

应用贝叶斯模型的盲近场通信感知一体化算法

袁正道¹, 崔建华^{2*}, 刘 飞³, 孙 鹏³, 王忠勇³

(1. 河南开放大学信息工程与人工智能学院, 河南郑州 450008; 2. 洛阳师范学院物理与电子信息学院, 河南洛阳 471934;
3. 郑州大学电气与信息工程学院, 河南郑州 450001)

摘 要: 在 6G 通信系统中, 随着天线规模的增大, 菲涅尔区逐步扩展, 现有的远场通信假设会引入严重的能量扩散, 即角度域不再稀疏. 近场通信利用球面波前进行建模, 其信道模型与用户到达基站的角度和距离相关, 在通信的同时可以估计角度和距离, 实现通信感知一体化 (Integrated Sensing And Communication, ISAC). 本文针对近场环境下 ISAC 问题, 提出了基于极坐标的近场模型, 通过非均匀网格划分将 ISAC 转化为稀疏估计问题, 进而提出基于稀疏贝叶斯学习模型和消息传递算法的 ISAC 算法, 同时完成活跃用户检测、位置感知和通信. 此外, 所提算法采用差分调制, 在通信和感知中无需利用导频, 即可实现盲 ISAC, 有效提升通信系统的频谱效率. 仿真结果表明, 相对于均匀区域划分和文献现有方法, 本文提出的 ISAC 算法可获得更高的感知精度和误码率性能.

关键词: 近场通信; 通信感知一体化; 非均匀网格模型; 稀疏估计; 贝叶斯方法

基金项目: 国家重点研发计划专项 (No.2019QY0302); 国家自然科学基金 (No.61901417); 河南省科技攻关项目 (No.222102210181); 河南省青年骨干教师培养计划项目 (No.2020GGJS195); 洛阳师范学院青年骨干教师培养计划项目 (No.2019XJGGJS-04)

中图分类号: TN929.51; TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)10-3507-10

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

DOI: 10.12263/DZXB.20230975

Blind Integrated Sensing Algorithm for Near Field Communication Using Bayesian Method

YUAN Zheng-dao¹, CUI Jian-hua^{2*}, LIU Fei³, SUN Peng³, WANG Zhong-yong³

(1. School of Information Engineering and Artificial Intelligence, Henan Open University, Zhengzhou, Henan 450008, China;
2. School of Applied Physics and Electronic Information, Luoyang Normal University, Luoyang, Henan 471934, China;
3. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: In 6G communication system, the Fresnel region gradually expands with the increase of the antenna size, and the existing far-field hypothesis will introduce serious energy diffusion, that is, the angle domain will no longer be sparse. Near field communication uses spherical wave front for modeling, and the channel model is related to the angle and distance from the user to the base station, which makes it possible to estimate angles and distances while communicating, enabling integrated sensing and communication (ISAC). In this paper, a near-field model based on polar coordinates is proposed to solve the ISAC problem in near-field environment. We transform ISAC into a sparse estimation problem through non-uniform meshing and then use sparse Bayesian learning models for active user detection, location awareness, and communication. In addition, since adopting differential modulation, the proposed algorithm can realize blind ISAC without pilot frequency, and effectively improves the spectral efficiency of the communication system. Simulation results show that the proposed ISAC algorithm can achieve higher sensing accuracy and BER performance compared with the uniform region partitioning and the existing methods in the literature.

Key words: near field communication; integrated sensing and communication; non-uniform meshing model; sparse estimation; Bayesian method

Foundation Item(s): National Key Research and Development Program of China (No.2019QY0302); National Natural Science Foundation of China (No.61901417); Science and Technology Research Project of Henan Province

(No.222102210181); Young Backbone Teachers Training Program of Henan Province (No.2020GGJS195); Young Backbone Teachers Training Program of Luoyang Normal University (No.2019XJGGJS-04)

1 引言

大规模多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)系统是当前 5G 通信关键技术之一,通过在基站(Base Station, BS)上配备大规模天线阵列,使用波束赋型或复用技术可显著提升频谱效率. 对于未来的 6G 通信,超大规模 MIMO (eXtra Large Scale MIMO, XL-MIMO)系统的天线规模更大,频谱效率更高^[1]. 此外,得益于毫米波频段丰富的频谱资源,高频段通信可提供大量可用带宽^[2]. 因此,毫米波 XL-MIMO 已被广泛认为是未来 6G 的关键技术,但复杂的模型给信道估计和符号检测带来了较大困难^[3].

为降低信道估计与符号检测的复杂度和导频开销,国内外多个团队在当前 5G 大规模 MIMO 系统中利用角度域的信道稀疏性研究了基于压缩感知的算法,以较低的导频开销来准确估计高维信道. 例如,文献[4]基于角度域稀疏性采用经典的正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法恢复窄带通信系统的角度域信道,通过标准空间傅里叶变换将信道转换为其角度域表示. 文献[5]提出了一种同步 OMP(Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit, S-OMP)算法,能够处理具有共同支撑特性的多向量估计问题. 文献[6]则将 S-OMP 算法进行改进并应用于宽带系统,即假设不同子载波角度域的非零元素位置相同,可同时恢复不同子载波上的信道. 文献[7]则利用消息传递算法恢复具有先验信息的稀疏角度域信道. 需要注意的是,上述解决方法均依赖于角度域中的信道稀疏性. 但是,从大规模 MIMO 到 XL-MIMO 的变化不仅意味着天线数量的增加,还会导致电磁场结构的根本性变化,因此信道稀疏性在 XL-MIMO 系统中可能无法实现. 电磁波的辐射场可分为远场区域和近场区域^[8],二者的边界取决于瑞利距离,而瑞利距离与天线数的平方成正比. 在目前的 5G 大规模 MIMO 系统中,由于天线数量不是很大,瑞利距离通常只有几米,在工程中可以忽略不计,可认为用户均处于远场区域. 此时,信道与发射角/到达角有关,而与距离无关,即信道可建模为角度域稀疏模型^[7]. 在未来 6G 的 XL-MIMO 系统中,由于天线数量的显著增加,瑞利距离可达几百米,使得近场区域不可忽略.

当接收机位于近场区域时,需要用到球面波前假设^[9]. 此时,信道不仅取决于发射角/到达角,还取决于基站与用户之间的距离. 对于这种近场信道,经典的角度域信道表示将引入严重的能量扩散效应,即单个近场路径分量的能量将扩散到多个角度^[10-12]. 这种情况

下,角度域信道可能不稀疏,现有的基于角度域信道稀疏的远场信道估计方法的性能将急剧下降^[13]. 针对近场系统中的源定位问题,国内外一些团队开展了相关研究^[11-13]. 文献[12, 14]将近场定位问题分解为角度和距离,分别利用稀疏贝叶斯学习和空间谱优化进行估计. 文献[11]构造近场定位模型下的空间差分矩阵,借助谱峰搜索实现参数估计. 但上述方法仅实现了近场感知,尚未实现活跃用户和数据检测,即未做到通信感知一体化.

本文针对未来 6G 空天一体化超高速率通信,研究了 MIMO 近场通信感知问题,提出了基于消息传递算法和稀疏贝叶斯模型的盲近场 ISAC 算法,无需导频即可同时实现活跃用户判别、用户坐标感知和数据检测. 本文的主要工作如下:

(1)研究了近场信道的极坐标表示形式,提出了导向矢量网格化建模方式,将 ISAC 问题建模为稀疏恢复问题. 在符号检测部分,引入基于差分调制的通信方式,无须利用导频即可实现通信感知,有效提升了频谱效率.

(2)建立 ISAC 问题的因子图模型,提出了基于酉变换近似消息传递(Unitary Approximate Message Passing, UAMP)^[15]和稀疏贝叶斯学习模型(Sparse Bayesian Learning, SBL)^[16]的 ISAC 算法,解决了近场环境下活跃用户判别、用户位置感知和数据检测问题.

(3)根据梯度理论分析通信和感知区域均匀划分的缺陷,提出基于 μ 律压缩的非均匀划分方法,并通过理论分析和数值仿真验证了该划分方法的必要性.

(4)建立近场 ISAC 模型进行数值仿真,结果表明本文所提盲近场 ISAC 算法可有效提升频谱效率,相对于均匀区域划分和 S-OMP 等现有方法,该算法具有更高的感知精度和超过 2 dB 的误码率性能增益.

符号说明: $(\cdot)^T$ 和 $(\cdot)^H$ 分别代表矩阵的转置和共轭转置; $CN(x; \mu, \nu)$ 表示均值和方差分别为 μ 和 ν 的复高斯分布; $Ga(\gamma; \varepsilon, \eta)$ 表示 γ 服从形状参数 ε 和尺度参数 η 的伽马分布;定义 $\langle a \rangle$ 为向量 a 的求平均运算; $O(M)$ 表示运算复杂度正比于 M ;定义 $\text{Unif}_M(L_{\min}, L_{\max})$ 为将 L_{\min} 至 L_{\max} 的区域范围均匀划分为 M 个网格; $\|a\|_2$ 表示取向量 a 的 2 范数, $\mathbb{C}^{M \times N}$ 和 $\mathbb{R}^{M \times N}$ 分别表示维度是 $M \times N$ 的复数矩阵和实数矩阵, $a \cdot b$ 和 $a \cdot /b$ 分别代表向量 a 和 b 的逐元素乘和逐元素除.

2 系统模型

2.1 近场通信感知一体化模型

在本文研究的近场通信感知一体化模型中,基站端是配置总数 R 个天线的均匀线性天线阵列(Uniform Linear Antenna array, ULA),天线间距为 $\lambda/2$,同时服务 K 个单天线用户.第 k 个用户发送信息比特流 \mathbf{b}_k ,经 QAM 调制得到 $L-1$ 个调制符号向量 \mathbf{s}_k ,表示为

$$\mathbf{s}_k = (s_{k1}, \dots, s_{k(L-2)}, s_{k(L-1)}) \in \mathbb{C}^{1 \times (L-1)}$$

其中, L 表示发送快拍数,连续 L 个快拍定义为 1 帧数据.接着,对第 k 个用户的调制符号向量 \mathbf{s}_k 进行差分,假设第 1 个差分符号 $\bar{x}_{k1} = 1$,则 $\bar{x}_{k(l+1)}$ 为

$$\bar{x}_{k(l+1)} = s_{kl} \bar{x}_{kl}, l = 1: (L-1) \quad (1)$$

将第 k 个用户的 1 帧差分符号记作向量 $\bar{\mathbf{x}}_k = (\bar{x}_{k1}, \dots, \bar{x}_{kL})$.假设在 1 帧数据传输过程中,信道的衰落系数保持不变,则基站端第 r 个接收天线在第 l 个快拍接收到的信号可表示为

$$y_{rl} = \sum_{k=1}^K \alpha_{kr} c_k \bar{x}_{kl} + w_{rl} = \sum_{k=1}^K x_{kl} \alpha_{kr} + w_{rl} \quad (2)$$

其中, α_{kr} 表示第 k 个用户到达基站所对应导向向量 $\boldsymbol{\alpha}_k = (\alpha_{k1}, \dots, \alpha_{kR})^T$ 的第 r 个元素, c_k 表示第 k 个用户到达基站的衰落系数, $x_{kl} = c_k \bar{x}_{kl}$ 表示经过信道衰落后的差分符号, w_{rl} 表示白高斯噪声.

根据空间传播模型,传播区域可划分为近场区域和远场区域,通常认为二者的边界为瑞利距离 $2D^2/\lambda$,其中 D 和 λ 分别代表阵列孔径和信号波长.本文采用 $\lambda/2$ 等间隔的 ULA 阵列,则瑞利距离可以表示为 $R^2\lambda/2$.当用户与基站的距离小于瑞利距离时,接收数据由近场接收模型描述^[17].假设第 k 个用户与基站的距离(即与阵列第 1 个天线的距离)为 d_k ,与天线平面的夹角为 θ_k ,根据三角函数关系可得第 k 个用户与第 r 个天线的距离 d_{kr} 为

$$\begin{aligned} d_{kr} &= d_k \left(1 + \frac{b_r^2}{d_k^2} + \frac{2b_r \cos \theta_k}{d_k} \right)^{1/2} \\ &= (d_k^2 + b_r^2 + 2d_k b_r \cos \theta_k)^{1/2} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $b_r = (r-1)\lambda/2$.进而可将式(2)中的元素 α_{kr} 表示为

$$\alpha_{kr} = \exp(-i2\pi/\lambda \times (d_{kr} - d_k)) \quad (4)$$

其中 i 为虚数单位.定义函数 $F_r(d_k, \theta_k)$ 为

$$\begin{aligned} F_r(d_k, \theta_k) &= d_k \left(\left(1 + \frac{b_r^2}{d_k^2} + \frac{2b_r \cos \theta_k}{d_k} \right)^{1/2} - 1 \right) \\ &= (d_k^2 + b_r^2 + 2d_k b_r \cos \theta_k)^{1/2} - d_k \end{aligned} \quad (5)$$

则式(4)为

$$\alpha_{kr} = \exp(-i2\pi/\lambda F_r(d_k, \theta_k)) \quad (6)$$

可以看出,元素 α_{kr} 取决于第 k 个用户与基站的距离 d_k 和夹角 θ_k .由此,本文将 α_{kr} 重写为 $\alpha_r(d_k, \theta_k)$,则导向向量 $\boldsymbol{\alpha}(d_k, \theta_k)$ 可表示为

$$\boldsymbol{\alpha}(d_k, \theta_k) = (\alpha_r(d_k, \theta_k), \dots, \alpha_R(d_k, \theta_k))^T \quad (7)$$

根据式(2)和式(7),可将接收信号表示为矩阵形式,即

$$\mathbf{Y} = \bar{\mathbf{A}}\bar{\mathbf{X}} + \mathbf{W} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{Y} = (\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_L) \in \mathbb{C}^{R \times L}$ 表示所有 L 个快拍的接收信号, $\mathbf{y}_l = (y_{1l}, \dots, y_{Rl})^T$ 表示第 l 个快拍下的接收信号; $\bar{\mathbf{X}} = (\mathbf{x}_1^T, \dots, \mathbf{x}_K^T)^T \in \mathbb{C}^{K \times L}$ 表示所有用户发送数据, $\mathbf{x}_k = (x_{k1}, \dots, x_{kL})^T$ 表示第 k 个用户的发送数据; \mathbf{W} 表示高斯白噪声矩阵.

$$\bar{\mathbf{A}} = (\boldsymbol{\alpha}(d_k, \theta_k), \dots, \boldsymbol{\alpha}(d_K, \theta_K)) \in \mathbb{C}^{R \times K}$$

其中, $\bar{\mathbf{A}}$ 表示在真实距离 d_k 和角度 θ_k 条件下的导向矢量矩阵.

由上述分析可以看出,导向矢量矩阵 $\bar{\mathbf{A}}$ 取决于用户与基站间距离 d_k 和角度 θ_k .若能同时估计距离和角度 (d_k, θ_k) 以及发送数据 \mathbf{x}_k ,即可实现通信感知一体化.

2.2 稀疏 ISAC 模型

为估计参数 (d_k, θ_k) , $\forall k$,本文采用网格化模型,在极坐标下对感知区域在距离和角度 2 个维度进行划分.例如,将距离范围 $d_{\min} \sim d_{\max}$ 和角度范围 $\theta_{\min} \sim \theta_{\max}$ 分别划分为 M 个距离网格和 N 个角度网格,则可得到 MN 个格点.为便于讨论,将物理距离为 d_m 、角度为 θ_n 的格点记作第 (m, n) 个格点.上述网格的划分方法有均匀和非均匀 2 种,本文将分析这 2 种划分方法及其优缺点.

假定用户精确位于格点,每个格点对应一种 (d_m, θ_n) , $\forall m, n$ 组合,共计 MN 个导向矢量.将 MN 个导向矢量构造为矩阵形式,即在网格模型下的导向矢量矩阵,以下简称导向矢量矩阵

$$\mathbf{A} = (\boldsymbol{\alpha}_{m1}, \dots, \boldsymbol{\alpha}_{mN}, \dots, \boldsymbol{\alpha}_{M1}, \dots, \boldsymbol{\alpha}_{MN}) \in \mathbb{C}^{R \times MN}$$

其中, $\boldsymbol{\alpha}_{mn} = \boldsymbol{\alpha}(d_m, \theta_n)$ 表示格点 (m, n) 对应的导向矢量.相应地,式(8)中的矩阵 \mathbf{X} 可扩展为

$$\mathbf{X} = (\mathbf{x}_{m1}^T, \dots, \mathbf{x}_{mN}^T, \dots, \mathbf{x}_{M1}^T, \dots, \mathbf{x}_{MN}^T)^T = (\mathbf{x}_j^T, \dots, \mathbf{x}_J^T)^T \in \mathbb{C}^{MN \times L}$$

其中, $J = MN$ 表示全部格点数, $j = mN + n$ 表示第 (m, n) 个格点, \mathbf{x}_{mn} 表示在第 (m, n) 个格点上可能存在的用户发送数据,具体地,若该格点上存在活跃用户,则 \mathbf{x}_{mn} 非零,否则 \mathbf{x}_{mn} 为 0.由于每个用户仅占据 1 个格点,因此矩阵 \mathbf{X} 为稀疏形式,且每列非零元素位于相同位置,文献[16]中将此类稀疏形式定义为共同支撑.经过上述网格化后,式(8)为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{W} \quad (9)$$

其中, \mathbf{X} 为用户发送数据,具有共同支撑的稀疏形式.

根据 \mathbf{X} 中非零元素所在位置, 可得到该用户在感知区域内所在格点的坐标, 进而确定其物理位置. 对矩阵 \mathbf{X} 中非零元素所在行进行解调制和判决, 便可恢复出用户所发送信息比特, 同时实现通信与感知.

2.3 因式分解与因子图模型

对于式(9)所示的观测模型, 将第 l 个快拍下的发送数据和接收数据分别记作 \mathbf{y}_l 和 \mathbf{x}_l , 则可分解为 L 个独立观测, 即 $\mathbf{Y} = (\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_L)$. 第 l 个快拍的观测模型可表示为

$$\mathbf{y}_l = \mathbf{A}\mathbf{x}_l + \mathbf{w}_l \quad (10)$$

其中, \mathbf{w}_l 表示第 l 个快拍下的白高斯噪声向量. 由观测模型, 可将似然函数表示为 $P(\mathbf{y}_l | \mathbf{x}_l, \sigma) = \text{CN}(\mathbf{y}_l; \mathbf{A}\mathbf{x}_l, \sigma \mathbf{I}_L)$. 由于 \mathbf{X} 为稀疏矩阵, 且每列非零元素位置都一样, 本文参考文献[7]中的解决方法, 采用 SBL 模型^[16]作为 \mathbf{X} 的先验, 即 $P(\mathbf{X}, \boldsymbol{\gamma}) = P(\mathbf{X} | \boldsymbol{\gamma})P(\boldsymbol{\gamma})$, 其中 $P(\mathbf{X} | \boldsymbol{\gamma})$ 可分解为

$$P(\mathbf{X} | \boldsymbol{\gamma}) = \prod_{l=1}^L P(\mathbf{x}_l | \boldsymbol{\gamma}) = \prod_{l=1}^L \text{Ga}(\mathbf{x}_l; \mathbf{0}, \boldsymbol{\gamma}^{-1}) \quad (11)$$

式中, $\boldsymbol{\gamma}$ 表示稀疏贝叶斯模型的超先验, 服从伽马分布, 即 $P(\boldsymbol{\gamma}) = \text{Ga}(\boldsymbol{\gamma}; \boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\eta})$. 式(11)所示的因式分解, 认为 $\mathbf{x}_l, l=1:L$ 相互独立, 即在稀疏估计过程中忽略差分调制中相邻发送数据间的相关性.

基于上述接收模型和先验分布, 根据全概率公式和变量间的隐马尔科夫关系进行因式分解, 得到:

$$\begin{aligned} P(\mathbf{X}, \boldsymbol{\gamma}, \mathbf{Y}, \sigma) &= P(\mathbf{Y} | \mathbf{X}, \sigma) P(\mathbf{X} | \boldsymbol{\gamma}) P(\boldsymbol{\gamma}) P(\sigma) \\ &= \prod_{l=1}^L P(\mathbf{y}_l | \mathbf{x}_l, \sigma) P(\mathbf{x}_l | \boldsymbol{\gamma}) P(\boldsymbol{\gamma}) P(\sigma) \\ &= f_{\boldsymbol{\gamma}} f_{\sigma} \prod_{l=1}^L f_{\mathbf{y}_l} f_{\mathbf{x}_l} \end{aligned} \quad (12)$$

其中, σ 表示噪声方差, f 为概率函数. 式(12)中的概率符号及其表达式如表 1 所示.

表 1 因式分解和对应函数节点

函数	概率	表达式
$f_{\mathbf{y}_l}$	$P(\mathbf{y}_l \mathbf{x}_l, \sigma)$	$\text{CN}(\mathbf{y}_l; \mathbf{A}\mathbf{x}_l, \sigma \mathbf{I}_L)$
$f_{\mathbf{x}_l}$	$P(\mathbf{x}_l \boldsymbol{\gamma})$	$\text{CN}(\mathbf{x}_l; \mathbf{0}, \boldsymbol{\gamma}^{-1})$
$f_{\boldsymbol{\gamma}}$	$P(\boldsymbol{\gamma})$	$\text{Ga}(\boldsymbol{\gamma}; \boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\eta})$
f_{σ}	$P(\sigma)$	$1/\sigma$

根据式(12), 可画出图 1 所示的因子图模型. 该模型分为 3 个部分: 全连接网络部分, 包括节点 $P(\mathbf{Y} | \mathbf{X}, \sigma)$ 和 \mathbf{X} 连接部分; 稀疏先验估计部分, 包含节点 \mathbf{X} 和 $\boldsymbol{\gamma}$; 噪声先验估计部分, 包含节点 $P(\mathbf{Y} | \mathbf{X}, \sigma)$ 和 $P(\boldsymbol{\gamma})$.

3 近场通信感知一体化算法

3.1 全连接网络部分计算

由图 1 可以看出, 观测 \mathbf{y}_l 和待估计变量 \mathbf{x}_l 之间为标准的“线性混合”(linear mixing)模型^[18], 可应用 UAMP

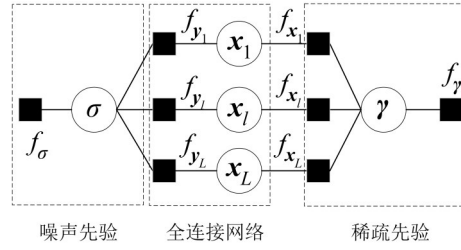


图 1 ISAC 系统因子图模型

算法^[15]进行估计. 算法归纳如下:

(1) 对导向矢量矩阵 \mathbf{A} 进行奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD), 即 $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{V}^T$, 进而得到新的感知矩阵 $\boldsymbol{\Phi} = \mathbf{U}^H \mathbf{A} \in \mathbb{C}^{R \times J}$, 定义向量 $\boldsymbol{\tau} = \mathbf{A}\mathbf{A}^H \mathbf{1}_R \in \mathbb{C}^{R \times 1}$ 和新的观测 $\boldsymbol{\xi}_l = \mathbf{U}^H \mathbf{y}_l \in \mathbb{C}^{R \times 1}$.

(2) 计算中间变量:

$$\mathbf{v}_{p_l} = \mathbf{v}_{x_l} \boldsymbol{\tau}, \mathbf{p}_l = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{x}_l - \mathbf{v}_{p_l} \cdot \mathbf{s}_l \in \mathbb{C}^{R \times 1}$$

(3) 计算 Onsager 项:

$$\mathbf{v}_{s_l} = 1./(\mathbf{v}_{p_l} + \sigma), \mathbf{s}_l = \mathbf{v}_{s_l} \cdot (\boldsymbol{\xi}_l - \mathbf{p}_l) \in \mathbb{C}^{R \times 1}$$

(4) 计算外信息:

$$\mathbf{v}_{q_l} = 1./(\|\boldsymbol{\Phi}^H \mathbf{s}_l\|^2), \mathbf{q}_l = \hat{\mathbf{x}}_l + \mathbf{v}_{q_l} \cdot (\boldsymbol{\Phi}^H \mathbf{s}_l) \in \mathbb{C}^{J \times 1}$$

(5) 计算 \mathbf{x}_l 的后验均值和方差:

$$\hat{\mathbf{x}}_l = \mathbf{q}_l ./ (1 + \mathbf{v}_{q_l} \cdot \boldsymbol{\gamma}) \in \mathbb{C}^{R \times 1}, \mathbf{v}_{x_l} = \langle 1./ (1 + \mathbf{v}_{q_l} \cdot \boldsymbol{\gamma}) \rangle$$

3.2 先验估计部分计算

(1) 稀疏先验估计

由于稀疏矩阵 \mathbf{X} 每列非零元素的位置相同, 即具有共同稀疏特性, 因此超先验参数 $\boldsymbol{\gamma} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 需综合 $\hat{\mathbf{x}}_{j_l}$ 和 $\mathbf{v}_{x_l}, \forall j, l$ 进行计算. 根据平均场 (Mean Field, MF) 规则^[16]计算消息 $m_{f_{x_l} \rightarrow \boldsymbol{\gamma}_j}$, 即

$$m_{f_{x_l} \rightarrow \boldsymbol{\gamma}_j} = \boldsymbol{\gamma}_j \exp \left\{ -\boldsymbol{\gamma}_j \left(\|\hat{\mathbf{x}}_{j_l}\|^2 + \mathbf{v}_{x_l} \right) \right\} \quad (13)$$

根据超先验参数 $\boldsymbol{\gamma}_j$ 的先验分布 $P(\boldsymbol{\gamma}_j) = \text{Ga}(\boldsymbol{\gamma}_j; \boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\eta})$ (其中 $\text{Ga}(\boldsymbol{\gamma}_j; \boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\eta})$ 表示形状参数和尺度参数分别为 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 和 $\boldsymbol{\eta}$ 的伽马分布) 可计算得到 $\boldsymbol{\gamma}_j$ 的后验分布 $b(\boldsymbol{\gamma}_j)$, 即

$$b(\boldsymbol{\gamma}_j) = p(\boldsymbol{\gamma}_j) \prod_{l=1}^L m_{f_{x_l} \rightarrow \boldsymbol{\gamma}_j} = \boldsymbol{\gamma}_j^{\boldsymbol{\varepsilon} + L + 1} \exp \left\{ -\boldsymbol{\gamma}_j \sum_{l=1}^L \left(\|\hat{\mathbf{x}}_{j_l}\|^2 + \mathbf{v}_{x_l} \right) \right\}$$

从而可得到 $\boldsymbol{\gamma}_j$ 的估计值为

$$\boldsymbol{\gamma}_j = \boldsymbol{\gamma}_j b(\boldsymbol{\gamma}_j) d\boldsymbol{\gamma}_j / \int b(\boldsymbol{\gamma}_j) d\boldsymbol{\gamma}_j = (\boldsymbol{\varepsilon} + L) / \sum_{l=1}^L \left(\|\hat{\mathbf{x}}_{j_l}\|^2 + \mathbf{v}_{x_l} \right)$$

(2) 噪声先验估计

噪声方差的计算参考文献[15]中关于噪声方差估计方法, 得到:

$$\sigma = \frac{\sum_{r=1}^R \sum_{l=1}^L |y_{rl} - \hat{h}_{rl}|^2 \mathbf{v}_{h_{rl}}}{RL} \quad (14)$$

其中,

$$\mathbf{v}_{h_i} = 1./\left(1/\sigma + 1./\mathbf{v}_{p_i}\right) \in \mathbb{R}^{R \times 1} \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{h}}_l = \mathbf{v}_{h_i} \cdot \left(1/\sigma \mathbf{y}_l + \mathbf{p}_l ./ \mathbf{v}_{p_i}\right) \in \mathbb{C}^{R \times 1} \quad (16)$$

3.3 用户位置感知与数据解调部分计算

活跃用户个数检测:假设用户均处于格点上,且连续 L 个快拍下用户位置不变,则矩阵 \mathbf{X} 中每列非零元素位置相同. 非零元素位置在超先验向量 $\boldsymbol{\gamma} \in \mathbb{R}^{J \times 1}$ 中表现为对应元素取值较小,而零元素位置取值较大. 二者取值相差 5~10 个数量级,只需要设定 1 个阈值 γ' ,即可实现零元素和非零元素的判决. 非零元素个数即为估计的活跃用户数,表示为 $\hat{K} = \text{sum}(\boldsymbol{\gamma} > \gamma')$.

用户坐标感知:非零元素的位置对应于格点位置,即用户坐标可由格点坐标表示. 假设向量 $\boldsymbol{\gamma}$ 中第 j 个元素非零,则可计算出其极坐标 (m_j, n_j) 为 $m_j = \text{int}(j/N)$ 和 $n_j = \text{mod}(j, N)$,其中 $\text{int}(\cdot)$ 和 $\text{mod}(\cdot)$ 分别表示取整和取模运算.

用户数据解调:根据系统模型和式(1)可知,在差分调制中发送信息隐藏在连续 2 个发送符号间. 由于所有 L 快拍中信道衰落不变,估计出 $\hat{x}_{kl}, \forall l$ 的后验均值 $\hat{x}_{kl}, \forall l$ 后,将相邻 2 个后验均值相除即可得到发送数据 $\hat{s}_{kl} = \hat{x}_{k(l+1)}/\hat{x}_{kl}$,进而可以判决信息比特 \hat{b}_k .

3.4 整体算法归纳与复杂度分析

本文提出的 ISAC 算法的消息计算流程如算法 1 所示.

算法 1 通信感知一体化算法

1. 初始化: $\mathbf{s}_l = \mathbf{1}_J, \hat{\mathbf{x}}_l = \mathbf{0}_J, \mathbf{v}_{x_l} = \mathbf{1}, \mathbf{A}$ 矩阵 SVD 分解 $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{V}^T$, 得

$$\boldsymbol{\Phi} = \mathbf{U}^H \mathbf{A}, \boldsymbol{\xi}_l = \mathbf{U}^H \mathbf{y}_l, \forall l, \boldsymbol{\tau} = \mathbf{A}\mathbf{A}^H \mathbf{1}_R$$

For $l=1:T$

2. $\forall l, \mathbf{v}_{p_l} = \mathbf{v}_{x_l}, \boldsymbol{\tau} \cdot \mathbf{p}_l = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{x}_l - \mathbf{v}_{p_l} \cdot \mathbf{s}_l$

3. $\forall l, \mathbf{v}_{s_l} = 1./\left(\mathbf{v}_{p_l} + \sigma\right), \mathbf{s}_l = \mathbf{v}_{s_l} \cdot (\boldsymbol{\xi}_l - \mathbf{p}_l)$

4. $\forall l, \mathbf{v}_{q_l} = 1./\left(\left\|\boldsymbol{\Phi}^H\right\|^2 \mathbf{s}_l\right), \mathbf{q}_l = \hat{\mathbf{x}}_l + \mathbf{v}_{q_l} \cdot \left(\boldsymbol{\Phi}^H \mathbf{s}_l\right)$

5. $\forall l, \hat{\mathbf{x}}_l = \mathbf{q}_l ./ \left(1 + \mathbf{v}_{q_l} \cdot \boldsymbol{\gamma}\right), \mathbf{v}_{x_l} = \left\langle 1 ./ \left(1 + \mathbf{v}_{q_l} \cdot \boldsymbol{\gamma}\right) \right\rangle$

6. $\forall l, \mathbf{v}_{h_l} = 1./\left(1/\sigma + 1./\mathbf{v}_{p_l}\right), \hat{\mathbf{h}}_l = \mathbf{v}_{h_l} \cdot \left(1/\sigma \mathbf{y}_l + \mathbf{p}_l ./ \mathbf{v}_{p_l}\right)$

7. $\forall j, \gamma_j = (\varepsilon + L) / \sum_l \left(\left|x_{jl}\right|^2 + \mathbf{v}_{x_l}\right)$

end For

8. 活跃用户数估计 $\hat{K} = \text{sum}(\boldsymbol{\gamma} > \gamma')$

9. 活跃用户坐标 $m = \text{int}(j/N), n = \text{mod}(j, N)$

10. $\forall k, \hat{s}_{kl} = \hat{x}_{k(l+1)}/\hat{x}_{kl}$

11. $\forall k$, 检测得到信息比特 \hat{b}_k , 实现 ISAC

从算法中可以看到,在初始化部分需要对导向矢量矩阵 \mathbf{A} 进行 SVD 分解,复杂度较高. 但是,由于矩阵 \mathbf{A} 的宽度 MN 远大于高度 R ,因此可利用快速算法降低

复杂度. 此外,矩阵 \mathbf{A} 在算法执行过程中保持不变, SVD 分解仅需计算 1 次,可不计入算法复杂度. 单次迭代中,是需要进行矩阵-向量乘的第 2 和第 4 行计算量最大,计算复杂度均为 $O(MNR)$. 综上所述,单次迭代复杂度为 $O(LMNR)$.

4 感知区域均匀和非均匀网格划分

2.2 节建立导向矢量矩阵 \mathbf{A} 时,在极坐标下对感知区域在距离和角度 2 个维度进行网格划分. 网格的划分方法有均匀和非均匀 2 种,不同划分方法会极大影响导向矢量的相关性,进而决定稀疏恢复效果. 本节讨论均匀化方法及其存在的问题,提出一种非均匀划分方法.

4.1 均匀网格划分及问题分析

均匀网格划分是在极坐标下将感知区域的距离范围 $d_{\min} \sim d_{\max}$ 和角度范围 $\theta_{\min} \sim \theta_{\max}$ 均匀划分为大小分别为 Δd 和 $\Delta \theta$ 的网格,如图 2 所示.

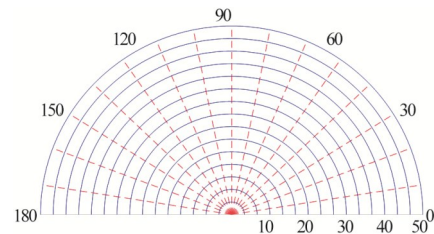


图2 均匀网格示意图

下面从定性和定量 2 个角度分析均匀网格划分存在的问题.

(1) 定性分析. 通过分析导向矢量可知,按图 2 对感知区域进行均匀网格划分,存在 2 个问题. 首先,当 θ_k 接近 0 和 π 时,会使得导向矢量 $\mathbf{a}(d_{m_1}, \theta_k)$ 和 $\mathbf{a}(d_{m_2}, \theta_k)$ 具有较大的相关性. 极端情况,当 $\theta_k = 0$ 或 π 时,式(5)变为

$$F_r(d_k, \theta_k)_{\theta_k = \pi} = (d_k^2 + b_r^2 + 2d_k b_r)^{1/2} - d_k = b_r \quad (17)$$

此时,导向矢量 $\mathbf{a}(d_k, \theta_k)$ 与 d_k 无关,所有导向矢量 $\mathbf{a}(d_m, \theta_k)$ 相等,即无法估计距离信息. 此外,式(5)中含有 $\cos(\theta_k)$ 项,在 0 或 π 附近变化率较小,因此 θ_k 在 0 或 π 附近采用均匀的网格划分不合理. 其次,本文提出的 ISAC 算法利用不同距离引起的导向矢量“变化”来感知距离,这种“变化”会随距离 d_k 的增大而逐渐减弱. 极端情况下,当感知区域超过瑞利距离时,导向矢量几乎不随距离变化,此时将无法感知用户距离,近场将会退化为远场,只能感知用户角度. 因此,距离网格也不应采用均匀划分.

(2) 定量分析. 在对感知区域进行角度和距离的网格划分时,更加合理的方式是使所有相邻格点的导向

矢量变化量相同,从而降低导向矢量间的相关性. 函数 $F_r(d_k, \theta_k)$ 对 d_k 和 θ_k 的偏导分别为

$$E_r^\theta = \frac{\partial F_r(d_k, \theta_k)}{\partial \theta_k} = \frac{\partial}{\partial \theta_k} \left[(d_k^2 + b_r^2 + 2d_k b_r \cos \theta_k)^{1/2} - d_k \right] \\ = d_k b_r \sin(\theta_k) (d_k^2 + b_r^2 + 2d_k b_r \cos \theta_k)^{-1/2} \quad (18)$$

$$E_r^d = \frac{\partial F_r(d_k, \theta_k)}{\partial d_k} = \frac{\partial}{\partial d_k} \left[(d_k^2 + b_r^2 + 2d_k b_r \cos \theta_k)^{1/2} - d_k \right] \\ = (d_k^2 + b_r^2 + 2d_k b_r \cos \theta_k)^{-1/2} (d_k + b_r \cos \theta_k) - 1 \quad (19)$$

下面分析梯度 E_r^θ 和 E_r^d 随角度和距离的变化规律. 首先,假定天线个数 $R=100$,距离范围固定为 $d=30$ m,将角度范围 θ 划分为 $N=30$ 个均匀网格,画出不同格点上 E_r^θ 的变化曲线,如图 3(a) 所示. 可以看出,梯度 E_r^θ 的中间部分大于 2 侧. 接着,将距离范围 d 划分为 $M=20$ 个网格,角度范围 θ 划分为 $N=30$ 个网格,计算所有格点对 d 的梯度 E_r^d ,如图 3(b) 所示. 可以看出,梯度 E_r^d 随距离增大而逐渐减小,且角度的中间区域梯度值大于 2 侧. 图 4(a) 给出了导向矢量的相位在距离方向的梯度变化曲线. 可以看出距离越远,导向矢量的“变化率”越小. 因此,需要增大距离网格大小,以增大导向矢量的“0 变化量”,从而降低 A 矩阵的相关性.

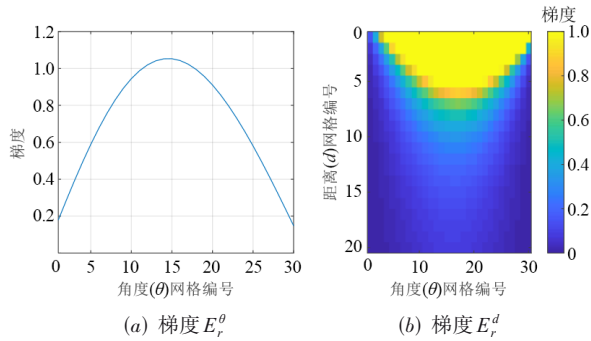


图 3 梯度定量分析

由上述定量分析可得出结论,在极坐标下近场通信的感知区域应采用非均匀的网格划分.

4.2 距离网格非均匀划分

根据前面的分析可知,对感知区域距离 d 进行网格化时,在距离基站更远的位置,网格也应该更稀疏. 受音频 μ 律压缩算法的启发,在距离网格上采用 μ 律压缩. 假设最近距离为 d_{\min} ,最远距离为 d_{\max} ,距离网格划分方法如下:

(1) 对 d_{\min} 和 d_{\max} 分别取对数,得到:

$$L_{\min} = \log(1 + \mu d_{\min}) / \log(1 + \mu)$$

$$L_{\max} = \log(1 + \mu d_{\max}) / \log(1 + \mu)$$

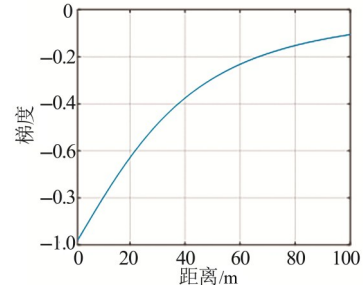
(2) 对距离范围进行均匀网格划分,

$$L_m \in \text{Unif}_M(L_{\min}, L_{\max});$$

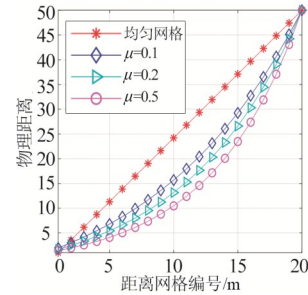
(3) 对均匀划分后的网格进行扩张,即

$$d_m = \frac{\exp(L_m \times \log(1 + \mu)) - 1}{\mu}$$

经 μ 律压缩后的曲线如图 4(b) 所示,图中纵坐标为感知距离,设定为 0~50 m;横坐标是对通信距离划分的 $M=20$ 个网格. 图中给出了 $\mu=0, 0.1, 0.2, 0.5$ 情况,可以看出, μ 越大,网格大小随距离变化越明显.



(a) 梯度随距离变化曲线



(b) μ 律压缩曲线

图 4 距离非均匀划分定量分析

4.3 角度网格非均匀划分

当对角度 θ 进行均匀划分时,在靠近 0 和 π 的区域 $\cos \theta$ 变化率较小,这会导致导向矢量相关性增大. 受文献[19]中角度域非均匀网格划分方法的启发,本文对 θ 进行非均匀划分,使得 $\cos \theta$ 值线性变化^[7]. 假设用户所处角度范围为 $\theta_{\min} \sim \theta_{\max}$,角度网格划分方法如下:

求 $\cos \theta$ 的最大值和最小值,由于 θ 介于 $0 \sim \pi$ 之间,在此区间上 $\cos(\cdot)$ 是单调减函数,则 $\cos \theta$ 的最小和最大值分别为 $\cos \theta_{\max}$ 和 $\cos \theta_{\min}$;对 $\cos \theta_{\max} \sim \cos \theta_{\min}$ 进行均匀网格划分,得到 $\bar{\theta}_n \in \text{Unif}_N[\cos \theta_{\max}, \cos \theta_{\min}]$, $n=1:N$;对均匀网格划分结果 $\bar{\theta}_n$ 取反余弦,得到非均匀角度网格 $\theta_n = \arccos \bar{\theta}_n$, $n=1:N$.

4.4 非均匀网格划分效果分析

经上述非均匀网格化以后,感知区域网格在角度和距离 2 个方向实现了非均匀网格划分,如图 5 所示.

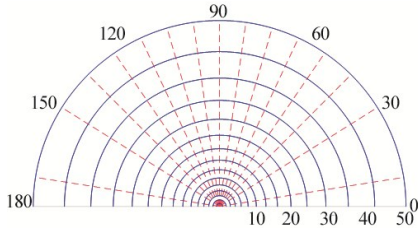


图5 非均匀区域划分示意图

根据压缩感知和消息传递理论,感知矩阵的列相关性对算法估计结果影响较大^[20]. 图6给出了导向矢量矩阵的平均列相关度随压缩率 μ 的变化曲线,可以看出, $\mu=0.1$ 时平均列相关度最小,验证了非均匀区域划分的有效性.

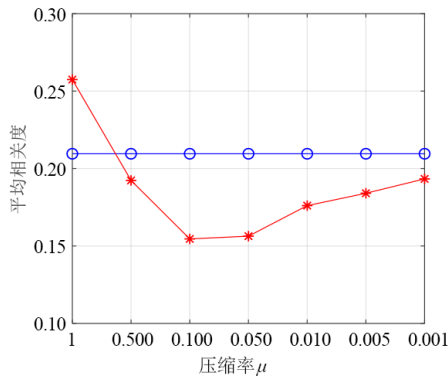


图6 导向矢量归一化平均相关度

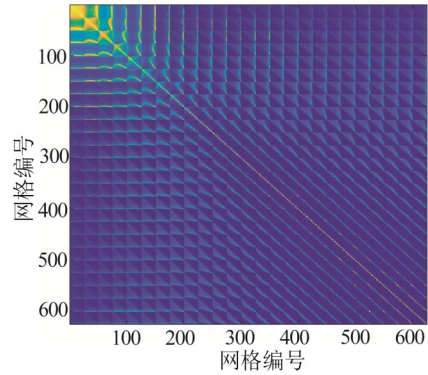
为更直观对比2种区域划分方法的列相关性,本文定义列相关矩阵 $\mathbf{G} \in R^{MN \times MN}$,其中第 $(mn, m'n')$ 个元素定义为

$$G_{mn, m'n'} = \left| \left(\alpha_{mn}^H \alpha_{m'n'} \right) / \left(\left\| \alpha_{mn} \right\|_2 \left\| \alpha_{m'n'} \right\|_2 \right) \right|$$

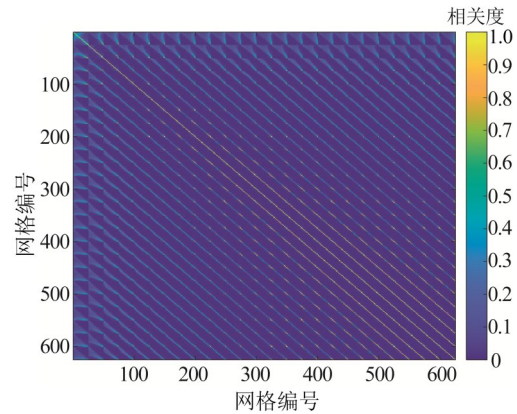
设置基站天线个数 $R=100$,距离和角度范围分别为 $5 \sim 50$ m和 $\pi/20 \sim 19\pi/20$,距离和角度网格数分别为 $M=20$ 和 $N=30$,列相关矩阵 \mathbf{G} 如图7所示.可以看出,非均匀划分能够明显降低导向矢量矩阵的列相关性,预期将有效提升ISAC算法的鲁棒性.

5 数值仿真

本节通过数值仿真验证本文提出的近场ISAC算法和非均匀区域划分方法的有效性.考虑1个近场通信感知系统,基站端配置 $R=100$ 个天线,同时服务于 $K=2 \sim 10$ 个活跃用户.通信波长为 $\lambda=0.05$ m,天线间距为 $\lambda/2$.假设通信信道不存在反射路径,即全都是直射路径^[21].由前文分析可知,当用户与天线角度接近0或 π 时无法获得距离信息,仿真中设置用户所处角度范围为 $\pi/20 \sim 19\pi/20$.根据近场通信的定义,瑞利距离 $R^2 \lambda/2 = 250$ m,仿真设置感知区域范围为 $5 \sim 50$ m.将近



(a) 均匀区域划分



(b) 非均匀区域划分

图7 列相关矩阵 \mathbf{G}

场通信范围内的区域在极坐标下划分网格,其中距离 d 划分为 $M=15 \sim 60$ 个网格,角度 θ 也划分为 $N=15 \sim 60$ 个网格, μ 律压缩率设置为 $\mu=0.1$.本系统采用功率控制,此时不存在深度衰落,则第 k 个用户的路径衰落 c_k 服从均匀分布,即 $c_k \sim \text{Unif}(0.8, 1)$.上行数据采用QPSK调制方式,设置 $L=200$ 个快拍为1帧,每帧第1个快拍发送数据1,用户的位置和信道衰落系数在1帧内保持不变.上述仿真参数归纳如表2所示.

表2 近场通信感知一体化系统参数

基站天线数 R	100	路径衰落 c_k	Unif(0.8, 1)
活跃用户数 K	2~10	信噪比SNR	-3~-10 dB
距离网格数 M	15~60	距离范围 $d_{\min} \sim d_{\max}$	5~50 m
角度网格数 N	15~60	角度范围 $\theta_{\min} \sim \theta_{\max}$	$\pi/20 \sim 19\pi/20$
每帧快拍数 L	200	数据调制方式	QPSK

以下将本文提出的ISAC算法的数值仿真结果分为感知和通信两部分.在感知性能分析中,重点对比均匀和非均匀区域划分的性能差距.在通信性能分析中,与现有SOMP算法进行对比,并将已知用户坐标条件下的最小二乘估计(Least Square, LS)算法作为误码率的下界.

5.1 感知仿真结果

假设活跃用户准确位于格点上,当第 k 个用户坐标 (m_k, n_k) 与真实坐标 (m, n) 相同时,则判定该用户位置感知成功;否则,判定为位置错误. 仿真中,位置错误率(Position Error Rate, PER)定义为

$$\text{PER} = \frac{\sum_{c=1}^C \kappa_c}{CK} \quad (20)$$

其中, C 表示数据帧总数, κ_c 表示在第 c 帧数据中,用户所处格点坐标估计错误的个数. 此外,若第 c 帧数据的活跃用户个数 \hat{K} 估计错误,则在统计时判定此帧所有用户位置错误,即第 c 帧的 $\kappa_c = \hat{K}$.

均匀和非均匀区域划分下 PER 随距离和角度域格点数变化的性能对比如图 8 所示,仿真设置信噪比为 -5 dB. 可以看出,对感知区域进行均匀划分时,只有在 $M=N=15$ 时才能达到较低的 PER. 对感知区域进行非均匀划分时,能够极大提升位置感知的鲁棒性,在 $M>30$ 和 $N>40$ 的范围内也能保持较低的 PER. 而更大的 M 和 N 意味着更高的分辨率,即采用非均匀区域划分能够获得更精确的位置感知性能.

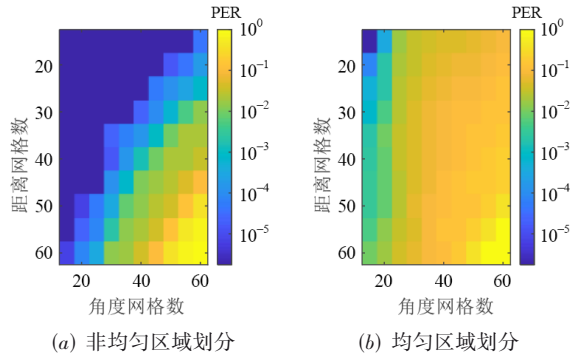


图 8 2 种划分方法 PER 随格点数变化图

PER 随距离和角度格点数变化的性能曲线如图 9 所示,仿真设置信噪比为 -5 dB. 其中,图 9(a)是角度网格数固定为 $N=35$ 时 PER 随距离网格数 M 的变化曲线,图 9(b)是距离网格数固定为 $M=30$ 时 PER 随角度网格数 N 的变化曲线. 由图 9 可以得出与图 8 类似的结论,即非均匀网格划分能够极大提升算法的定位精度.

5.2 通信仿真结果

本文使用误码率(Byte Error Rate, BER)、误帧率(Frame Error Rate, FER)和活跃用户错误率(Active user Error Rate, AER)衡量通信性能. 三者的定义分别为

$$\text{BER} = \frac{\sum_{c=1}^C E_c}{C(L-1)Q} \quad (21)$$

$$\text{FER} = \frac{\sum_{c=1}^C F_c}{C} \quad (22)$$

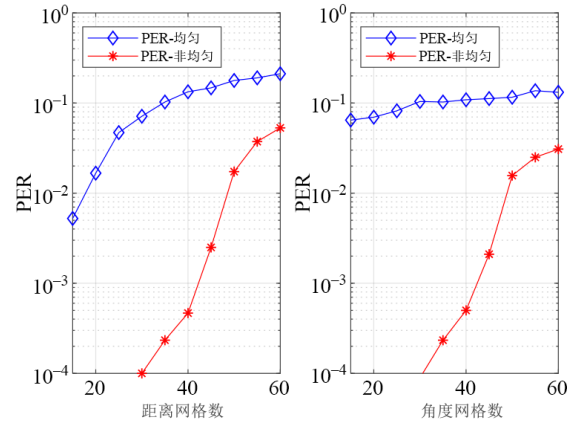


图 9 PER 性能随格点数变化曲线

$$\text{AER} = \frac{\sum_{c=1}^C |K - A_c|}{CK} \quad (23)$$

其中, E_c 表示第 c 帧数据中错误码元个数, F_c 代表第 c 帧数据是否有码元错误, L 表示每帧的快拍个数, Q 表示调制阶数(QPSK条件下 $Q=2$), A_c 表示在第 c 帧数据中估计的活跃用户数.

以下通过数值仿真结果对比均匀划分、非均匀划分、S-OMP和已知用户坐标等5种算法的BER和FER性能,仿真中设定 $M=N=25$,通信感知范围为 $1\sim 50$ m.

FER和BER随信噪比的变化曲线如图10所示. 其中,远场S-OMP算法采用远场假设,即导向矢量仅与角度有关,与距离无关,此时式(9)中的 A 矩阵变为DFT矩阵,近场感知退回波达角估计问题;近场S-OMP假设活跃用户个数 K 已知,采用S-OMP算法解决式(9)的非零元素估计问题. LS下界表示已知用户坐标,采用LS算法的估计结果. UAMP代表本文所提基于贝叶斯模型的算法. 由图10中可以看出,随着信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)的增大,这5种算法的BER和FER性能都得到了提升,其中,远场S-OMP和均匀UAMP算法的性能最差,从而验证了非均匀区域划分和近场假设的必要性. 此外,随着SNR的增大,近场S-OMP算法出现了错误瓶颈,即随着SNR的增加,BER和FER未出现“瀑布型”下降. 这是由于导向矢量矩阵 A 存在严重的列相关性,近场S-OMP算法会出现活跃用户判别错误,从而导致上述错误瓶颈. LS下界是假设活跃用户个数 K 和非零元素位置均已知,利用LS算法估计式(8)中的 X_0 ,该问题已不再是稀疏估计问题,因此性能最好. 本文所提非均匀UAMP方法最接近LS界,相比远场S-OMP和均匀UAMP方法具有显著的性能提升,在高信噪比下相比近场S-OMP方法也具有超过2 dB的性能增益.

活跃用户错误率AER随SNR和随活跃用户个数 K

的变化曲线如图 11 所示. 由于 S-OMP 类方法不能估计活跃用户个数, 图 11 仅给出了本文提出的 UAMP 方法的 AER 性能曲线. 可以看出提高信噪比或减少活跃用户均能大幅度提升 AER 准确度.

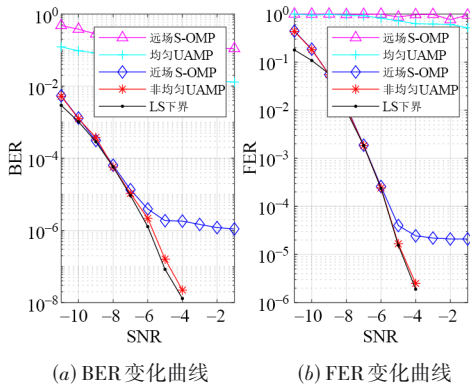


图 10 BER 和 FER 随 SNR 变化曲线

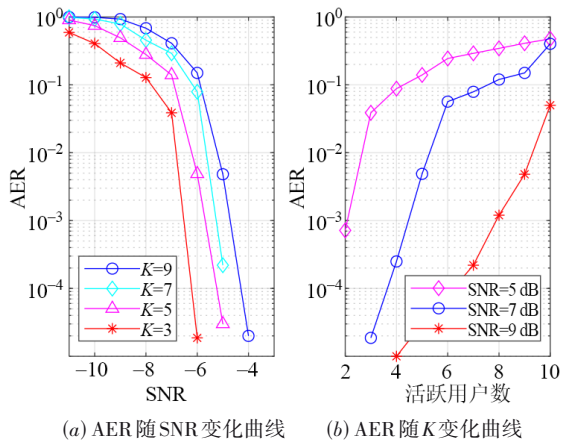


图 11 AER 随 SNR 和活跃用户数变化曲线

6 结束语

本文针对近场通信感知一体化问题, 提出利用 μ 律压缩等方式将感知区域进行非均匀区域划分, 采用稀疏贝叶斯方法建模, 将近场通信感知一体化问题转化为稀疏估计问题, 进而利用近似消息传递算法实现了盲活跃用户判决、用户位置估计和数据检测. 理论分析证明, 采用非均匀区域划分能够有效降低感知矩阵的相关性, 提升感知和通信性能. 数值仿真结果, 表明本文所提近场 ISAC 算法在感知方面能够显著提升定位精度, 同时在通信中获得较大的性能增益. 下一步拟将本文所提方法扩展至离格场景 (即不限定用户精确位于格点), 以提升算法的普适性.

参考文献

[1] HU S, RUSEK F, EDFORS O. Beyond massive MIMO: The potential of data transmission with large intelligent

surfaces[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(10): 2746-2758.

- [2] RAPPAPORT T S, XING Y C, KANHERE O, et al. Wireless communications and applications above 100 GHz: Opportunities and challenges for 6G and beyond[J]. IEEE Access, 2019, 7: 78729-78757.
- [3] 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.
- [4] LEE J, GIL G T, LEE Y H. Channel estimation via orthogonal matching pursuit for hybrid MIMO systems in millimeter wave communications[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(6): 2370-2386.
- [5] TROPP J A, GILBERT A C, STRAUSS M J. Simultaneous sparse approximation via greedy pursuit[C]//Proceedings of (ICASSP' 05 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Processing Signal. Piscataway: IEEE, 2005: v/721-v/724.
- [6] RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ J, GONZÁLEZ-PRELCIC N, VENUGOPAL K, et al. Frequency-domain compressive channel estimation for frequency-selective hybrid millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(5): 2946-2960.
- [7] YUAN Z D, LIU F, GUO Q H, et al. Blind grant-free random access with message-passing-based matrix factorization in mmWave MIMO mMTC[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(3): 4815-4825.
- [8] SELVAN K T, JANASWAMY R. Fraunhofer and Fresnel distances: Unified derivation for aperture antennas[J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 2017, 59(4): 12-15.
- [9] ZHOU Z, GAO X, FANG J, et al. Spherical wave channel and analysis for large linear array in LoS conditions[C]//2015 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Piscataway: IEEE, 2015: 1-6.
- [10] LIU H Q, MENG H, GAN L, et al. Subspace and sparse reconstruction based near-field sources localization in uniform linear array[J]. Digital Signal Processing, 2020, 106: 102824.
- [11] 秦宇镒, 孙晓颖, 刘国红. 基于协方差差分的近场源定位参量估计[J]. 电子学报, 2021, 49(1): 177-182.
- QIN Y D, SUN X Y, LIU G H. Passive localization for near-field sources based on covariance difference[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(1): 177-182. (in Chinese)
- [12] FRIEDLANDER B. Localization of signals in the near field of an antenna array[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(15): 3885-3893.
- [13] FRIEDLANDER B. Localization of signals in the near-field of an antenna array[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(15): 3885-3893.
- [14] 孙奕髦, 徐屹淮, 唐北川, 等. 近远场统一定位模型: 基

于子空间的方法与局限性分析[J]. 电子学报, 2023, 51(8): 2134-2143.

SUN Y M, XU Y H, TANG B C, et al. Unified model for near and far field localization: Subspace-based solution and limitations analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(8): 2134-2143. (in Chinese)

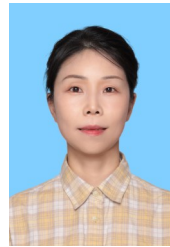
- [15] YUAN Z D, GUO Q H, LUO M. Approximate message passing with unitary transformation for robust bilinear recovery[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 617-630.
- [16] LUO M, GUO Q H, JIN M, et al. Unitary approximate message passing for sparse Bayesian learning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 6023-6039.
- [17] 陈光辉, 曾孝平, 焦爽. 基于阵列划分的近场 DOA 估计算法[J]. 电子学报, 2022, 50(9): 2110-2118.
CHEN G H, ZENG X P, JIAO S. Near-field DOA estimation algorithm using array partition[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(9): 2110-2118. (in Chinese)
- [18] RANGAN S, SCHNITER P, FLETCHER A K. Vector approximate message passing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2019, 65(10): 6664-6684.
- [19] MAO Y W, GUO Q H, DING J S, et al. Marginal likelihood maximization based fast array manifold matrix learning for direction of arrival estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 5512-5522.
- [20] WANG Z L, MU X D, LIU Y W. Near-field integrated sensing and communications[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(8): 2048-2052.
- [21] LUO H L, GAO F F, YUAN W M, et al. Beam squint assisted user localization in near-field integrated sensing and communications systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(5): 4504-4517.

作者简介



袁正道 男, 1983 年 11 月出生, 河南郑州人. 河南开放大学信息工程与人工智能学院副教授. 主要研究方向为大规模天线系统、迭代信号处理、无线传感器网络.

E-mail: yuan_zhengdao@foxmail.com



崔建华 女, 1981 年 4 月出生, 河南新乡人. 洛阳师范学院物理与电子信息学院副教授. 主要研究方向为无线通信信号处理、物联网技术、小蜂窝网络资源分配. 中国电子学会会员编号: E190120546M.

E-mail: jhcuizzu@foxmail.com



刘飞 男, 1992 年 7 月出生, 河南南阳人. 郑州大学地球科学与技术学院教师. 主要研究方向为无线通信和信号处理、消息传递与因子图理论、嵌入式系统开发与信息处理等.

E-mail: ieliuwei@hotmail.com



孙鹏 男, 1990 年 10 月出生, 河南郑州人. 郑州大学电气与信息工程学院副教授. 主要研究方向为无线通信和信号处理、消息传递与因子图理论、大规模 MIMO、毫米波通信、卫星通信与电子对抗等.

E-mail: iepengsun@zzu.edu.cn



王忠勇 男, 1965 年 8 月出生, 江西吉安人. 郑州大学教授、博导. 主要研究方向为通信信号处理、消息传递理论与因子图、嵌入式系统设计.

E-mail: iezywang@zzu.edu.cn