

文章编号: 1007-5321(2023)04-0015-06

DOI: 10.13190/j.jbupt.2022-079

多智能反射面辅助毫米波级联信道估计方法

李民政, 曹宇青, 颜娟娟, 陆健

(上海电机学院 电子信息学院, 上海 201306)

摘要: 针对多智能反射面(IRS)辅助的毫米波通信系统中存在信道耦合复杂、信道规模大、多跳级联信道估计导频开销大以及估计困难的问题,基于压缩感知理论提出一种高效的级联信道估计方法。首先,基于毫米波信道固有的稀疏特性,利用 Katri-Rao 和 Kronecker 乘积的性质,找到大规模多跳级联信道的稀疏表示方式;然后,将大规模级联信道估计问题转化为多个稀疏信号的恢复问题;最后,使用改进 OMP 算法恢复大规模级联信道。仿真结果表明,所提方法可以极大地减少多跳级联信道估计导频开销,并且可以准确地估计多跳级联信道的状态信息。

关键词: 毫米波通信; 智能反射面; 压缩感知; 稀疏重构; 信道估计

中图分类号: TN911.23

文献标志码: A

Method on Millimeter Wave Cascade Channel Estimation Assisted by Multiple Intelligent Reflecting Surface

LI Minzheng, CAO Yuqing, YAN Juanjuan, LU Jian

(School of Electronic and Information, Shanghai DianJi University, Shanghai 201306, China)

Abstract: Aiming at the problems of complex channel coupling, large channel scale, large pilot cost and difficult estimation of multi-hop cascade channel estimation in the millimeter wave communication system assisted by multiple intelligent reflecting surfaces(IRS), an efficient cascade channel estimation method is proposed based on compressed sensing theory. Firstly, based on the inherent sparsity of millimeter wave channel, the sparse representation of a large-scale multi hop cascade channel is found by using the properties of Katri-Rao and Kronecker product. Then, the large-scale cascade channel estimation problem is transformed into the recovery problem of multiple sparse signals. Finally, an improved OMP algorithm is used to recover the large-scale cascade channel. Simulation results show that the proposed method can greatly reduce the pilot cost of multi hop cascade channel estimation, and can accurately estimate the state information of multi hop cascade channel.

Key words: millimeter wave communication; intelligent reflecting surface; compressed sensing; sparse reconstruction; channel estimation

随着无线通信技术的快速发展,智能反射面(IRS, intelligent reflecting surface)成为实现重构无线通信环境的创新性解决方案^[1-2]。一方面,IRS 可以通过大量的低成本反射元智能地控制信号反射,

从而高效地提高无线通信系统的频谱效率^[3];另一方面,IRS 辅助的通信系统也可以更好地提高系统容量^[4]。得益于此,出现了各种 IRS 辅助的无线通信系统。

收稿日期: 2022-04-23

基金项目: 上海市科学技术委员会科技计划项目(21010501000)

作者简介: 李民政(1972—),男,教授,硕士生导师,邮箱:limz@sjtu.edu.cn。

目前 IRS 辅助的通信系统大多考虑单个 IRS 或者多个分布式 IRS 辅助的无线通信系统,每个 IRS 独立地辅助周围用户与相关接入点的通信。然而这些现有的系统均无法满足现实中由于多个障碍物阻碍而无法直接传输信号的需求。因此,提出一个实际通信场景,即基站与用户被两山阻隔且需要通信,单个 IRS 辅助不能满足实际需求,需要使用多 IRS 构建无障碍多反射通信链路,借助信号的多跳反射来实现基站的下行通信。因此,多 IRS 辅助的通信系统中级联信道信息的估计成为亟须解决的问题。

Han 等^[5]初步尝试了通过联合设计多 IRS 辅助通信系统的无源波束成形来解决这个问题,但其前提是假设所有相关链路视距 (LOS, line of sight) 信道模型和信道状态信息 (CSI, channel status information) 在基站可用,但是忽略了现实场景中实现多 IRS 协作面临的两个挑战,即其多跳级联信道估计和在通用 Rician 衰落信道模型下考虑信道估计误差的最优无源波束成形。You 等^[6]考虑了多 IRS 辅助的通信系统,用户可以通过信号多跳反射与基站进行通信,使用级联信道的特征向量来估计多跳级联信道,但这种方法只适用于系统中基站和用户均为单天线的情况,对于多天线基站则有一定的局限性。Mishra 等^[7]通过使用导频训练和调整 IRS 反射进行多跳级联信道的估计工作,但只能获得整体级联 CSI,不能获得每段独立 CSI,对于多 IRS 辅助的通信系统,调整多 IRS 的反射也更加复杂。Yang 等^[8]将多 IRS 分组并估计与组关联的等效级联信道,在组数非常小时,可以显著地降低信道的估计开销,从而缩短训练时延,但是该方法实施起来复杂度极高。

为了有效地解决多跳级联信道估计开销巨大的问题,笔者提出了一种基于压缩感知的高效准确多跳级联信道分步估计方法。首先,使用一种新型 IRS 稀疏传感架构获取导频信号,利用 Katri-Rao 和 Kronecker 乘积的性质,找到大规模多跳级联信道的稀疏表示方式;然后,将大规模多跳级联信道估计问题转化为多个稀疏信号的恢复问题;最后,使用稀疏恢复算法恢复出所要估计的大规模级联信道。与现有的级联信道估计方法相比,所提方法可以极大地降低计算复杂度和训练开销,并且可以准确地估计 CSI,所提方法还可以获取每个独立信道的 CSI,有助于提高在多个用户且用户移动性较强的情况下进行信道估计的灵活性。

1 多 IRS 辅助通信的系统模型

考虑实际通信场景:基站与用户被两山阻隔,两个 IRS 架设于两山水平高度较高的地方用于辅助下行的通信链路,其中基站配备了一个均匀线性阵列 (ULA, uniform linear array) 天线,数量为 N ;两个 IRS 为分别配备了 M_1 和 M_2 个反射元的均匀平面阵列,用户使用单天线。基站发射信号通过两个 IRS 多跳反射后与用户进行通信,其中 IRS1 靠近基站处放置,IRS2 靠近用户处放置,这样可以更好地重塑无线信道环境^[9]。由于被多山阻隔且毫米波信号穿透能力较差,基站到用户之间不存在 LOS 路径,多 IRS 辅助通信系统模型如图 1 所示。

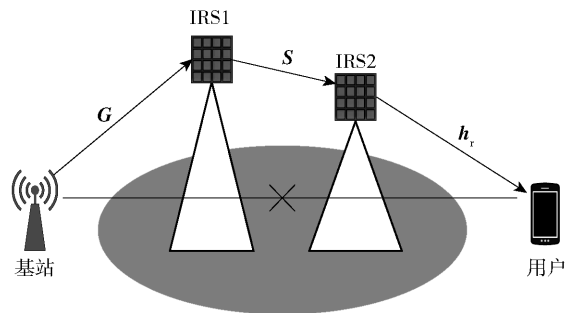


图 1 多 IRS 辅助通信系统模型

1.1 系统描述

基站-IRS1、IRS1-IRS2、IRS2-用户之间的等效信道分别表示为 $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{M_1 \times N}$, $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{M_2 \times M_1}$, $\mathbf{h}_r \in \mathbb{C}^{M_2}$ 。第 k 个 IRS 反射元的相移对角矩阵为

$$\Phi_k = \text{diag}(\rho_1 e^{j\theta_1}, \rho_2 e^{j\theta_2}, \dots, \rho_{M_k} e^{j\theta_{M_k}}), \quad \forall k \in \{1, 2\} \quad (1)$$

其中: $\theta_i \in [0, 2\pi]$, $i \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 和 $\rho_i \in [0, 1]$, $i \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 分别为 IRS 第 i 个反射元的相移幅度和反射系数。假设所有反射元均为全反射,即 $\rho_i = 1, i \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 。基站在 t 时刻发送的信号为 $\mathbf{x}(t)$, 则接收端 t 时刻的接收信号为

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{h}_r \Phi_2 \mathbf{S} \Phi_1 \mathbf{G} \mathbf{w}^H(t) \mathbf{x}(t) + \mathbf{w}^H(t) \mathbf{n}(t) \quad (2)$$

其中: $\mathbf{w}^H(t)$ 为基站处的预编码向量, $\mathbf{n}(t)$ 为 t 时刻基站处的高斯白噪声。

1.2 信道模型

由于毫米波信道充满了大量的散射,因此采用具有多路径散射簇的 Saleh-Valenzuela 几何信道模型^[10],其中信道 \mathbf{G} 可表示为

$$\mathbf{G} = \sqrt{\frac{N \times M_1}{L_G}} \sum_{l_G=1}^{L_G} \alpha_{l_G} \mathbf{a}(\phi_{l_G}^{\text{AOA}}, \psi_{l_G}^{\text{AOA}}) \mathbf{a}(\omega_{l_G}^{\text{AOD}})^H \quad (3)$$

其中: L_G 为信道 G 的路径数, α_{l_G} 为第 l_G 条路径复数增益, $\phi_{l_G}^{AOA}$ 和 $\psi_{l_G}^{AOA}$ 分别为 IRS1 处阵列响应的方位角和俯仰角, $\mathbf{a}(\phi_{l_G}^{AOA}, \psi_{l_G}^{AOA})$ 为 IRS1 接收阵列的响应矢量, $\mathbf{a}(\omega_{l_G}^{AOD})$ 为基站端的阵列响应矢量。

信道 S 可表示为

$$\mathbf{S} = \sqrt{\frac{M_2 \times M_1}{L_S}} \sum_{l_s=1}^{L_S} \beta_{l_s} \mathbf{b}(\vartheta_{l_s}^{AOA}, \varphi_{l_s}^{AOA}) \mathbf{a}(\phi_{l_s}^{AOD}, \psi_{l_s}^{AOD})^H \quad (4)$$

其中: L_S 为信道 S 的路径数, β_{l_s} 为第 l_s 条路径复数增益, $\phi_{l_s}^{AOD}$ 和 $\psi_{l_s}^{AOD}$ 分别为 IRS1 处阵列响应的方位角和俯仰角, $\vartheta_{l_s}^{AOA}$ 和 $\varphi_{l_s}^{AOA}$ 分别为 IRS2 处阵列响应的方位角和俯仰角, $\mathbf{a}(\phi_{l_s}^{AOD}, \psi_{l_s}^{AOD})$ 为 IRS1 发射阵列的响应矢量, $\mathbf{b}(\vartheta_{l_s}^{AOA}, \varphi_{l_s}^{AOA})$ 为 IRS2 接收阵列的响应矢量。

信道 \mathbf{h}_r 可表示为

$$\mathbf{h}_r = \sqrt{\frac{M_1}{L_r}} \sum_{l_r=1}^{L_r} \gamma_{l_r} \mathbf{b}(\vartheta_{l_r}^{AOD}, \varphi_{l_r}^{AOD})^H \quad (5)$$

其中: L_r 为信道 \mathbf{h}_r 的路径数, γ_{l_r} 为第 l_r 条路径复数增益, $\vartheta_{l_r}^{AOD}$ 和 $\varphi_{l_r}^{AOD}$ 分别为 IRS2 发射阵列响应的方位角及俯仰角, $\mathbf{b}(\vartheta_{l_r}^{AOD}, \varphi_{l_r}^{AOD})$ 为 IRS2 发射阵列的响应矢量。

1.3 新型 IRS 传感架构

由于 IRS 的反射元是完全无源的, 其不具备信号的处理能力, 因此, 多 IRS 辅助毫米波通信系统的级联信道估计存在导频开销较大的缺陷。为了解决此缺陷, 提出在少量 IRS 反射元中嵌入射频 (RF, radio frequency) 链, 并通过射频移相器连接到基带单元, 将其转换为有源传感元, 由此构建新型 IRS 传感架构。添加了 RF 链的反射元具有无源反射和有源传感 2 种模式, 其数量即 RF 链的数量 N_{RF} 远远小于 M_k 。 N_{RF} 个有源传感元呈 L 型排列, 如图 2 所示, 可以将信道内二维到达角解析为水平和竖直方向的二维 ULA 进行估计, 最终实现降低导频开销的目的。

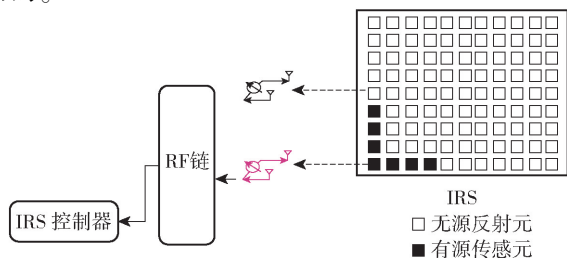


图 2 新型 IRS 传感架构

2 信道估计

2.1 信道的稀疏表示

IRS 辅助毫米波通信系统的信道具有固有的稀疏特性, 假设 IRS1 反射元在水平和竖直方向分布数量分别为 M_{1x} 和 M_{1y} ; IRS2 反射元在水平和竖直方向分布数量分别为 M_{2x} 和 M_{2y} , 则

$$\mathbf{a}(\phi_{l_G}^{AOA}, \psi_{l_G}^{AOA}) = \mathbf{a}_x(p^{AOA}) \otimes \mathbf{a}_y(q^{AOA}) \quad (6)$$

其中: $p^{AOA} \triangleq 2\pi d \cos \psi_{l_G}^{AOA} / \lambda$, $q^{AOA} \triangleq 2\pi d \sin \psi_{l_G}^{AOA} \times \cos \phi_{l_G}^{AOA} / \lambda$, d 为基站天线间隔, λ 为信号的波长; \otimes 为克罗内克乘积。假设 $d = \lambda/2$, 则

$$\mathbf{a}_x(p^{AOA}) \triangleq \frac{1}{\sqrt{M_{1x}}} [1, e^{jp^{AOA}}, e^{2jp^{AOA}}, \dots, e^{j(M_{1x}-1)p^{AOA}}]^T \quad (7)$$

$$\mathbf{a}_y(q^{AOA}) \triangleq \frac{1}{\sqrt{M_{1y}}} [1, e^{jq^{AOA}}, e^{2jq^{AOA}}, \dots, e^{j(M_{1y}-1)q^{AOA}}]^T \quad (8)$$

同理, $\mathbf{b}(\vartheta_{l_s}^{AOA}, \varphi_{l_s}^{AOA}) = \mathbf{b}_x(u^{AOA}) \otimes \mathbf{b}_y(v^{AOA})$ 。

由于毫米波通信信道的稀疏散射特性, L_G 相对于信道 G 的维度很小。因此可以将信道 G 稀疏表示为

$$\bar{\mathbf{G}} = (\mathbf{F}_{1x} \otimes \mathbf{F}_{1y}) \mathbf{A}_G \mathbf{F}_B^H = \mathbf{F}_G^{AOA} \mathbf{A}_G \mathbf{F}_B^H \quad (9)$$

其中: \mathbf{F}_G^{AOA} 为具有和 $\mathbf{a}(\phi_{l_G}^{AOA}, \psi_{l_G}^{AOA})$ 相同形式的字典矩阵; $\mathbf{F}_G^{AOA} = \mathbf{F}_{1x} \otimes \mathbf{F}_{1y}$, $\mathbf{F}_{1x} \in \mathbb{C}^{M_{1x} \times M_{G,x}}$ 为过完备字典矩阵 ($M_{G,x} \geq M_{1x}$), 它的每一列都具有和 $\mathbf{a}_x(p^{AOA})$ 相同的形式; 同理, $\mathbf{F}_{1y} \in \mathbb{C}^{M_{1y} \times M_{G,y}}$ 具有和 $\mathbf{a}_y(q^{AOA})$ 相同的形式; $M_{G,x} M_{G,y} = M_G$; \mathbf{F}_B 为具有和 $\mathbf{a}(\omega_{l_G}^{AOD})$ 相同形式的字典矩阵; $\mathbf{A}_G \in \mathbb{C}^{M_G \times N_G}$ 为具有 L_G 个非零项的稀疏增益矩阵。

类似地, 信道 S 可以分别用完备稀疏字典表示为

$$\bar{\mathbf{S}} = \mathbf{F}_S^{AOA} \mathbf{A}_S (\mathbf{F}_S^{AOD})^H \quad (10)$$

其中: \mathbf{F}_S^{AOD} 为具有和 $\mathbf{b}(\vartheta_{l_s}^{AOA}, \varphi_{l_s}^{AOA})$ 相同形式的稀疏字典矩阵, \mathbf{A}_S 为具有 L_S 个非零项的稀疏增益矩阵, \mathbf{F}_S^{AOD} 为具有和 $\mathbf{a}(\phi_{l_s}^{AOD}, \psi_{l_s}^{AOD})$ 相同形式的稀疏字典矩阵。

信道 \mathbf{h}_r 用完备稀疏字典表示为

$$\bar{\mathbf{h}}_r = \mathbf{F}_r^{AOD} \mathbf{A}_r \quad (11)$$

其中: \mathbf{F}_r^{AOD} 为具有和 $\mathbf{b}(\vartheta_{l_r}^{AOD}, \varphi_{l_r}^{AOD})$ 相同形式的稀疏字典矩阵, \mathbf{A}_r 为具有 L_r 个非零项的稀疏增益矩阵。

2.2 多跳级联信道估计方法

基于上述的多跳级联信道稀疏表示, 提出多跳

级联信道估计方法,将多跳级联信道的估计问题转化为多个稀疏信号的恢复问题。系统中,多跳级联信道可表示为

$$\hat{H} = \bar{h}_r \Phi_2 \bar{S} \Phi_1 \bar{G} \quad (12)$$

假设 IRS1 和 IRS2 处都使用了新型 IRS 传感架构,因此在两个 IRS 处均可以直接对反射信号进行处理;由于多跳级联信道传输矩阵规模很大,提出了基于压缩感知的多跳级联信道分步法:首先,在 IRS1 处估计出稀疏信道 \bar{G} ;其次,在 IRS2 处估计出稀疏信道 \bar{S} ;然后,在用户处估计出稀疏信道 \bar{h}_r ;最后,级联获得信道 \hat{H} 。

阶段 I:基站发送端传输导频信号,由于在 IRS1 处使用了新型 IRS 稀疏传感结构,故在 IRS1 处接收到的信号为

$$\begin{aligned} y_1(t) &= \bar{G}^H(t) x(t) \xrightarrow{(a)} \\ F_G^{AOA} \Lambda_G F_B^H w^H(t) x(t) &\xrightarrow{(b)} \\ ((F_B^H w^H(t))^T \otimes F_G^{AOA}) \text{vec}(\Lambda_G) &\xrightarrow{(c)} \\ \Theta_G x_G &\quad (13) \end{aligned}$$

其中:步骤(a)是将式(9)代入;步骤(b)使用克罗内克积的性质;步骤(c)将信道 \bar{G} 估计问题转化为稀疏信号的恢复问题, Θ_G 为针对信道 G 构造的观测矩阵, x_G 为待恢复的稀疏信号。

阶段 II:经过阶段 I 的信道估计过程,可以获得信道 \bar{G} 准确的 CSI。阶段 II, \bar{G} 可以看作先验信息。那么 t 时刻 IRS2 接收到的信号为

$$\begin{aligned} y_2(t) &= \bar{S} \Phi_1 \bar{G} w^H(t) x(t) \xrightarrow{(a)} \\ \bar{S} \Phi_1 D(t) &\xrightarrow{(b)} \\ F_S^{AOA} \Lambda_S (F_S^{AOD})^H \Phi_1 D(t) &\xrightarrow{(c)} \\ (((F_S^{AOD})^H \Phi_1 D(t))^T \otimes F_S^{AOA}) \text{vec}(\Lambda_S) &\xrightarrow{(d)} \\ \Theta_S x_S &\quad (14) \end{aligned}$$

其中:在步骤(a)中,令 $D(t) = \bar{G} w^H(t) x(t)$,在阶段 II 可看作已知信道传输矩阵;步骤(b)是将式(10)代入;步骤(c)使用克罗内克积的性质;步骤(d)中, Θ_S 为针对信道 S 构造的观测矩阵, x_S 为待恢复的稀疏信号。

阶段 III:经过阶段 I 和阶段 II 的信道估计过程,可以获得信道 \bar{G} 和信道 \bar{S} 级联的 CSI。在阶段 III, \bar{G} 和 \bar{S} 可以看作先验信息。那么 t 时刻用户接收到的信号为

$$y_3(t) = \bar{h}_r \Phi_2 \bar{S} \Phi_1 \bar{G} w^H(t) x(t) =$$

$$\begin{aligned} \bar{h}_r \Phi_2 C(t) &= F_r^{AOD} \Lambda_r \Phi_2 C(t) = \\ ((\Phi_2 C(t))^T \otimes F_r^{AOD}) \text{vec}(\Lambda_r) &= \Theta_r x_r \quad (15) \end{aligned}$$

其中: $C(t) = \bar{S} \Phi_1 \bar{G} w^H(t) x(t)$,在阶段 III 可看作已知信道传输矩阵; Θ_r 为针对信道 h_r 构造的观测矩阵; x_r 为待恢复的稀疏信号。

2.3 稀疏恢复算法

对稀疏信号的恢复可以采用正交匹配追踪 (OMP, orthogonal matching pursuit) 算法进行求解^[11]。针对传统 OMP 算法每次迭代时只选择单原子作为索引集使得稀疏恢复容易陷入局部最优解的缺陷,提出了一种改进 OMP 算法,该算法设置多个候选原子集,相较于传统的 OMP 算法可以极大地增大搜索空间,提高原子被选择的概率,保证迭代时原子选择的灵活性。以恢复稀疏信号 x_G 为例,伪代码如下。

算法 1 改进 OMP 算法

输入: y_1, Θ_G, L_G ;

初始化: $k = 0, r^0 = y_1, S^0 = \{\emptyset\}$ // 初始化迭代索引,初始化残差值,初始化原子集;

while $k < K$ do

$k = k + 1, s^k = \{\emptyset\}$

for $j = 1$ to L_G do

$s_{\text{temp}} = s_i^{k-1}$

if $s_{\text{temp}} \notin s^k$ then

$s^k = s^k \cup s_{\text{temp}}$

$\hat{x}_G^k = \Theta_{G(s^k)}^\dagger y_1$

$r^k = y_1 - \Theta_{G(s^k)}^\dagger \hat{x}_G^k$

$r^* = \arg \min \| r^k \|$

end if

end for

end while

$s^* = s_r^k$

return $\hat{x}_G = \Theta_{G(s^*)}^\dagger y_1$

上述改进 OMP 算法每次迭代后均选出新的原子集,并且不断更新,获得更好的索引支撑集,进一步提高重构信号的准确性。随着迭代次数增多,重构的信号也越加精确,最终实现提高稀疏恢复精度的目的。同理可以将稀疏信号 x_S 和 x_r 重构,最后由式(12)可以获得级联信道的 CSI。

在理论上,对比了传统 OMP 算法和改进 OMP 算法的时间复杂度。以信道 \bar{G} 重构为例,传统 OMP 算法复杂度为 $O(L_G T L N M^2)$,其中 T 为导频开

销, L 为信道长度;改进 OMP 算法复杂度为 $O(L_G T L N^2 M_1)$, 由于 IRS 反射元的个数 M_1 远大于基站的天线数目 N , 因此改进 OMP 算法复杂度小于传统 OMP 算法。

3 仿真结果与分析

本小节,通过数值仿真的方法评估所提方法的性能。仿真环境设置在窄带毫米波多输入单输出系统场景下, $N = 50$; $M_1 = M_2 = 12 \times 12$; $L_G = 3$, $L_s = 3$, $L_r = 6$;基站到 IRS1, IRS1 到 IRS2 和 IRS2 到用户之间的距离分别为 30 m, 100 m 和 50 m。

采用估计信道 $\hat{\mathbf{H}}$ 与实际信道 \mathbf{H} 的归一化均方误差 (NMSE, normalized mean squared error) 作为级联信道估计性能的评判指标,其定义为

$$R_{\text{NMSE}} = E \left[\frac{\|\hat{\mathbf{H}} - \mathbf{H}\|_F^2}{\|\mathbf{H}\|_F^2} \right] \quad (16)$$

3.1 RF 数量对所提方法估计性能的影响

RF 链数量不同时,所提方法信道估计的 NMSE 如图 3 所示。由图 3 可知,更多的 RF 链有助于减小信道估计的误差,提高信道估计的准确性。然而,当 N_{RF} 进一步增大时,射频消耗也会增加;当 $N_{\text{RF}} = 15$ 时,不仅可以实现较低能耗的通信,也可以获得较好的级联信道估计精度。

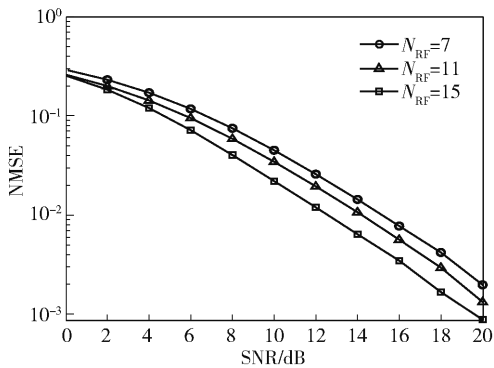


图3 RF 链数量对所提方法估计性能的影响

3.2 所提方法中改进 OMP 算法与其他算法的对比

为了体现改进 OMP 算法的优越性,将稀疏恢复阶段使用改进 OMP 算法的所提方法,与使用最小二乘 (Oracle-LS, oracle least squares) 算法^[7]的信道估计方法和使用传统 OMP 算法的信道估计方法进行估计性能的对比。

在信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio) 为 10 dB、不同导频开销 T 下,级联信道分步估计方法分别使用 3 种算法恢复的信道 NMSE 如图 4 所示。由图 4

可知,随着 T 的不断增大,使用 3 种算法进行信道估计均有较好的性能;其中,Oracle-LS 算法性能优于另外 2 种算法,但其运算复杂度为 $O(L_G L N^2 M_1^2)$, 大于另外 2 种算法;改进 OMP 算法性能优于传统 OMP 算法,这得益于在迭代过程中新的原子集不断更新,并且支撑集不断优化优势。要达到相同的精度,改进 OMP 算法可以有效地减少 T , 如要使 NMSE 达到 0.002, 传统 OMP 算法中 T 需达到 128, 而改进 OMP 算法中 T 仅需为 64。

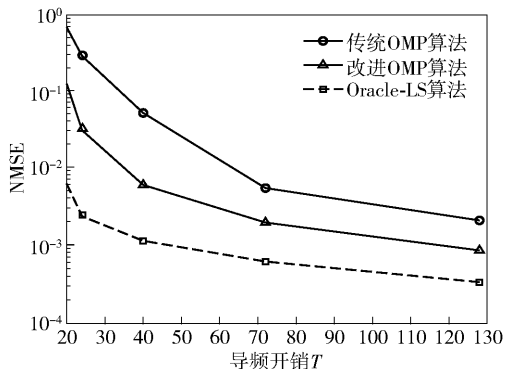


图4 不同导频开销 T 下,使用各算法的信道估计方法性能变化

在 $T = 100$, $N_{\text{RF}} = 15$ 、不同 SNR 下,使用 3 种算法的级联信道分步估计方法恢复的信道 NMSE 如图 5 所示。由图 5 可知,在低信噪比区域,改进 OMP 算法和传统 OMP 算法所恢复的信道 NMSE 相近,但是随着 SNR 增加,由于迭代时多个原子索引加入,索引支撑集不断更新,当 SNR 大于 20 dB 时,改进 OMP 算法相较于传统 OMP 算法恢复所得的 CSI 可以更好地实现级联信道分步估计方法的优越性能。

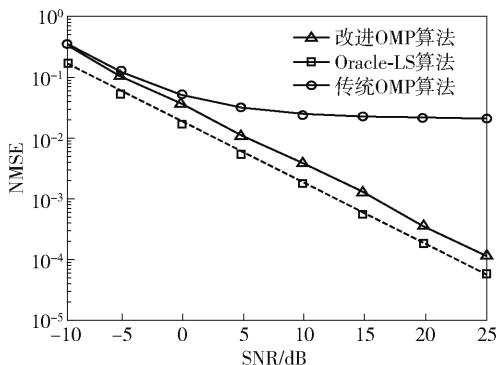


图5 不同 SNR 下,使用各算法的信道估计方法性能变化

4 结束语

针对多 IRS 辅助的毫米波通信系统中级联信道估计导频开销大的问题,采用了新型 IRS 传感架构

获取传输信号,基于压缩感知理论提出了级联信道分步估计方法,并且将级联信道估计问题转化为多个稀疏信号的恢复问题,采用改进OMP算法对信号进行恢复。数值仿真结果表明,所提方法可以显著地减小导频开销,获得较好的信道估计精度。

参考文献:

- [1] WU Q Q, ZHANG S W, ZHENG B X, et al. Intelligent reflecting surface-aided wireless communications: a tutorial[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(5): 3313-3351.
- [2] WU Q Q, ZHANG R. Towards smart and reconfigurable environment: intelligent reflecting surface aided wireless network [J]. IEEE Communications Magazine, 2019, 58(1): 106-112.
- [3] BASAR E, RENZO M D, ROSNY J D, et al. Wireless communications through reconfigurable intelligent surfaces [J]. IEEE Access, 2019, 7: 116753-116773.
- [4] KAMMOUN A, CHAABAN A, DEBBAH M, et al. Asymptotic max-min SINR analysis of reconfigurable intelligent surface assisted MISO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(12): 7748-7764.
- [5] HAN Y T, ZHANG S W, DUAN L J, et al. Cooperative double-IRS aided communication: beamforming design and power scaling[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(8): 1206-1210.
- [6] YOU C S, ZHENG B X, ZHANG R. Wireless communication via double IRS: channel estimation and passive beamforming designs[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(2): 431-435.
- [7] MISHRA D, JOHANSSON H. Channel estimation and low-complexity beamforming design for passive intelligent surface assisted MISO wireless energy transfer[C]//ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). New York: IEEE, 2019: 4659-4663.
- [8] YANG Y F, ZHENG B X, ZHANG S W, et al. Intelligent reflecting surface meets OFDM: protocol design and rate maximization[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(7): 4522-4535.
- [9] WU Q Q, ZHANG R. Beamforming optimization for wireless network aided by intelligent reflecting surface with discrete phase shifts[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(3): 1838-1851.
- [10] KANG M Y, LEE J Y, KIM S C. Analysis of channel characteristics for outdoor 28 GHz millimeter wave channel[C]//2019 25th Asia-Pacific Conference on Communications (APCC). New York: IEEE, 2019: 388-391.
- [11] SAHOO S K, MAKUR A. Signal recovery from random measurements via extended orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(10): 2572-2581.