_s^{dl}\}_{p=1}^P$ 。然而, 目前现有研究不能证明上下行信道增益 g_p 具有互易性, 但是可以使用上行信道参数确定所有 g_p^{dl} 中主导元素的位置。虽然不能确定它们的精确值, 但是设备可以以较低的导频开销估计出 g_p^{dl} 用于下行的信道重建。

在下行链路仅需要估计频率有关参数, 即信道增益, 因此仅需要少量的下行导频和反馈开销即可完成频率有关参数的估计。基站将上行估计的时延和角度、多普勒频移和对应波束成形方案告知设备, 然后发送下行稀疏导频。这里采用在对应稀疏点处为非零值的有效导频, 在 N_p 个子载波上承载导频, 子载波编号分别为 $n_0, n_1, \dots, n_{N_p-1}$ 。由此, 下行接收信号表示为

$$\begin{aligned} y_{l,k}^{dl}(n_i) = & \sum_{p=1}^P \sqrt{W} g_{k,p}^{dl} e^{j2\pi v_{k,p}^{dl} [(L_{cp} + N_l)(k-1) + L_{cp} + n_i] T_s} \delta(l - \tau_{k,p}^{dl} / T_s) \times \\ & \mathbf{a}^{dl}(\theta_{k,p}^{dl}) \odot \mathbf{q}(\Psi_{k,s}^{dl}) e^{j2\pi(\Delta F + n_i \Delta f) \tau_{p,k}^{dl}} + \mathbf{z}_k^{dl}(n_i) \end{aligned} \quad (31)$$

其中, $i = 0, \dots, N_p - 1$, W 为发射功率, $\mathbf{z}_k^{dl}(n_i)$ 为在载波 n_i 上的复高斯白噪声; 同式(17)操作, 将接收信号进行堆叠并改写为

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^{dl}(i) = & \sum_{p=1}^P \sqrt{W} h_p^{dl} \mathbf{p}(v_p^{dl}) \otimes \Gamma(\tau_p^{dl}) \otimes \mathbf{a}(\theta_p^{dl}) \otimes \mathbf{q}(\Psi_{k,s}^{dl}) \otimes \mathbf{d}(\tau_p^{dl}) + \\ & \mathbf{z}^{dl}(i) \end{aligned} \quad (32)$$

其中, $\mathbf{d}(\tau)$ 为时延引起的 N_p 个载有下行导频的子载波上的相移矢量, 表示为

$$\mathbf{d}(\tau) = \left[e^{j2\pi(\Delta F + n_0 \Delta f) \tau_p^{dl}}, \dots, e^{j2\pi(\Delta F + n_{N_p-1} \Delta f) \tau_p^{dl}} \right]^H \quad (33)$$

其中, ΔF 为上下行频差, Δf 为频段间隔。

将接收导频堆叠为矢量, 式(32)可以改写为

$$\mathbf{y}^{dl} = \sqrt{W} \mathbf{B} \mathbf{G}^{dl} + \mathbf{z}^{dl} \quad (34)$$

其中, \mathbf{y}^{dl} 、 \mathbf{G}^{dl} 和 \mathbf{z}^{dl} 分别表示堆叠后的下行接收信号、信道增益和噪声向量, 表示为

$$\mathbf{y}^{\text{dl}} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}^{\text{dl}}(0) \\ \vdots \\ \mathbf{y}^{\text{dl}}(N_p - 1) \end{bmatrix}, \mathbf{G}^{\text{dl}} = \begin{bmatrix} \mathbf{g}_0^{\text{dl}} \\ \vdots \\ \mathbf{g}_{N_p-1}^{\text{dl}} \end{bmatrix}, \mathbf{z}^{\text{dl}} = \begin{bmatrix} \mathbf{z}^{\text{dl}}(0) \\ \vdots \\ \mathbf{z}^{\text{dl}}(N_p - 1) \end{bmatrix} \quad (35)$$

其中, \mathbf{B} 表示由上行频率无关信道参数组成的系数矩阵, 表示为

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_0^{(0)} & \cdots & \mathbf{B}_{N_p-1}^{(0)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{B}_0^{(P-1)} & \cdots & \mathbf{B}_{N_p-1}^{(P-1)} \end{bmatrix}^{\text{T}} \quad (36)$$

其中, 矩阵的子矩阵 $\mathbf{B}_N^{(p)}$ 为

$$\mathbf{B}_N^{(p)} = \mathbf{p}(v_p^{\text{dl}}) \otimes \Gamma(\tau_p^{\text{dl}}) \otimes \mathbf{a}(\theta_p^{\text{dl}}) \odot \mathbf{q}(\Psi_s^{\text{dl}}) e^{j2\pi(\Delta F + n_N \Delta f)\tau_p^{\text{dl}}} \quad (37)$$

在下行设备端通过部分互易性得到上行频率无关参数构建矩阵 \mathbf{B} , 因此通过最小二乘法可以求得下行信道增益^[30], 求解如下

$$\hat{\mathbf{G}}^{\text{dl}} = \frac{1}{\sqrt{W}} \mathbf{B}^{\dagger} \mathbf{y}^{\text{dl}} = \frac{1}{\sqrt{W}} (\mathbf{B}^{\text{H}} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^{\text{H}} \mathbf{y}^{\text{dl}} \quad (38)$$

其中, \mathbf{B}^{\dagger} 表示矩阵 \mathbf{B} 的伪逆, 下行信道增益估计值 $\hat{\mathbf{G}}^{\text{dl}} = [\hat{g}_0^{\text{dl}}, \dots, \hat{g}_{N_p-1}^{\text{dl}}]$ 被反馈至基站端, 由此在基站端重建得到多天线下行信道为

$$\mathbf{h}^{\text{dl}} = \sum_{p=0}^{P-1} \hat{g}_p^{\text{dl}} e^{j2\pi\Delta F \tau_p^{\text{dl}}} \mathbf{p}(v_p^{\text{dl}}) \otimes \Gamma(\tau_p^{\text{dl}}) \otimes \mathbf{a}(\theta_p^{\text{dl}}) \otimes \mathbf{q}(\Psi_s^{\text{dl}}) \quad (39)$$

其中, v_p^{dl} 、 τ_p^{dl} 和 θ_p^{dl} 分别为通过部分互易性从上行获得的下行多普勒频移、时延、角度的估计值。

本文采用克拉默-拉奥下界 (CRLB, Cramer-Rao lower bound) 衡量信道估计结果的无偏性。首先, 从给定信道矩阵 \mathbf{h} 时接收信号 \mathbf{y} 的条件概率密度得到^[31]

$$f(\mathbf{y}|\mathbf{h}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{x}\mathbf{h}\|^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (40)$$

其中, \mathbf{h} 的费希尔信息矩阵为

$$\mathbf{I}(\mathbf{h}) = -E\left[\frac{\partial^2 \ln f(\mathbf{y}|\mathbf{h})}{\partial \mathbf{h}^2}\right] \quad (41)$$

其中, 对 $f(\mathbf{y}|\mathbf{h})$ 取对数得到

$$\ln f(\mathbf{y}|\mathbf{h}) = -\frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{x}\mathbf{h}\|^2}{2\sigma^2} \quad (42)$$

然后, 对 $\ln f(\mathbf{y}|\mathbf{h})$ 求 \mathbf{h} 的偏导得到

$$\frac{\partial^2 \ln f(\mathbf{y}|\mathbf{h})}{\partial \mathbf{h}^2} = -\frac{1}{\sigma^2} \mathbf{A}^{\text{T}} \mathbf{A} \quad (43)$$

将式(43)代入式(41), 得到:

$$\mathbf{I}(\mathbf{h}) = \frac{1}{\sigma^2} \mathbf{A}^{\text{T}} \mathbf{A} \quad (44)$$

因此, 信道估计的 CRLB 为

$$\text{CRLB}(\mathbf{h}) = \mathbf{I}^{-1}(\mathbf{h}) = \sigma^2 \mathbf{A}^{\text{T}} \mathbf{A} \quad (45)$$

4 仿真结果

本文通过 MATLAB 实现对所提 FDD 模式下超大规模 MIMO-OTFS 系统上行辅助的下行信道估计方案的仿真验证。所提方案在仿真中简称为 OMP-Based 方案, 传统最小二乘信道重建方案简称为 LS 方案, 信道建模参数见表 2。

表 2 信道建模参数

信道参数	数值
天线数目 M	512
时延域网格维度 L_D	512
多普勒域网格维度 N_D	128
载波频率 f_c / GHz	5
采样周期 T_s / μs	1/20
子载波间隔 Δf / kHz	75
上下行频差 ΔF / MHz	60
方位角 θ_k	$[-\pi/2, \pi/2)$
子阵列数目 S	16

本文采用归一化均方误差 (NMSE, normalized mean squared error) 评估方案估计性能。NMSE 是反映估计量与被估计量之间差异程度的一种度量, NMSE 表示为^[32]

$$\text{NMSE} = E\left\{\frac{\|\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}\|_2^2}{\|\mathbf{h}\|_2^2}\right\} \quad (46)$$

在高速移动物联网场景下, 设置信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio) 为 SNR = 0, 3, 6, ..., 30 dB, 信道可视路径数 $L_s = 4$, 速度 $v = 120$ km/h。OTFS 场

景与 OFDM 场景下不同估计方案 NMSE 性能比较如图 4 所示, 可以看出, 随着信噪比增加, 信道所受噪声干扰减小, 两种方案的 NMSE 均减小, 信道估计性能均逐渐提升。LS 方案仅为一个粗略的估计, 对噪声极其敏感, 因此在 OTFS 场景与 OFDM 场景中 OMP-Based 方案估计性能均优于传统的 LS 方案。在 OFDM 场景下, 由于受到多普勒频移影响, OMP-Based 方案与 LS 方案估计性能均较差。经过 OTFS 调制, OMP-Based 方案相较于 LS 方案有约 15 dB 的 NMSE 减小。同时, 随着 SNR 的增加, OMP-Based 方案逐渐接近于 CRLB。这说明, OTFS 调制将时变信道转换为时延多普勒域中更为稳定的时间无关信道, 相较于 OFDM 调制能够有效提升高速移动情况下信道估计性能。同时, 考虑了非平稳特性的 OMP-Based 方案更接近最优估计性能界限。

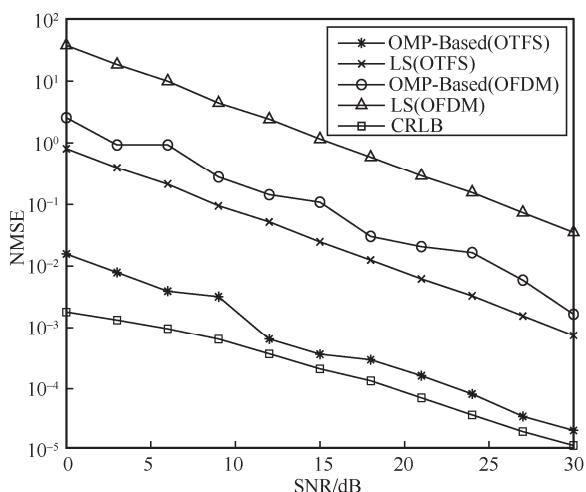


图 4 OTFS 场景与 OFDM 场景下不同估计方案 NMSE 性能比较

低速与高速移动场景下不同估计方案 NMSE 性能比较如图 5 所示。在低速与高速移动场景下, 分别设置速度为 $v = 108 \text{ km/h}$ 和 $v = 216 \text{ km/h}$ 。可以看出, 在低速移动场景下, OMP-Based 方案与 LS 方案由于受多普勒影响较小, 信道估计性能均高于高速移动场景下估计性能。特别是, 由于引入了 OTFS 调制, 两种方案估计性能在高速情况下性能损失较小。在所有场景下, OMP-Based 方案相较于 LS 方案均有 10~15 dB 的估计性能提升。仿真结果表明, 在高速移动的物联网场景下, OTFS 能有效对抗多普勒频移影响, 减小信道估计性能损失, 增强下行信道估计在高移动性下的鲁棒性。同时, 所提 OMP-Based 方案体现出更加优越的信道估计性能优势。

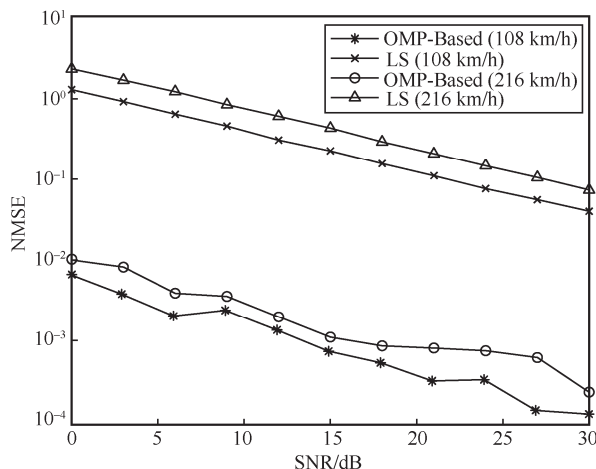


图 5 低速与高速移动场景下不同估计方案 NMSE 性能比较

为了证明信道中可视路径数对信道估计性能的影响, 在速度为 $v = 180 \text{ km/h}$ 和信噪比分别为 $\text{SNR} = 15, 30 \text{ dB}$ 的条件下, 不同估计方案 NMSE 性能与可视路径数关系比较如图 6 所示, 可以看出, OMP-Based 方案与 LS 方案的 NMSE 都随着可视化路径数增加而逐步增大, 信道估计性能下降。这是因为随着可视化路径数的增加, 信号能量的分散将会导致信道估计准确度降低。特别是, OMP-Based 方案在各个可视路径数情况下均优于 LS 方案, 这是因为增强型稀疏 OMP 算法能够充分利用信道稀疏性与非平稳特性, 准确估计上行参数, 减少了误差的累积, 保证了下行信道重建和估计的性能。

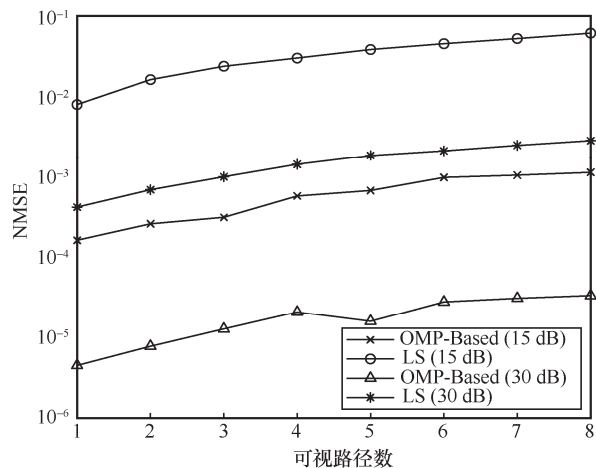


图 6 不同估计方案 NMSE 性能与可视路径数关系比较

5 结束语

本文针对高速移动场景下 FDD 超大规模 MIMO-OTFS 系统的下行信道估计, 考虑了超大规模

模天线阵列的非平稳特性和上下行信道的部分互易性, 提出了一种上行辅助的下行信道估计方案。基于子阵列与可视路径区域, 提出了一种改进的增强型稀疏 OMP 算法估计上行信道参数并发送至下行终端, 在准确描述超大规模 MIMO 非平稳特性的同时降低了计算复杂度。下行终端仅需要估计频率有关参数, 反馈至基站端进行信道重建, 大大减小下行信道估计所需导频及下行硬件要求。仿真结果表明, 所提增强型稀疏 OMP 算法在估计 NMSE 性能、计算复杂度等方面均优于相关的文献算法。特别在物联网的高速移动场景和超大规模 MIMO 非平稳场景下, 所提方案仍能保持较好性能, 满足了在物联网复杂场景下通信的效率和质量。

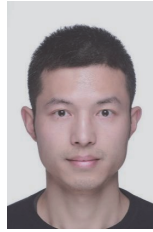
参考文献:

- [1] IMT-2030 (6G) 推进组. 6G 总体愿景与潜在关键技术白皮书[R]. 2021.
IMT-2030 (6G) Promotion Group. 6G overall vision and potential key technologies white paper[R]. 2021.
- [2] SHANG H C, CHEN R F, ZHANG H X, et al. OTFS modulation and PAPR reduction for IoT-railways[J]. *China Communications*, 2023, 20(1): 102-113.
- [3] VO V N, LONG N Q, DANG V H, et al. Physical layer security in cognitive radio networks for IoT using UAV with reconfigurable intelligent surfaces[C]//Proceedings of 2021 18th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [4] XIANG Y Y, XU K, XIA B Y, et al. Bayesian joint channel-and-data estimation for quantized OFDM over doubly selective channels[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(3): 1523-1536.
- [5] HADANI R, RAKIB S, TSATSANIS M, et al. Orthogonal time frequency space modulation[C]//Proceedings of 2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [6] TAO Q, ZHANG S, ZHONG C, 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.
- [7] SHI Z H, WANG Q X, JIN J, et al. Achievability of the channel reciprocity and its benefit in TDD system[C]//Proceedings of the 5th International ICST Conference on Communications and Networking in China. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1-4.
- [8] ZHONG Z M, FAN L, GE S B. FDD massive MIMO uplink and downlink channel reciprocity properties: full or partial reciprocity? [C]//Proceedings of GLOBECOM 2020 - 2020 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [9] ASIF A, MAURIZIO M, NASRULLAH P, et al. Direction of arrival and least square error technique used in massive MIMO for channel estimation[J]. *International Journal of Mathematics and Computer Science*, 2021, 16(2): 647-657.
- [10] AKBARPOUR-KASGARI A, ARDEBILIPOUR M. Massive MIMO-OFDM channel estimation via distributed compressed sensing[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(2): 376-379.
- [11] CARVALHO E D, ALI A, AMIRI A, et al. Non-stationarities in extra-large-scale massive MIMO[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(4): 74-80.
- [12] KOLLENGODE RAMACHANDRAN M, CHOCKALINGAM A. MIMO-OTFS in high-Doppler fading channels: signal detection and channel estimation[C]//Proceedings of 2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2019: 206-212.
- [13] HUANG Z Y, CAO S, WEI H, et al. Research on channel estimation algorithm based on OTFS system[C]//Proceedings of 2022 IEEE 6th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC). Piscataway: IEEE Press, 2022: 352-356.
- [14] SHI D, WANG W J, YOU L, et al. Deterministic pilot design and channel estimation for downlink massive MIMO-OTFS systems in presence of the fractional Doppler[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(11): 7151-7165.
- [15] RASHEED O K, SURABHI G D, CHOCKALINGAM A. Sparse delay-Doppler channel estimation in rapidly time-varying channels for multiuser OTFS on the uplink[C]//Proceedings of 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [16] SHEN W Q, DAI L L, HAN S F, et al. Channel estimation for orthogonal time frequency space (OTFS) massive MIMO[C]//Proceedings of ICC 2019 - 2019 IEEE International Conference on Communications (ICC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [17] PENG W, LI W G, WANG W, et al. Downlink channel prediction for time-varying FDD massive MIMO systems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2019, 13(5): 1090-1102.
- [18] HAN Y, HSU T H, WEN C K, et al. Efficient downlink channel reconstruction for FDD multi-antenna systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(6): 3161-3176.
- [19] HUGL K, KALLIOLA K, LAURILA J. Spatial reciprocity of uplink and downlink radio channels in FDD systems[C]//Eur. Cooper. Sci. Technol. (EURO-COST). Piscataway: IEEE Press, 2002, 273(2): 066.
- [20] QIN Z A, YIN H F, CAO Y D, et al. A partial reciprocity-based channel prediction framework for FDD massive MIMO with high mobility[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(11): 9638-9652.
- [21] LIU Y S, ZHANG S, GAO F F, et al. Uplink-aided high mobility downlink channel estimation over massive MIMO-OTFS system[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(9): 1994-2009.
- [22] LIU F, YUAN Z D, GUO Q H, et al. Message passing-based structured sparse signal recovery for estimation of OTFS channels with fractional Doppler shifts[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(12): 7773-7785.
- [23] WANG H Q, KOSASIH A, WEN C K, et al. Expectation propagation detector for extra-large scale massive MIMO[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(3): 2036-2051.
- [24] ALI A, CARVALHO E D, HEATH R W. Linear receivers in non-stationary massive MIMO channels with visibility regions[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(3): 885-888.

- [25] HAN Y, JIN S, WEN C K, et al. Channel estimation for extremely large-scale massive MIMO systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(5): 633-637.
- [26] WAN L, QIANG X Z, MA L, et al. Accurate and efficient path delay estimation in OMP based sparse channel estimation for OFDM with equispaced pilots[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(1): 117-120.
- [27] HAN Y, LIU Q, WEN C K, et al. Tracking FDD massive MIMO downlink channels by exploiting delay and angular reciprocity[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2019, 13(5): 1062-1076.
- [28] IMTIAZ S, DAHMAN G S, RUSEK F, et al. On the directional reciprocity of uplink and downlink channels in frequency division duplex systems[C]//Proceedings of 2014 IEEE 25th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communication (PIMRC). Piscataway: IEEE Press, 2015: 172-176.
- [29] GUO W, ZHANG W L, MU P C, et al. High-mobility wideband massive MIMO communications: Doppler compensation, analysis and scaling laws[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(6): 3177-3191.
- [30] LEE Y S, BANG Y J, LEE J H, et al. LS channel estimation performance analysis for RoF channel environment in the OFDM system[C]//Proceedings of 2014 12th International Conference on Optical Internet 2014 (COIN). Piscataway: IEEE Press, 2014: 1-2.
- [31] BAI X J, GUAN L, ZHAO C, et al. Massive MIMO channel estimation based on compressed sensing[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 2010(1): 012099.
- [32] TRIPATHI P, SHUKLA S K, BHATT A. Performance of channel estimating approach in mobile OFDM system[C]//Proceedings of 2021 International Conference on Advances in Electrical, Computing,

Communication and Sustainable Technologies (ICAECT). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-4.

[作者简介]



蒲旭敏 (1983-)，男，东南大学移动通信国家重点实验室在站博士后，重庆邮电大学副教授，主要研究方向为超大规模 MIMO 信号处理和信息传输理论等无线通信技术研究。



邓凯元 (1998-)，男，重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士生，主要研究方向为超大规模 MIMO、信道估计在物联网技术中的应用等。



陈前斌 (1967-)，男，重庆邮电大学教授、博士生导师，主要研究方向为个人通信、多媒体信息处理与传输、下一代移动通信网络等。