一种用于局部统计信道建模的基于物理和数据驱动的方法

Shutao Zhang*†、Xinzhi Ning‡§、Xi Zheng ¶、Qingjiang Shi‡†、Tsung-Hui Chang*†和Zhi-Quan Luo*†§
*香港中文大学（深圳）理工学院，中国深圳
†深圳大数据研究院，中国深圳
‡同济大学软件工程学院，中国上海§鹏城实验室，中国深圳

¶华为技术有限公司网络与用户体验实验室，中国深圳 邮箱:
shutaozhang@link.cuhk.edu.cn

arXiv:2303.02308v1 [eess.SP] 4 Mar 2023

摘要——**局部信道建模对于 5G 蜂窝网络的离线性能优化至关重要，但现有信道模型面向通用场景，无法捕捉局部地理结构。本文提出一种新颖的、基于物理原理与数据驱动的局部统计信道建模方法（LSCM），能够感知目标蜂窝环境的物理地理结构。与使用完整信道冲激响应矩阵的传统方法不同，所提出的信道建模方法仅依赖用户设备的参考信号接收功率（RSRP）。其关键在于建立 RSRP 与信道角功率谱之间的关系。基于此，我们将信道建模任务表述为一个稀疏恢复问题，其中稀疏向量的非零项表示信道路径的功率和出发角。为求解这一问题，我们设计了一种计算效率高的加权非负正交匹配追踪（WNOMP）算法。最后，本文通过基于合成数据和真实 RSRP 测量值的实验，检验所提方法的性能。**

I. 引言

随着第五代（5G）移动通信的快速发展，蜂窝网络优化成为提升无线通信用户体验质量（QoE）的基本手段 [1]–[3]。由于网络优化必须以离线方式进行，所面临的关键挑战之一是如何刻画网络覆盖范围内基站与用户设备之间无线传播信道的大尺度行为。因此，能够捕捉目标环境局部物理地理结构的信道模型，对于5G系统的网络优化至关重要。

遗憾的是，5G系统中常用的现有信道模型并不适用于蜂窝网络优化。例如，基于几何的随机模型（GBSM）已得到广泛研究 [4]–[6]。这类模型用于一些典型场景，例如室内和室外、农村和城市场景，但缺乏描述特定局部环境的能力。至于确定性信道建模方法（如射线追踪） [7], 可以描述局部环境，但使用麦克斯韦方程组的计算复杂度对于蜂窝网络优化而言难以承受。此外，射线追踪依赖地图信息，而这些信息并非总是可用的 [8]。

本文提出了一种基于物理和数据驱动的局部统计信道建模（LSCM）方法，能够感知目标区域的物理传播环境。所提出的LSCM可以高效地提供信道角功率谱（APS）的统计信息，从而揭示局部多径结构和地形。不同于依赖信道冲激响应（CIR）测量的现有几何基随机模型（GBSM），本文提出的LSCM仅考虑来自多个发射波束的参考信号接收功率（RSRP） [9]测量。与高维CIR相比，使用RSRP的优势在于数据采集过程中可以节省大量存储空间，并支持计算效率更高的方法。然而，如何从RSRP数据中提取信道统计信息此前从未被研究过，且是一项具有挑战性的任务。

为此，我们首先建立参考信号接收功率与角功率谱之间的关系。随后我们将说明，可以通过求解稀疏恢复问题来提取角功率谱，其中稀疏向量的非零项表示信道路径的功率和出发角。经典压缩感知理论表明，正交匹配追踪是一种有效的求解方法 [10]，对于某些条件良好的矩阵，其收敛性可以得到保证；但一般情况下并不满足这一条件。相反，所构建问题中的系数矩阵各列的幅度可能存在巨大差异，从而显著降低信道建模的性能。为解决这一难以处理的稀疏恢复问题，我们设计了加权非负正交匹配追踪（WNOMP）算法。基于合成数据和真实世界参考信号接收功率测量的仿真结果表明，所提出的信道建模方法有效，且WNOMP优于经典方法。

II. MIMO下行系统与参考信号接收功率

在本节中，我们考虑目标网格中的大规模多输入多输出（MIMO）下行链路信道建模

本研究部分受到深圳市科技计划项目（项目编号：RCJC20210609104448114）的资助，部分受到中国国家自然科学基金委员会（NSFC）项目（项目编号：61731018和62071409）的资助，并得到广东省大数据计算重点实验室的支持。

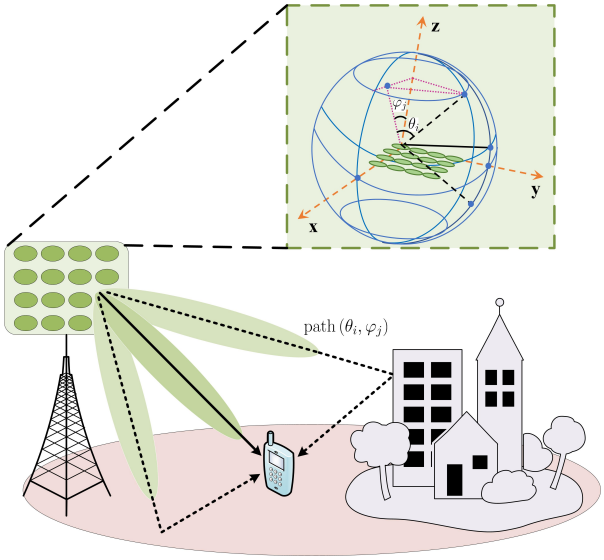


图 1. 下行链路中信道模型的角度离散化。

表 I 符号汇总

Notation	Definition
N_T	Number of the transmit antennas in the base station
N_V	Number of angular divisions of the vertical direction
N_H	Number of angular divisions of the horizontal direction
$h_{x,y}(t)$	CIR from transmit antenna (x, y) to the receive antenna
$\alpha_{i,j}(t)$	Channel gain of the path in the angle (θ_i, φ_j)
$g_{i,j}$	Antenna gain of angle (θ_i, φ_j) over the space
θ_i	Tilt angle of departure (AoD), and $\theta_i \in [-90, 90]$
φ_j	Azimuth AoD, and $\varphi_j \in [-90, 270)$
d_x	Spacing of adjacent antennas of the horizontal direction
d_y	Spacing of adjacent antennas of the vertical direction
$\omega_{i,j}(t)$	Random phase error between different angles
$\omega_{x,y}(t)$	Random phase error of different antennas
$rsrp_m(t)$	RSRP measurements of the m_{th} beam over time
RSRP_m	Expectation of the RSRP measurements $rsrp_m(t)$
$X_{i,j}$	Expectation of the channel gain $\alpha_{i,j}(t)$
$\text{A}_{i,j}^{(m)}$	Coefficient connecting RSRP_m and $X_{i,j}$
M	Number of the measured beam
N	Number of the angular discretization, $N = N_V \times N_H$
K	Maximum number of propagation paths in the channel

通信系统，以及随后测量的多个波束的参考信号接收功率。

A. 角度离散化信道建模

5G系统的大规模多输入多输出采用波束成形技术，从而在角域形成高分辨率多径信道。因此，我们研究采用波束成形的大规模多输入多输出下行链路通信系统的信道建模。在该系统中，信号从基站出发，经由多条传播路径传输至用户设备，如图 1 所示。

与 3GPP 的技术报告 [11], 类似，我们关注从基站到配备一根接收天线的用户设备的俯仰角出发角（AoD）、方位角出发角和信道增益，并忽略到达角和时延。假设基站的均匀矩形阵列包含$N_T = N_x \times N_y$ 根天线。基站到用户设备之间天线（x, y）的信道冲激响应表示为

$$h_{x,y}(t) = \sum_{i=1}^{N_V}\sum_{j=1}^{N_H}\sqrt{\alpha_{i,j}(t)} \times g_{i,j} \times e^{-j2\pi\frac{d_x x}{\lambda}\cos\theta_i \sin\varphi_j} \times e^{-j2\pi\frac{d_y y}{\lambda}\sin\theta_i} \times e^{-j\omega_{i,j}(t)-j\omega_{x,y}(t)}. \tag{1}$$

式（1）中符号的定义汇总于表 I。自由空间中的俯仰角出发角和方位角出发角分别离散化为 N_V 个角度和 N_H 个角度。如果角度（θ_i, φ_j）处不存在传播路径，则相应的信道增益$\alpha_{i,\,j}(t)$ 为零；否则，$\alpha_{i,\,j}(t)$ 对应于信道中的传播路径（θ_i, φ_j）。显然，信道增益$\alpha_{i,\,j}(t)$是稀疏的，并且在角域包含多条传播路径。

信道增益 $\alpha_{i,\,j}(t)$由路径损耗和阴影效应构成。路径损耗由物理环境（距离、载波频率、建筑物）决定，且该环境被假设为相对静态，而阴影由障碍物造成，通常建模为对数正态分布。因此，我们假设 $\alpha_{i,\,j}(t)$服从对数正态分布，其均值表示路径损耗，协方差表示阴影效应。$\omega_{i,\,j}(t)$是电磁波的反射、衍射和散射效应导致的不同角度之间的随机相位误差，而 $\omega_{x,\,y}(t)$是天线阵列的不完善硬件导致的不同天线之间的随机相位误差。受 [11], 启发，我们假设 $\omega_{i,\,j}(t)$服从 $-\pi$ 与 π之间的均匀分布，而 $\omega_{x,\,y}(t)$服从均值为零、协方差为 σ^2的高斯分布。

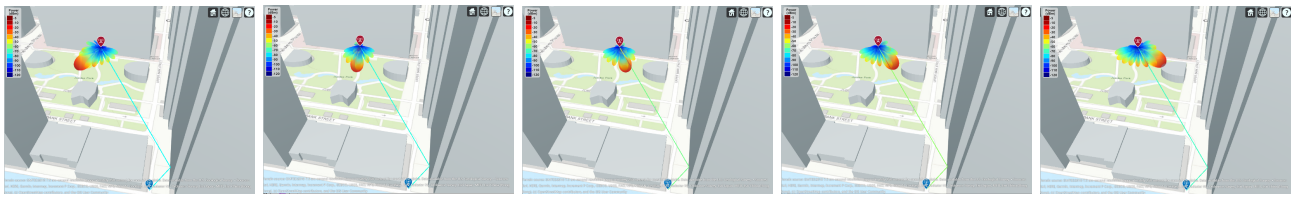
B. 参考信号接收功率测量

我们提出的 LSCM 的信道测量是从多个波束测得的参考信号接收功率。在 5G 蜂窝系统的下行链路中，参考信号接收功率可以通过同步信号块（SSB）波束或信道状态信息参考信号（CSI-RS）波束测量。将 m_{th} 波束的预编码矩阵表示为 $\boldsymbol{W}(m) \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$，其尺寸与天线阵列相同。$\boldsymbol{W}(m)$ 的元素为$\left(w_{x,y}^{(m)}\right) = \left(e^{j\phi_{x,y}^{(m)}}\right)$。将从基站到用户设备的信道冲激响应矩阵表示为 $\boldsymbol{H} \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$，其中 $\boldsymbol{H}$ 的元素为 $h_{x,\,y}(t)$，如式 (1) 所示。 m_{th} 波束在时刻 t 的参考信号接收功率定义为

$$rsrp_m(t) = P\left|\text{tr}\left(\boldsymbol{H}^T\boldsymbol{W}^{(m)}\right)\right|^2 = P\left|\sum_{x,y} h_{x,y}(t) w_{x,y}^{(m)}\right|^2, \tag{2}$$

其中， P 表示发射功率。信道质量可通过 $rsrp_m(t)$表示，$rsrp_m(t)$的值越大，反映的信道质量越好。

图2展示了一个信道测量示例：测量了五个波束的参考信号接收功率。这五种波束模式



(a) 参考信号接收功率 = -75.92 分贝　(b) 参考信号接收功率 = -73.29 分贝　(c) 参考信号接收功率 =-64.12 分贝　(d) **参考信号接收功率 = -59.61 分贝**　(e) 参考信号接收功率 = -70.73 分贝

图 2. 信道测量示例 来自五个波束的参考信号接收功率测量值。基站与目标网格之间存在一条传播路径，其出发角为 $\left[\widehat{\theta},\widehat{\varphi}\right]=[-2.84, 23.82]$。不同波束主瓣的方向分别为：(a)[0, -15], (b)[0, 0], (c)[0, 15], (d)[0, 30], (e)[0, 45]。

由不同的波束成形权重生成，且这五个波束的主瓣方向各不相同。目标网格上的接收机以蓝点突出显示。目标网格可以接收到五个参考信号接收功率测量值，分别对应五个波束的接收功率。具体而言，图 2(d) 中参考信号接收功率测量值的最大值为 -59.61 分贝，因为其主瓣方向为 $\left[\bar{\theta},\bar{\varphi}\right]=[0,30]$，接近传播路径 $\left[\widehat{\theta},\widehat{\varphi}\right]=[-2.84,23.82]$ 的出发角。

III. 基于物理和数据驱动的 LSCM

本节建立参考信号接收功率一阶统计量与信道增益之间的关系，这是所提出的 LSCM 的关键。随后，设计 WNOMP，以从参考信号接收功率中提取角功率谱的信道统计信息。

A. 参考信号接收功率与信道增益的一阶统计量

至于 $rsrp_m(t)$，根据式（2）可知它是一个随机变量，因为$h_{x,\ y}(t)$包含三个相互独立的随机变量，即$\omega_{x,\ y}(t)$、$\omega_{i,\ j}(t)$和$\alpha_{i,\ j}(t)$。定理1揭示了 $rsrp_m(t)$与$\alpha_{i,\ j}(t)$的一阶统计量之间的关系，即它们的期望 $\mathbb{E}(rsrp_m(t))$和 $\mathbb{E}(\alpha_{i,\ j}(t))$，从而表明了参考信号接收功率与角度信息之间的统计关系。

定理1。（参考信号接收功率与信道增益的一阶统计量之间的关系）假设$rsrp_m(t)$的期望为参考信号接收功率$_m \triangleq \mathbb{E}(rsrp_m(t))$，且信道增益的期望为$X_{i,\ j} \triangleq \mathbb{E}(\alpha_{i,\ j}(t))$，则有

$$\mathrm{RSRP}_m=\sum_{i=1}^{N_V}\sum_{j=1}^{N_H}\mathrm{A}_{i,j}^{(m)}X_{i,j}, \tag{3}$$

其中

$$\mathrm{A}_{i,j}^{(m)} \triangleq Pg_{i,j}^2\left(N_xN_y\left(1-e^{-\sigma^2}\right)+e^{-\sigma^2}\sum_{x,y}\sum_{x',y'}\cos\left(\psi_{i,j,x,y}^{(m)}-\psi_{i,j,x',y'}^{(m)}\right)\right), \tag{4}$$

$$\psi_{i,j,x,y}^{(m)}=2\pi\frac{d_x x}{\lambda}\cos\theta_i\sin\varphi_j+2\pi\frac{d_y y}{\lambda}\sin\theta_i-\phi_{x,y}^{(m)}. \tag{5}$$

Proof. Please refer to Appendix A. □

参考信号接收功率测量 RSRP$_m$ 的期望与信道一阶统计量之间的统计关系

信道增益 $X_{i,\ j}$ 通过系数$\mathrm{A}_i^{(m)}{}_{,\ j}$ 相联系，如定理1所揭示。根据这一发现，如果我们能够根据 RSRP$_m$计算出$X_{i,\ j}$，就可以从参考信号接收功率测量中提取角度信息。角功率谱可表示为$X_{i,\ j}$，其中，下标 i 和 j 分别表示下倾角 θ_i 和方位角 φ_j。

根据式（3），我们将带有下标 i =1, $\cdots$, N_V, $j=1,\ \cdots,\ N_H$的$X_{i,\ j}$ 重构为一个向量，即

$$\mathbf{x}=[X_{1,1},X_{1,2},\cdots,X_{1,N_H},X_{2,1},\cdots,X_{N_V,N_H}]^T, \tag{6}$$

其中，$\mathbf{x}$的长度为 $N=N_V\times N_H$。如果路径（θ_i, φ_j）不存在，则 $\mathbb{E}(\alpha_{i,\ j}(t))=0$。由于从基站到用户设备的传播路径只有几条，因此信道向量$\mathbf{x}$ 是稀疏的。

假设总共有 M 个测量波束，并定义$\mathbf{y}\in\mathbb{R}^{M\times1}$ 为不同波束的参考信号接收功率测量值期望所组成的向量，即，

$$\mathbf{y}=[\mathrm{RSRP}_1,\mathrm{RSRP}_2,\cdots,\mathrm{RSRP}_m,\cdots,\mathrm{RSRP}_M]^T. \tag{7}$$

定义向量$\mathbf{a}^{(m)}\in\mathbb{R}^{N\times1}$ 为

$$\mathbf{a}^{(m)}=\left[\mathrm{A}_{1,1}^{(m)},\mathrm{A}_{1,2}^{(m)},\cdots,\mathrm{A}_{1,N_H}^{(m)},\mathrm{A}_{2,1}^{(m)},\cdots,\mathrm{A}_{N_V,N_H}^{(m)}\right]^T, \tag{8}$$

系数矩阵$\mathbf{A}\in\mathbb{R}^{M\times N}$ 为

$$\mathbf{A}=\left[\mathbf{a}^{(1)},\mathbf{a}^{(2)},\cdots,\mathbf{a}^{(m)},\cdots,\mathbf{a}^{(M)}\right]^T. \tag{9}$$

那么，我们可以将式（3）改写为

$$\mathbf{y}=\mathbf{A}\mathbf{x}. \tag{10}$$

B. 所设计的*WNOMP*算法

为构建局部统计信道模型，我们希望根据参考信号接收功率测量的期望$\mathbf{y}$ 和系数矩阵$\mathbf{A}$恢复稀疏信道向量$\mathbf{x}$ 。根据式（10），由于不同角度 $x_n\geq0,\ \ n=1,\ \cdots,\ N$下的信道增益期望非负，因此可将优化问题表述为

$$\begin{aligned}\min_{\mathbf{x}}\ &\|\mathbf{A}\mathbf{x}-\mathbf{y}\|_2^2\\ \text{s.t. }&\|\mathbf{x}\|_0\leq K,\\ &x_n\geq0,\ n=1,\cdots,N,\end{aligned} \tag{11}$$

其中，K 是非零项的最大数量，表示传播路径的最大数量。

算法 1非负正交匹配追踪 (NNOMP)

要求： K, $\mathbf{A} \triangleq \{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \cdots, \mathbf{a}_n, \cdots, \mathbf{a}_N\}$, $\mathbf{y}$

1: 初始化 $k = 0,\ \mathcal{S} = \varnothing, \mathbf{x} = \mathbf{0}, \mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$

2: **重复**

3: $i = \arg\max_n \mathbf{a}_n^T \mathbf{r}_k$

4: $\mathcal{S} = \mathcal{S} \cup \{i\}$

5: $\mathbf{x}_{\mathcal{S}} \leftarrow \operatorname{argmin}_{\mathbf{z} \geq 0} \|\mathbf{y} - \textbf{矩阵 } \mathbf{A}_{\mathcal{S}}\mathbf{z}\|_2,\ \mathbf{x}_{\mathcal{S}^c} \leftarrow \mathbf{0}$

6: $\mathbf{r}_{k+1} = \mathbf{y} - \textbf{矩阵 } \mathbf{Ax}$

7: $k = k + 1$

8: **直到**$\max\left(\textbf{矩阵 } \mathbf{A}^T \textbf{残差}_k\right) < 0$ 或 $|\mathcal{S}|$ 等于 K

确保： $\mathbf{x}$

OMP 是一种迭代算法，每次迭代都会选取一列加入非零项的索引集合 $\mathcal{S}$。选择准则是选取与当前迭代残差相关性最高的列。问题 (11) 可通过非负 OMP（NNOMP）求解，如算法 1 所示。NNOMP 与 OMP 的主要区别在于算法 1 的步骤 5：该步骤求解非负最小二乘（NNLS）子问题，而非无约束最小二乘（ULS）子问题。求解 NNLS 子问题后，将$\mathbf{x}$ 在补集 $\mathcal{S}^c$ 中的各项强制置零，以确保稀疏性。文献 [12] 基于有效集算法提出了一种快速实现 NNOMP 的方法。文献 [12]还利用 Karush-Kuhn-Tucker（KKT）条件解释了 $\max\left(\mathbf{A}^T\mathbf{r}_k\right) < 0$的作用。条件$\mathbf{a}_n^T\mathbf{r}_k > 0$ 表示第 n_{th} 列是下降列，可以将其加入集合 $\mathcal{S}$ 并降低残差。

然而，在我们的情形中，由于系数矩阵 **矩阵 A**并未列归一化，这个稀疏恢复问题难以求解。各列的幅度差异显著，这会影响正确找出与残差相关性最高的列的准确性。NNOMP算法倾向于选择系数矩阵**矩阵 A**中幅度较大的列，因此选中非零项正确索引的概率较低。例如，尽管存在一列与残差平行，NNOMP算法仍会选择幅度较大的错误列。

为了解决这个问题，我们设计了WNOMP算法，如算法2所示。WNOMP算法通过为每次选择设置动态权重，在列幅度的影响与其和残差之间的相关性之间取得良好平衡。幅度权重应小于相关性权重。若将按列归一化的系数矩阵定义为

$$\widehat{\mathbf{A}} = \left[\frac{\mathbf{a}_1}{\|\mathbf{a}_1\|_2}, \frac{\mathbf{a}_2}{\|\mathbf{a}_2\|_2}, \cdots, \frac{\mathbf{a}_n}{\|\mathbf{a}_n\|_2}, \cdots, \frac{\mathbf{a}_N}{\|\mathbf{a}_N\|_2}\right], \tag{12}$$

其中，$\mathbf{a}_n \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 是系数矩阵 $\mathbf{A}$ 的 n_{th} 列向量。动态权重 λ_k 可计算为

$$\lambda_k = \frac{\|\widehat{\mathbf{A}}^T \mathbf{r}_k\|_2}{\sum_{n=1}^{N} \|\mathbf{a}_n\|_2}. \tag{13}$$

算法2 加权非负正交匹配追踪（WNOMP）

需要： K, $\mathbf{A} \triangleq \{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \cdots, \mathbf{a}_n, \cdots, \mathbf{a}_N\}$, $\widehat{\mathbf{A}}$, $\mathbf{y}$

1: 初始化 $k = 0,\ \mathcal{S} = \varnothing, \mathbf{x} = \mathbf{0}, \mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$

2: **重复**

3: $\lambda_k = \left(\|\widehat{\textbf{甲}}^T \mathbf{r}_k\|_2\right) / \left(\sum_{n=1}^{N} \|\mathbf{a}_n\|_2\right)$

4: $i = \arg\max_n \left((\mathbf{a}_n / \|\mathbf{a}_n\|_2)^{\mathrm{T}} \mathbf{r}_k + \lambda_k \|\mathbf{a}_n\|_2\right)$

5: $\mathcal{S} = \mathcal{S} \cup \{i\}$

6: $\mathbf{x}_{\mathcal{S}} \leftarrow \arg\min_{\mathbf{z} \geq 0} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}_{\mathcal{S}}\mathbf{z}\|_2, \mathbf{x}_{\mathcal{S}^c} \leftarrow \mathbf{0}$

7: $\mathcal{S}$ = 补充材料（x）

8: $\mathbf{r}_{k+1} = \mathbf{y} - \mathbf{Ax}$

9: $k = k + 1$

10: **直至** $\max\left(\mathbf{A}^T \mathbf{r}_k\right) < 0$ 或 $|\mathcal{S}|$ 等于 K

确保： $\mathbf{x}$

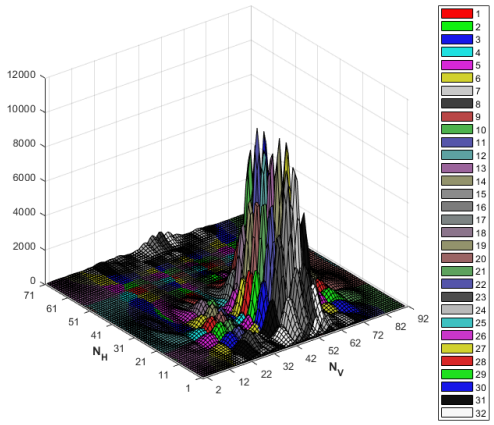
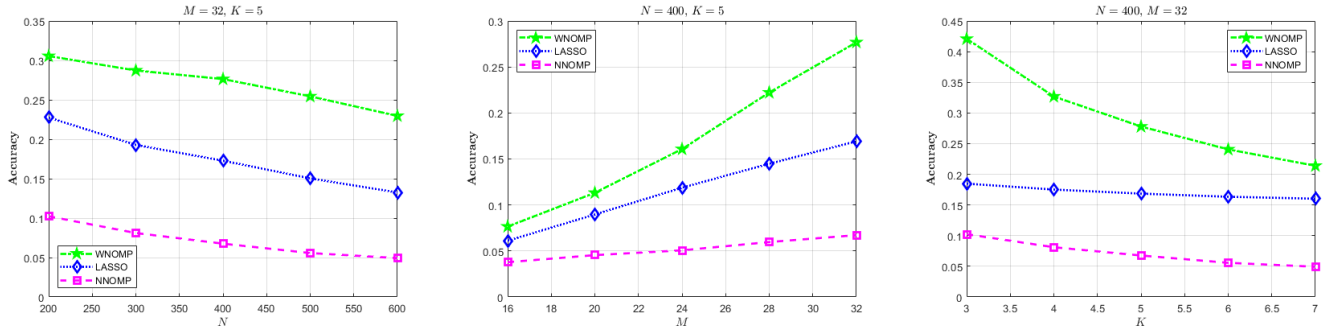


图 3. 系数矩阵$\mathbf{A}$各列的幅值。

动态权重 λ_k 在算法2步骤4的选择中起着重要作用。为了减小列的影响，一个直观的想法是使用列归一化矩阵 $\widehat{\mathbf{A}}$，即将算法2步骤4中的选择修改为 $i = \arg\max_n \left((\mathbf{a}_n / \|\mathbf{a}_n\|_2)^{\mathrm{T}} \mathbf{r}_k\right)$。然而，这种修改并不理想，因为传播路径更可能出现在基站发射天线阵列天线增益较大的角度上，这意味着大幅值列对应非零项的概率较高。对于选择 $i = \arg\max_n \left(\mathbf{a}_n{}^{\mathrm{T}} \mathbf{r}_k\right)$，它可以视为修改情形与 $\|\mathbf{a}_n\|_2$ 的乘积，其中与残差的相关性对选择贡献甚微，因为 $\|\mathbf{a}_n\|_2$ 的值远大于 $(\mathbf{a}_n / \|\mathbf{a}_n\|_2)^{\mathrm{T}} \mathbf{r}_k$。因此，WNOMP 将这两项分别考虑，并使用 λ_k 对它们进行平衡。算法2步骤7通过用 $\mathbf{x}$ 的支撑集更新集合 $\mathcal{S}$，从而对其进行压缩，因为非负约束的激活可能会导致 $\mathcal{S}$ 中的某些分量消失。

IV. 仿真结果与讨论

下文将展示数值结果，以分析本文所提出算法的性能。为生成$\mathbf{A}$，我们将下倾角的间隔设为



(a) 准确率与角度离散化数量的关系 N (b) 准确率与测量波束数量的关系 M (c) 准确率与非零项数量的关系 K

图 4. 合成数据的准确率性能仿真结果。

两度，并将方位角的间隔设为五度，如图 3 所示。由于天线增益 $g_{i,\ j}$，$\mathbf{A}$ 中每一列的幅度（即 l_2 范数）变化显著，使得问题 (11) 难以求解。我们同时考虑合成数据和真实测量数据。

对于合成数据，合成数据中非零项的位置按照区间 $[1,\ N]$ 内的均匀分布生成。准确率定义为正确恢复的非零项数量与非零项总数之比，即支撑集恢复的成功率。除了用于 l_0 范数约束的 NNOMP 和所提出的 WNOMP 外，我们还考虑了用于稀疏恢复的最小绝对收缩与选择算子（LASSO）。LASSO 使用 l_1 正则化，并可通过近端梯度下降求解。所提出算法的性能与问题规模有关，即 N、M 和 K。如图 4(a) 所示，固定 $M = 32$ 和 $K = 5$ 后，随着 N 增大，准确率会下降，因为可供选择的列更多，算法可能会选错列。在此，我们通过选取幅度最高的前 N 列来改变 N 的值。NNOMP 的性能最差，而 WNOMP 的性能优于 LASSO。如图 4(b) 所示，对于 $N = 400$ 和 $K = 5$，随着 M 增大，准确率会提高，这表明使用更多波束测量时，信道模型更加准确。如图 4(c) 所示，对于 $N = 400$ 和 $M = 32$，随着 K 增大，准确率会下降。

关于真实测量数据，如图 5 所示，这些数据是在中国成都市的街道上通过路测采集的。载波频率为 2.6 吉赫兹，带宽为 100 MHz。基站配备 $N_T = 32$ 根发射天线。根据行驶车辆的速度，在数秒的时间间隔内，每经过一个边长为 10×10 米的网格，都会采集数十个样本。对于每个网格，用户设备可以测量服务小区及其他邻区发射的 CSI-RS波束（共 32 个波束）和 SSB波束（共 8 个波束）的参考信号接收功率。通常，服务小区中测量到的波束数量多于邻区中测量到的波束数量。基于 $rsrp_m\ (t)$，我们通过对样本求平均值来获得参考信号接收功率，然后使用这些值和系数

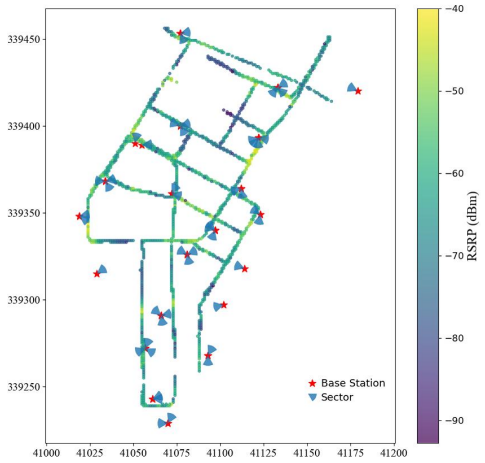


图 5. 真实路测中的参考信号接收功率分布。

表 II 预测 SSB波束的平均绝对误差（LASSO → NNOMP → WNOMP）

	网格数	平均绝对误差（分贝）
服务小区	718	6.14 → 4.45 → 4.93
邻域	1566	7.32 → 5.85 → 5.58
所有网格	2284	**6.95** → **5.41** → **5.38**

矩阵$\mathbf{A}$ 以构建并求解问题（11）。I
n 个参数 ticular, to 评估luate th我们提出d channel

一种适用于实际系统的信道建模方法：我们收集天线阵列旋转一定角度前后的参考信号接收功率测量值。前者的参考信号接收功率数据通过求解（11）用于信道建模，其解记为 $\hat{}\mathbf{x}$。然后，我们构造旋转后阵列的系数矩阵，$\hat{}$记为 $\mathbf{A}$。因此，阵列旋转后的估计参考信号接收功率为 $\hat{}\ \hat{}\mathbf{y} = \mathbf{A}\hat{}\mathbf{x}$。设旋转后的参考信号接收功率为 $\tilde{}\mathbf{y}$，则我们使用以下平均绝对误差（MAE）

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{M}\|\hat{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{y}}\|_1 \tag{14}$$

作为性能指标。

表 III CSI-RS波束预测的平均绝对误差性能（LASSO →NNOMP →WNOMP）

	网格数	平均绝对误差（分贝）
服务小区	631	6.07 → 5.37 → 4.89
邻域	1055	11.5 → 10.6 → 8.96
所有网格	1686	**9.44** → **8.68** → **7.44**

如表 II 所示，在预测 SSB 波束时，我们总共考虑了 2284 个网格，并计算平均绝对误差。由于服务小区中的波束测量更多，其平均绝对误差优于邻区。表 III 展示了基于 1686 个网格预测 CSI-RS 波束的平均绝对误差，其结果不如 SSB 波束预测，这是因为 CSI-RS 的波束模式更加复杂。尽管 LASSO 在合成数据上的表现优于 NNOMP，但在真实测量数据上的性能有所下降，因为其中的路径并不遵循均匀分布。所提出的 WNOMP 在平均绝对误差方面优于 LASSO 和 NNOMP 算法，这意味着 WNOMP 建立的信道模型比 LASSO 和 NNOMP 建立的信道模型更准确。

V. 结论

本文提出了 LSCM，用于感知特定地理位置的局部物理环境。所提出的 LSCM 利用从多个波束测得的参考信号接收功率的一阶统计量，在角域生成高分辨率多径信道。LSCM 中角功率谱的统计分布与真实无线传播环境的分布一致。为构建 LSCM，我们设计了 WNOMP 算法，以较低的计算复杂度处理未经按列归一化的系数矩阵。仿真结果验证了 WNOMP 算法在准确性和平均绝对误差方面优于经典的 LASSO 和 NNOMP 算法。未来的工作将利用多个网格中的空间一致性，研究角功率谱的联合估计 [13]。

附录A 定理1的证明

我们希望建立 $\mathbb{E}(rsrp_m(t))$ 与 $\mathbb{E}(\alpha_{i,\ j}(t))$ 之间的关系。我们有

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\left(rsrp_m(t)\right) &= \mathbb{E}_{\alpha_{i,j}(t),\omega_{i,j}(t),\omega_{x,y}(t)}\left(rsrp_m(t)\right)\\ &= \mathbb{E}_{\alpha_{i,j}(t)}\left(\mathbb{E}_{\omega_{i,j}(t),\omega_{x,y}(t)}\left(rsrp_m(t)\right)\right)\\ &= \mathbb{E}_{\alpha_{i,j}(t)}\left(RSRP_m(t)\right),\end{aligned} \tag{15}$$

其中，$RSRP_m(t)$ 是关于 $\omega_{x,\ y}(t)$ 和 $\omega_{i,\ j}(t)$ 的 $rsrp_m(t)$ 的期望。接下来，我们需要说明 $RSRP_m(t)$ 如何由 $\alpha_{i,\ j}(t)$ 表示。根据式（2）的定义，

$$rsrp_m(t) = P\left|\sum_{x,y} h_{x,y}(t) w_{x,y}^{(m)}\right|^2$$

$$\begin{aligned}&= P\left(\sum_{i=1}^{N_V}\sum_{j=1}^{N_H}\sqrt{\alpha_{i,j}(t)}g_{i,j}\sum_{x,y}\cos\left(\psi_{i,j,x,y}^{(m)} + \left(\omega_{i,j}(t)+\omega_{x,y}(t)\right)\right)\right)^2\\ &+ P\left(\sum_{i=1}^{N_V}\sum_{j=1}^{N_H}\sqrt{\alpha_{i,j}(t)}g_{i,j}\sum_{x,y}\sin\left(\psi_{i,j,x,y}^{(m)} + \left(\omega_{i,j}(t)+\omega_{x,y}(t)\right)\right)\right)^2,\end{aligned} \tag{16}$$

其中，$\psi_{i\ x,\ j,\ ,\ y}^{(m)} = 2\pi\frac{d_x x}{\lambda}$ 余弦 θ_i 正弦 $\varphi_j + 2\pi\frac{d_y y}{\lambda}$ 正弦 $\theta_i - \phi_{x\ y}^{(m)}$、。

(16) 中第一项和第二项关于 $\omega_{i,\ j}(t)$ 和 $\omega_{x,\ y}(t)$ 的期望相等。因此，我们有

$$\begin{aligned}&RSRP_m(t)\\ &= \mathbb{E}_{\omega_{i,j}(t),\ \omega_{x,y}(t)}\left(rsrp_m(t)\right) \qquad (17)\\ &= 2P\sum_{i=1}^{N_V}\sum_{j=1}^{N_H}\sum_{i'=1}^{N_V}\sum_{j'=1}^{N_H}\sqrt{\alpha_{i,j}(t)}\sqrt{\alpha_{i'},j'(t)}g_{i,j}g_{i',j'}\\ &\quad\times\mathbb{E}\left[\sum_{x,y}\cos\left(\psi_{i,j,x,y}^{(m)}+\omega_{i,j}+\omega_{x,y}\right)\right.\\ &\quad\left.\sum_{x',y'}\cos\left(\psi_{i',j',x',y'}^{(m)}+\omega_{i',j'}+\omega_{x',y'}\right)\right]. \qquad (18)\end{aligned}$$

由 $\omega_{i,\ j}$ 的分布可推知

$$\begin{aligned}&\mathbb{E}\left[\sum_{x,y}\cos\left(\psi_{i,j,x,y}^{(m)}+\left(\omega_{i,j}+\omega_{x,y}\right)\right)\right.\\ &\left.\sum_{x',y'}\cos\left(\psi_{i',j',x',y'}^{(m)}+\left(\omega_{i',j'}+\omega_{x',y'}\right)\right)\right]=0,\end{aligned} \tag{19}$$

当 $(i,\ \ j)\ \neq (i',\ \ j')$ 时。因此，

$$\begin{aligned}&RSRP_m(t)\\ &= 2P\sum_{i=1}^{N_V}\sum_{j=1}^{N_H}\alpha_{i,j}(t)g_{i,j}^2\mathbb{E}\left[\left(\sum_{x,y}\cos\left(\psi_{i,j,x,y}^{(m)}+\omega_{i,j}+\omega_{x,y}\right)\right)^2\right]\end{aligned} \tag{20}$$

$$\begin{aligned}&= P\sum_{i=1}^{N_V}\sum_{j=1}^{N_H}\alpha_{i,j}(t)g_{i,j}^2\\ &\quad\times\sum_{x,y}\sum_{x',y'}\mathbb{E}\left[\cos\left(\psi_{i,j,x,y}^{(m)}+\omega_{x,y}-\psi_{i,j,x',y'}^{(m)}-\omega_{x',y'}\right)\right].\end{aligned} \tag{21}$$

最后，我们可以得到

$$\begin{aligned}&RSRP_m(t)\\ &= P\sum_{i=1}^{N_V}\sum_{j=1}^{N_H}\alpha_{i,j}(t)g_{i,j}^2\left(N_xN_y\left(1-e^{-\sigma^2}\right)\right.\\ &\quad\left.+e^{-\sigma^2}\sum_{x,y}\sum_{x',y'}\cos\left(\psi_{i,j,x,y}^{(m)}-\psi_{i,j,x',y'}^{(m)}\right)\right) \qquad (22)\\ &= \sum_{i=1}^{N_V}\sum_{j=1}^{N_H}\mathrm{A}_{i,j}^{(m)}\alpha_{i,j}(t), \qquad (23)\end{aligned}$$

其中

$$\mathrm{A}_{i,j}^{(m)} \triangleq Pg_{i,j}^2\left(N_xN_y\left(1-e^{-\sigma^2}\right)\right.$$

$$+ e^{-\sigma^2} \sum_{x,y} \sum_{x',y'} \cos\left(\psi_{i,j,x,y}^{(m)} - \psi_{i,j,x',y'}^{(m)}\right)\Bigg). \tag{24}$$

参考文献

[1] Y. Liu、W. Huangfu、H. Zhang 和 K. Long，“一种用于最大化蜂窝网络覆盖率的高效随机梯度下降算法”，*IEEE*无线通信汇刊，第18卷，2019年，第3424–3436页，第7期。[2] W. Li、D. L´opez-P´erez、X. Geng、H. Bao、Q. Song 和 X. Chen，“一种用于无线网络天线调谐的零阶延拓方法”，载于*IEEE*国际通信会议论文集，2021年，第1–6页。[3] R. M. Dreifuerst、S. Daulton、Y. Qian、P. Varkey、M. Balandat、S. Kasturia、A. Tomar、A. Yazdan、V. Ponnampalam 和 R. W. Heath，“利用机器学习优化蜂窝网络的覆盖率和容量”，载于*IEEE*国际声学、语音与信号处理会议论文集，2021年，第8138–8142页。[4] S. Wu、C.-X. Wang、M. M. Alwakeel、X. You 等，“一种通用的三维非平稳5G无线信道模型”，*IEEE*通信汇刊，第66卷，第7期，第3065–3078页，2017年。[5] C.-X. Wang、J. Bian、J. Sun、W. Zhang 和 M. Zhang，“5G信道测量与模型综述”，*IEEE*通信调查与教程，第20卷，第4期，第3142–3168页，2018年。

[6] J. Bian、C.-X. Wang、X. Gao、X. You 和 M. Zhang，“面向5G及后续技术的通用三维非平稳无线信道模型”，*IEEE*无线通信汇刊，第20卷，第5期，第3211–3224页，2021年。[7] S. Hussain 和 C. Brennan，“适用于城市微蜂窝环境中5G移动发射机场景的高效预处理射线追踪”，*IEEE*天线与传播汇刊，第67卷，第5期，第3323–3333页，2019年。[8] A. C. S. Rodriguez、N. Haider、Y. He 和 E. Dutkiewicz，“5G网络中的网络优化：一种无线电环境图方法”，*IEEE*车辆技术汇刊，第69卷，第10期，第12 043–12 057页，2020年。[9] C. S. Park 和 S. Park，“参考信号接收功率测量精度分析”，*IEEE*通信快报，第20卷，第3期，第430–433页，2016年。[10] J. A. Tropp 和 A. C. Gilbert，“通过正交匹配追踪从随机测量中恢复信号”，*IEEE*信息论汇刊，第53卷，第12期，第4655–4666页，2007年。[11] 3GPP，“0.5至100 GHz频段的信道模型研究（第16版）”，技术报告（TR）38.901，2020年1月，版本16.1.0。[12] T. T. Nguyen、J. Idier、C. Soussen 和 E.-H. Djermoune，“非负正交贪心算法”，*IEEE*信号处理汇刊，第67卷，第21期，第5643–5658页，2019年。[13] X. Ning、S. Zhang、X. Zheng 和 T.-H. Chang，“基于多网格的局部统计信道建模：一种无线电地图方法”，载于*IEEE*国际无线通信系统会议论文集，2022年10月。