



专题：6G 智能超表面

基于超表面天线的自适应抗干扰方案

郭予泽, 金梁, 许晓明, 马克明, 裴宸

(中国人民解放军战略支援部队信息工程大学, 河南 郑州 450001)

摘 要: 针对传统抗干扰方案无法根据不同类型干扰形式选择合适抗干扰策略的问题, 提出了一种基于超表面天线的自适应抗干扰方案, 根据期望信号和干扰信号的入射方向判断干扰的类型并制订针对性抗干扰方案。首先, 设计了一种改进的稀疏度自适应匹配追踪 (sparsity adaptive matching pursuit, SAMP) 算法进行波达方向 (direction of arrival, DOA) 估计, 可以利用超表面天线的多维观测能力在少快拍采样下实现高精度相干信号源的信源数与 DOA 联合估计。其次, 利用信号的 DOA 信息判断主瓣干扰和旁瓣干扰的存在性并选择对应的抗干扰策略。当存在主瓣干扰时, 利用超表面天线的多维观测能力将改进阻塞矩阵预处理结构配置在天线上实现主瓣干扰抑制。当存在旁瓣干扰时, 采用一种二次不等式线性功率最小化算法实现抗干扰。当两种干扰形式同时存在时, 采用阻塞矩阵和波束成形联合抵抗干扰。仿真结果表明, 所提方案针对不同干扰类型均有较好的信干噪比 (signal interference noise ratio, SINR) 提升, 当主瓣干扰和旁瓣干扰同时存在时, 相较于传统方案最高可具有 6 dB 的增益提升。

关键词: 超表面天线; 主瓣干扰; 旁瓣干扰; DOA 估计

中图分类号: TP928

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2024185

Adaptive anti-jamming scheme based on meta-surface antenna

GUO Yuze, JIN Liang, XU Xiaoming, MA Keming, PEI Chen

Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China

Abstract: Aiming at the problem that traditional anti-jamming schemes cannot choose suitable anti-jamming strategies according to different types of jamming forms, an adaptive anti-jamming scheme based on meta-surface antenna was proposed. According to the incident direction of the expected signal and the jamming signal, the type of jamming was determined and the targeted anti-jamming scheme was formulated. Firstly, an improved sparsity adaptive matching pursuit (SAMP) algorithm was designed to estimate the direction of arrival (DOA). The multi-dimensional obser-

收稿日期: 2024-06-09; 修回日期: 2024-07-12

通信作者: 金梁, liangjin@263.net

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.U22A2001); 嵩山实验室项目 (No.221100211300-01)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. U22A2001), Program of Songshan Laboratory(No. 221100211300-01)



vation capability of meta-surface antenna could be used to estimate the source number and DOA of coherent signal sources with high precision under little snapshot sampling. Secondly, the DOA information of the signal was used to judge the existence of main-lobe interference and sidelobe interference, while the corresponding anti-jamming strategy was selected. When the main-lobe jamming existing, the multi-dimensional observation capability of the meta-surface antenna was used to configure the improved blocking matrix preprocessing structure on the antenna to achieve the main-lobe jamming suppression. When side-lobe jamming existing, a quadratic inequality linear power minimization algorithm was used to realize anti jamming. When two jamming forms exist at the same time, blocking matrix and beamforming were used to resist jamming. The simulation results show that the proposed scheme has better signal interference noise ratio (SINR) improvement for different jamming types. When both main-lobe and side-lobe jamming exist, the gain can be improved by up to 6 dB compared with the traditional scheme.

Key words: meta-surface antenna, main-lobe jamming, side-lobe jamming, DOA estimation

0 引言

随着 6G 时代通信速率需求的提升, 未来通信系统将使用更高频段的电磁波。更高频段的电磁波具有波长更短和波束更窄的特点, 这使得未来通信系统中电磁波往往通过有限多径或者直射径到达接收端^[1]。与此同时, 由于无线信道的开放性, 通信系统不仅面临各种复杂、未知的自然干扰, 一些欺骗、压制式的恶意干扰也会对无线通信产生较大安全威胁^[2]。近年来随着抗干扰技术的发展, 空域抗干扰方案逐渐得到了重视^[3]。空域抗干扰方案利用干扰信号和期望信号在空域上的差异实现干扰的滤除, 由于空域特征与其他域相互独立, 因此, 空域抗干扰方案可在原有的通信体系基础上增强系统抗干扰性能^[4]。目前已有的针对有限多径条件下的空域抗干扰方案主要依赖信号波达方向 (direction of arrival, DOA) 信息进行波束成形, 对天线阵列接收方向图的精确控制, 使主瓣精准对准期望信号的方向, 并且在干扰方向产生极深的零陷^[5], 从而达到提升接收端信干噪比 (signal interference noise ratio, SINR) 的目的。但是传统子空间类 DOA 估计算法在少快拍、信号源相干条件下会遭遇协方差矩阵缺秩问题, 这会导致 DOA 估计精度较低, 甚至无法估计。在有限多径环境下, 由于多径特

性, 期望信号和干扰信号在到达接收端时均会呈现相干的特点, 此时, 期望信号和干扰信号的 DOA 估计效果均会有明显下降^[6]。此外, 大多数子空间类 DOA 估计算法都需要信号源数量的先验知识^[7], 无法直接进行信号源数量和 DOA 的联合估计^[8]。

近年来基于压缩感知的 DOA 估计算法可以在单快拍条件下实现高精度的相干信号源估计。文献[9]将正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法应用到 DOA 估计中, OMP 算法通过将入射信号稀疏化到网格中, 再利用测量矩阵中的列向量与残差矢量正交的原理在网格中筛选列向量原子实现阵列流形估计, 从而实现单快拍相干信号的 DOA 估计。文献[10]提出了稀疏度自适应匹配追踪 (sparsity adaptive matching pursuit, SAMP) 算法, 通过在每一次迭代过程中增加固定步长来逼近信号真实稀疏度, 相当于在 OMP 算法的基础上增加了稀疏度估计, 即信号源数估计。文献[11]提出了一种改进的 SAMP 算法并将其应用于 DOA 估计中, 利用残差之间的变化关系得到迭代的终止条件, 避免了 SAMP 算法中的步长选择问题, 提升了信源数估计准确率和 DOA 估计精度。但是, 由于文献[11]所提算法必须在第 3 次迭代之后才会触发迭代终止条件, 因此, 该算法只能估计 3 个以上信号源的场景,

当信号源小于3时会出现过估计的情况。

直接采用波束成形实现干扰抑制的空域抗干扰方案难以抑制主瓣干扰,当干扰信号源的方向和期望信号源来向相近时,主瓣宽度的限制导致传统波束成形方案无法同时满足主瓣和零陷的对准,性能提升有限,且这种情况下往往会出现主瓣失真和旁瓣电平升高的问题^[12]。已有的主瓣干扰抑制方案则主要有基于特征投影预处理和基于阻塞矩阵预处理两种方案^[12-13]。基于特征投影预处理方案主要利用特征值分解进行干扰滤除,无须进行干扰方向估计。但是该方法对干扰信号强度和信噪比高度敏感,并且在同时存在主瓣干扰和旁瓣干扰时,其对旁瓣干扰抑制能力下降。基于阻塞矩阵预处理方案则可以利用干扰信号的方向和相邻阵元接收数据的相位差实现主瓣干扰的抵消,提升输出信干噪比增益。但是以上两种方案均在数字后端进行,功耗较大,且当主瓣干扰和旁瓣干扰同时存在时性能下降。

传统抗干扰方案大多采用有源相控阵列接收信号^[14],将波束成形的权值向量配置到阵列中各个天线射频链路的移相器上,调整阵列天线的接收方向图实现干扰的抑制和期望信号的增强^[15-17]。这往往需要更高的射频通道数量,同时会使通信设备硬件成本大幅升高。成本较低的单射频链路接收端,可能导致在强干扰条件下后端射频链路出现信号失真与阻塞等问题^[18]。同时由于其单射频链路接收不存在阵元之间的接收相位差,因此,传统的DOA估计以及波束成形方法无法直接应用到单射频链路天线上^[19-20]。近年来随着超表面技术的发展,超表面天线以其低成本、可密集部署、调整空间大的优势逐渐成为研究的热点。文献[21]首先将基于超表面的可重构天线应用于通信场景,并分析了其给无线通信带来的增益。文献[22]提出了一种利用单射频链路超表面天线进行超分辨率DOA估计的方案,实现了单射频链路的DOA估计。文献[23]在多用户场景中利用超表面天线设计

发送波束减少用户间的干扰,提升通信上下行速率。以上工作虽然体现了超表面天线的广泛应用场景,但目前尚未有研究利用超表面天线给出针对恶意干扰的自适应抗干扰方案。

基于以上问题,本文提出了一种基于超表面天线的自适应抗干扰方案,利用干扰信号的DOA信息判断干扰的类型并制定针对性的抗干扰策略。首先,本文设计了一种改进SAMP的DOA估计算法,并利用超表面天线接收状态的实时可调控特性,通过超表面电磁单元状态的快速切换实现多维数据观测,实现了单射频链路接收端的少快拍高精度信号源数和波达方向的联合估计,降低了硬件成本。其次,本文设计了一种自适应抗干扰策略,利用所提的DOA估计算法估计期望信号和干扰信号的入射方向,并根据入射方向判断干扰的类型。当存在主瓣干扰时,将改进阻塞矩阵预处理(improved blocking matrix preprocessing, IBMP)结构配置在超表面天线上进行多维观测,实现天线端的主瓣干扰抑制。当存在旁瓣干扰时采用一种二次不等式线性功率最小化算法配置在超表面天线上实现波束成形。当两种干扰形式同时存在时,采用改进阻塞矩阵预处理和波束成形联合抵抗干扰。仿真结果表明,本方案针对不同干扰类型均有较好的SINR提升,当主瓣干扰和旁瓣干扰同时存在时,相较于传统方案最高可有6 dB的增益提升。

1 系统模型

基于超表面天线的自适应抗干扰方案系统模型如图1所示,该模型考虑了有限多径条件下的通信场景,在该场景中包含一个发射机、一个或多个干扰机和一个接收端。发射机发送期望信号,干扰机发送与期望信号同频的干扰信号。散射体的存在导致期望信号和干扰信号均通过散射多径和直射径到达接收端。为了对期望信号和干扰信号的DOA进行精确感知并进行干扰抑制,

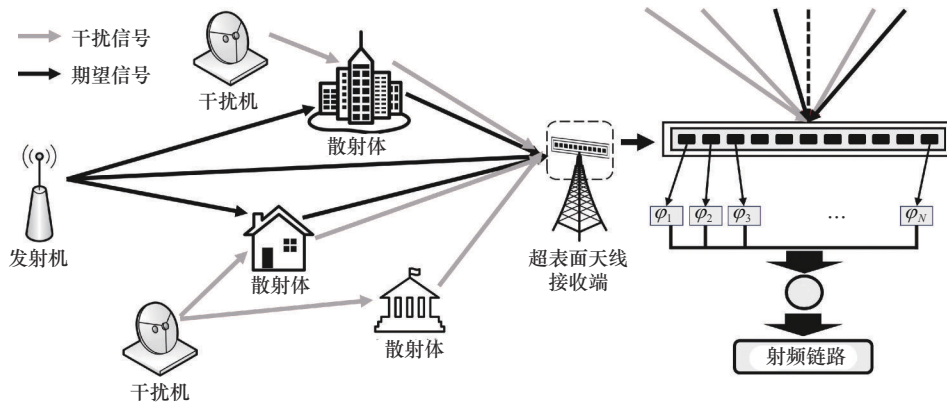


图1 基于超表面天线的自适应抗干扰方案系统模型

在接收端配置一个单射频链路的超表面天线。超表面天线是由大量变容二极管组成的均匀阵列，超表面天线阵列中每个电磁单元均可以对信号的相位进行独立连续调控^[24-25]。

接下来构建信号模型，考虑超表面天线由 N 个可调电磁单元均匀排列组成， d 为阵元间距。到达天线的信号共有 P 个信号源，信号源入射方向为 $\theta_i (i=1, \dots, P)$ ，其中， $\theta_i (i=1, \dots, M)$ 为期望信号的入射角度，其余为干扰信号的来波方向。超表面天线接收信号可表示为：

$$\mathbf{y} = \mathbf{w} \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{y}$ 表示超表面天线接收到的信号，由于本文假设的超表面天线为单射频链路，因此 $\mathbf{y}$ 是一维行向量。 $\mathbf{w} = [e^{j\varphi_1}, e^{j\varphi_2}, \dots, e^{j\varphi_N}]$ 表示超表面天线的电磁单元状态，其中， $\varphi_i \in [0, 2\pi]$ 。 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_0), \mathbf{a}(\theta_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_P)]$ 为阵列流形矩阵， $\mathbf{a}(\theta_i) = [1, e^{\frac{-j2\pi d \sin \theta_i}{\lambda}}, \dots, e^{\frac{-j2\pi (N-1) d \sin \theta_i}{\lambda}}]^T$ 为第 i 个信号源的方向矢量， $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_{s_1}, \dots, \mathbf{x}_{s_M}, \mathbf{x}_{j_1}, \dots, \mathbf{x}_{j_{P-M}}]^T$ 为到达超表面天线的入射信号矢量，其中， $\mathbf{x}_s$ 和 $\mathbf{x}_j$ 分别表示期望信号和干扰信号。 $\mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$ 为射频链路的加性白高斯噪声，均值为0且方差为 σ_n^2 。此时超表面天线的电磁单元固定在状态 $\mathbf{w}$ 下，超表面天线由于具有实时可重构特性，可以在入射信号的一个符号周期内快速切换电磁单元状态进行多维观测，从而实现单射频链路模拟多通道射频

链路接收的效果^[25]。超表面天线的接收信号可表示为：

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W} \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{N}_n \quad (2)$$

此时超表面天线的接收信号 $\mathbf{Y}$ 等效为一个天线阵列接收矢量，其中， $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1^T, \mathbf{w}_2^T, \dots, \mathbf{w}_k^T]^T$ 为超表面天线的电磁单元在一个符号周期内快速切换 k 次的电磁单元状态矩阵，而 $\mathbf{N}_n = [n_1, n_2, \dots, n_k]^T$ 为超表面天线切换 k 次电磁单元状态所对应的射频链路加性白高斯噪声。由于每一次电磁单元状态的切换可以配置不同的状态，因此，利用超表面天线的电磁单元状态实时可重构特性即可在单射频链路条件下实现天线阵列的接收效果，提升天线的观测能力的同时降低硬件成本。

2 基于改进SAMP的DOA估计算法

本文提出了一种改进SAMP的DOA估计算法，根据DOA估计的场景特点在文献[11]基础上进行改进，在迭代次数小于3时加入阈值设置，使信源数小于3时依然可以进行准确的信源数估计和DOA估计。

由前文可知，超表面电磁单元在一个符号周期内快速切换 k 次的电磁单元状态时，接收信号 $\mathbf{Y}$ 为一个 k 维列向量，等效于一个 k 元阵列的接收。阵列流形 $\mathbf{A}$ 代表了超表面天线对 $\theta_i (i=1, \dots, P)$ 方向信号的响应，由于入射信号在空域具有稀疏特性，因此，可将全角度域 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 等分为 N_a 个离散角度，此时定义测量矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$ 为：

$$\tilde{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ e^{-j\frac{2\pi d \sin \theta_1}{\lambda}} & e^{-j\frac{2\pi d \sin \theta_2}{\lambda}} & \cdots & e^{-j\frac{2\pi d \sin \theta_{N_a}}{\lambda}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-j\frac{2\pi(N-1)d \sin \theta_1}{\lambda}} & e^{-j\frac{2\pi(N-1)d \sin \theta_2}{\lambda}} & \cdots & e^{-j\frac{2\pi(N-1)d \sin \theta_{N_a}}{\lambda}} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $\tilde{\mathbf{A}}$ 为全角度域的导向矢量。利用测量矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$ 即可对入射信号在角度域稀疏化表示, 此时超表面天线的接收信号可表示为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}\tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{X}} + \tilde{\mathbf{N}}_n \quad (4)$$

其中, $\mathbf{W}$ 为超表面状态矩阵, $\tilde{\mathbf{A}}$ 为测量矩阵, $\tilde{\mathbf{X}} \in \mathbb{C}^{N_a \times 1}$ 为稀疏化后的入射信号, 其中, 稀疏信号 $\tilde{\mathbf{X}}$ 只有对应 $\theta_i (i=1, \dots, P)$ 中的 P 个位置为非零值, 其余位置为零, $\tilde{\mathbf{N}}_n \in \mathbb{C}^{N_a \times 1}$ 为稀疏化后的噪声信号。压缩感知的目的即还原稀疏信号 $\tilde{\mathbf{X}}$, 从而找到其中 P 个非零值的位置, 此时 DOA 估计问题即式 (4) 的稀疏重构问题, 可表示为:

$$\begin{aligned} \min_{\tilde{\mathbf{X}}} & \|\tilde{\mathbf{X}}\|_0 \\ \text{s.t.} & \|\mathbf{Y} - \mathbf{W}\tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{X}}\|_2^2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (5)$$

其中, ε 为噪声容错阈值。为了在有噪条件下提高 $\tilde{\mathbf{X}}$ 的精度, 超表面状态矩阵 $\mathbf{W}$ 的设计需要满足有限等距性质 (restricted isometry property, RIP)、互不相关性质 (mutual incoherence property, MIP), Hadamard 矩阵满足上述性质常被用作观测矩阵, 因此, 选用 Hadamard 矩阵作为观测矩阵。由于式 (5) 已经被证明为 NP-hard 问题, 因此, 可使用贪婪算法进行求解。利用贪婪算法进行迭代求解时, 迭代终止条件的设置决定了稀疏度估计的准确性, 在 DOA 估计场景中即影响了信源数估计的精度。传统 SAMP 算法通常以残差的 l_2 范数作为判决门限, 即当残差 $\|\mathbf{r}\| \leq \varepsilon$ 时迭代终止。这种判决方式在信源数较小时对估计结果影响较小, 但当信源数较多时, 由于阵列维数的限制, 随着迭代残差的变化率越来越大, 会出现已达到迭代终止条件但未达到真实稀疏度的情况, 从而出现欠估计。基于此, 文献[11]提出了

利用残差之间的变化关系得到迭代的终止条件, 在信源数较多时迭代终止条件不再局限于 l_2 范数, 迭代终止条件可表示为:

$$\frac{\|\mathbf{r}_{t-1}\|_2 - \|\mathbf{r}_t\|_2}{I_t - I_{t-1}} \bigg/ \frac{\|\mathbf{r}_{t-2}\|_2 - \|\mathbf{r}_{t-1}\|_2}{I_{t-1} - I_{t-2}} < 0.5 \quad (6)$$

其中, $\|\mathbf{r}_t\|_2$ 为迭代 t 次的残差值, I_t 为第 t 次迭代的稀疏度。由式 (6) 不难看出, 该迭代终止条件只适用于 $t > 3$ 的情况。当信号源个数 $P \leq 3$ 时, 经过改进, 可将迭代终止条件设置为:

$$\|\mathbf{r}_t\|_2 < \varepsilon / (\|\mathbf{r}_{t-1}\|_2 - \|\mathbf{r}_t\|_2) \quad (7)$$

当仅有一个信号源时可直接将一次迭代后的残差值与噪声容错阈值 ε 比较即可。综上, 基于改进 SAMP 的 DOA 估计算法描述见算法 1。

算法 1 基于改进 SAMP 的 DOA 估计算法描述

输入: 接收信号 $\mathbf{Y}$, 超表面状态矩阵 $\mathbf{W}$, 测量矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$, 迭代步长 s (DOA 估计时一般 $s=1$)

输出: 稀疏信号 $\tilde{\mathbf{X}}$, 信源数 I

(1) 初始化, 残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{Y}$, 支撑集 $\mathbf{A}_0 = \emptyset$, 迭代次数 $t=1$, 稀疏度 $I_1 = s$;

(2) 找出测量矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$ 中与残差 $\mathbf{r}_{t-1}$ 最匹配的 s 个列向量, 并构成集合 $T_t = \max \left\{ \left| \langle \varepsilon_{t-1}, \tilde{\mathbf{A}} \rangle, s \right| \right\}$;

(3) 构建候选集 $\mathbf{A}_t = \mathbf{A}_{t-1} \cup T_t$, $\tilde{\mathbf{A}}_t = \{\tilde{\mathbf{a}}_j\}$, $\tilde{\mathbf{a}}_j$ 是 $\tilde{\mathbf{A}}_t$ 的第 j 列;

(4) 求 $\mathbf{Y} = \tilde{\mathbf{A}}_t \tilde{\mathbf{X}}_t$ 的最小二乘解, $\tilde{\mathbf{X}}_t = (\tilde{\mathbf{A}}_t^T \tilde{\mathbf{A}}_t)^{-1} \tilde{\mathbf{A}}_t^T \mathbf{Y}$;

(5) 更新残差 $\mathbf{r}_t = \mathbf{Y} - (\tilde{\mathbf{A}}_t^T \tilde{\mathbf{A}}_t)^{-1} \tilde{\mathbf{A}}_t \mathbf{Y}$;

(6) 判决当 $t \leq 3$ 时是否满足式 (7) 中的条件, 当 $t > 3$ 时是否满足式 (6) 中的条件, 若满足则转入步骤 8, 否则转入步骤 7;



(7) $t \leftarrow t+1$, $I_t = I_{t-1} + s$, 转入步骤2;

(8) 根据测量矩阵 $\tilde{A}$ 中的角度稀疏化方案, 提取出迭代得到的稀疏信号 $\tilde{X}$ 中非零元素对应的位置, 从而得到角度 θ 。

3 基于超表面天线的自适应抗干扰策略

基于超表面天线的自适应抗干扰策略流程如图2所示。在超表面天线接收到信号后, 首先利用第2节提出的改进SAMP的DOA估计算法求得期望信号和干扰信号的DOA信息, 根据已有期望信号的参考序列与接收信号做互相关, 根据相关峰的有无来分辨期望信号和干扰信号的角度来向。其次, 根据信号波长 λ 、超表面电磁单元数 N 、阵元间距 d 和阵列主瓣指向 θ_0 计算主瓣半功率波束宽度 $BW_{0.5}$, 计算式可表示为:

$$BW_{0.5} \approx 0.886 \frac{\lambda}{Nd \cos \theta_0} \quad (8)$$

其中, 主瓣指向 θ_0 为期望信号来向, 可以根据 $BW_{0.5}$ 判断主瓣半功率波束宽度内是否有干扰, 如果有干扰信号的DOA落在主瓣半功率波束宽度 $BW_{0.5}$ 内, 则证明环境中存在主瓣干扰, 如果有干扰信号在其他方向, 则证明环境中还存在旁瓣干扰。

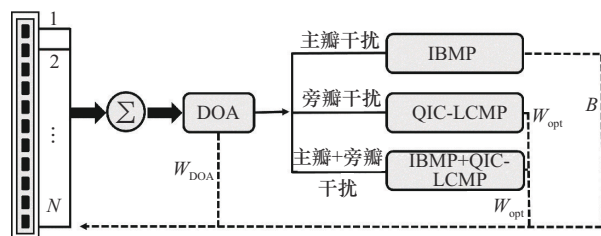


图2 基于超表面天线的自适应抗干扰策略流程

当干扰信号和期望信号DOA相近时, 由于主瓣宽度的限制, 直接利用超表面天线波束成形实现主瓣指向期望信号, 零陷指向干扰信号的方法会导致天线接收方向图出现主瓣偏移、旁瓣电平升高等问题。此时天线的输出SINR提升较为

有限。本文利用超表面天线电磁单元状态可调控的优势首次提出将用于抵抗主瓣干扰的阻塞矩阵作为状态矩阵配置到超表面天线上, 实现了在单射频链路条件下在天线端的主瓣干扰抵消, 降低了系统采样量化的压力和数字端信号处理的复杂度。

当干扰信号和期望信号的DOA相距较远时, 干扰信号从旁瓣进入。直接利用超表面天线的电磁单元状态可调控能力实现主瓣对准期望信号和零陷对准干扰信号的波束成形, 提升输出SINR。本文还对已有的二次不等式线性功率最小化波束成形算法进行改良, 在不改变其性能的前提下取消了算法的判决机制, 减小算法的运算量。当多径环境中同时存在主瓣干扰和旁瓣干扰时, 本文提出阻塞矩阵和波束成形联合抗干扰, 将阻塞矩阵和波束成形向量的乘积加权到超表面天线上, 阻塞矩阵的存在使得在波束成形时不需要考虑主瓣干扰方向, 减小了波束成形算法计算压力, 同时相比于直接使用波束成形同时抵抗主瓣干扰和旁瓣干扰有更高的输出SINR。下文将具体介绍不同干扰形式对应的抗干扰方法。

3.1 存在主瓣干扰时

当环境中存在主瓣干扰时, 直接使用改进阻塞矩阵预处理进行干扰消除。阻塞矩阵预处理是一种通过阵元级相消从而抑制主瓣干扰的方案, 利用不同空间位置的阵元相互之间对消进而过滤掉主瓣干扰, 而在主瓣内的信源方向和在主瓣外的干扰方向上不产生相消, 从而达到消除主瓣干扰且不影响其他参数的效果。相比于传统波束成形方案, 避免了主瓣偏移和失真的情况。本文使用一种改进阻塞矩阵预处理结构^[26], 相较于传统阻塞矩阵可以减少信号损失并且有更高的输出SINR增益, 改进阻塞矩阵结构如下。

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & -e^{j\frac{N}{2}u_1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 & -e^{j\frac{N}{2}u_1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & \cdots & \cdots & \cdots & -e^{j\frac{N}{2}u_1} \end{bmatrix}_{\frac{N}{2} \times N} \quad (9)$$

其中, $u_1 = 2\pi\left(\frac{d}{\lambda}\right)\sin\theta_j$, θ_j 为需要消除的主瓣干扰角度。传统阻塞矩阵预处理消除主瓣干扰的方法通常是在数字后端通过接收数据与阻塞矩阵相乘实现, 本文首次提出将改进阻塞矩阵 $\mathbf{B}$ 作为状态矩阵配置到超表面天线上, 在天线端通过超表面天线差异化观测实现主瓣干扰抑制, 减轻了数字后端的计算压力并避免了模数转换器 (analog to digital converter, ADC) 对性能的影响。此时超表面天线的电磁单元状态在一个符号周期内均匀且快速变化 $N/2$ 次, 改进阻塞矩阵 $\mathbf{B}$ 中对应为 0 的部分可以通过关闭电磁单元实现, 同时有助于降低能耗。此时超表面天线接收信号可表示为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{B}\mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{N}_n \quad (10)$$

此时超表面天线的多维观测数据 $\mathbf{Y}$ 已经通过改进阻塞矩阵 $\mathbf{B}$ 加权消除了主瓣干扰的影响。

3.2 存在旁瓣干扰时

当环境中存在旁瓣干扰时, 直接通过自适应波束成形算法实现主瓣指向期望信号方向同时在干扰方向产生零陷。本文使用一种二次不等式约束条件下的线性约束最小功率波束成形^[27] (linear constrained minimum power beamforming under quadratic inequality constraints, QIC-LCMP) 算法, 该算法是在常规线性约束最小功率波束成形 (linear constrained minimum power beamforming, LCMP) 算法的基础上对权向量 $\mathbf{w}$ 的模增加了一个新的二次不等式条件约束, 增加新的约束条件之后相较于传统的 LCMP 波束成形算法可以在低信噪比条件下提升波束成形的稳健性并降低旁瓣增益。QIC-LCMP 算法具体表示形式为:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}_{\text{opt}}} & \quad \mathbf{w}_{\text{opt}}^H \mathbf{R} \mathbf{w}_{\text{opt}} \\ \text{s.t.} & \quad \mathbf{C}^H \mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{f} \\ & \quad \|\mathbf{w}_{\text{opt}}\|^2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ 为波束成形矢量, $\mathbf{R}$ 为接收信号的自相关, $\mathbf{C}$ 为约束矩阵, $\mathbf{f}$ 为约束值矢量, ε 为约束参数。以上问题可以通过拉格朗日乘数法求解约束方程并将此优化问题转化为函数极小值求解问题, 表达式如下。

$$F(\mathbf{w}, \lambda, \mu) = \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{\text{YY}} \mathbf{w} + \lambda(\|\mathbf{w}\|^2 - \varepsilon) + \mu^H (\mathbf{f} - \mathbf{C}^H \mathbf{w}) + (\mathbf{f} - \mathbf{C}^H \mathbf{w})^H \mu \quad (12)$$

其中, $\mathbf{R}_{\text{YY}}$ 为 DOA 估计阶段超表面天线多维观测数据的自相关矩阵, λ 为实值拉格朗日乘数, $\lambda \geq 0$ 且满足 $\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I} > 0$, μ 为任意的拉格朗日乘数矢量。式 (12) 可恒等变换为:

$$F(\mathbf{w}, \lambda, \mu) = [\mathbf{w} - (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C} \mu]^H (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I}) [\mathbf{w} - (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C} \mu] - \mu^H \mathbf{C}^H (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C} \mu - \lambda \varepsilon + \mu^H \mathbf{f} + \mathbf{f}^H \mu \quad (13)$$

此时对于给定的 λ 和 μ , $F(\mathbf{w}, \lambda, \mu)$ 的无约束最小化解可表示为:

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} = (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C} \mu \quad (14)$$

将 $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ 代入式 (13), $F(\mathbf{w}, \lambda, \mu)$ 可重新表示为:

$$F(\mathbf{w}, \lambda, \mu) = -\mu^H \mathbf{C}^H (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C} \mu - \lambda \varepsilon + \mu^H \mathbf{f} + \mathbf{f}^H \mu \quad (15)$$

此时对式 (15) 进行求导并令其为零, 可解得 μ :

$$\mu = [\mathbf{C}^H (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C}]^{-1} \mathbf{f} \quad (16)$$

则 $F(\mathbf{w}, \lambda, \mu)$ 的解可重新表示为:

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} = (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C} [\mathbf{C}^H (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C}]^{-1} \mathbf{f} \quad (17)$$

此时 $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ 满足 QIC-LCMP 算法的约束条件:



$C^H \mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{f}$, $\|\mathbf{w}_{\text{opt}}\|^2 = \varepsilon$, $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ 位于 $F(\mathbf{w}, \lambda, \mu)$ 边界上。由于 $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ 表达式中还存在一个实值拉格朗日乘数 λ , 而 λ 的取值影响了 QIC-LCMP 算法波束成形的稳健性, 当 $\lambda=0$ 时, 该算法退化为一般的 LCMP 算法。由于 $\|\mathbf{w}_{\text{opt}}\|^2 = \varepsilon$, 此时可考虑条件:

$$\varepsilon < \mathbf{f}^H (\mathbf{C}^H \mathbf{R}_{\text{YY}}^{-1} \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^H \mathbf{R}_{\text{YY}}^{-2} \mathbf{C} (\mathbf{C}^H \mathbf{R}_{\text{YY}}^{-1} \mathbf{C})^{-1} \mathbf{f} \quad (18)$$

实值拉格朗日乘数 λ 则可用 Newton 等方法求解, 其方程可表示为:

$$F(\lambda) = \varepsilon - \mathbf{f}^H [\mathbf{C}^H (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C}]^{-1} [\mathbf{C}^H (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-2} \mathbf{C}] [\mathbf{C}^H (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C}]^{-1} \mathbf{f} \quad (19)$$

接下来对超表面天线多维观测数据的自相关矩阵 $\mathbf{R}_{\text{YY}}$ 进行特征值分解:

$$\mathbf{R}_{\text{YY}} = \mathbf{U} \mathbf{A} \mathbf{U}^H = \sum_{i=1}^N \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H \quad (20)$$

其中, $\mathbf{A} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)$ 为特征值矩阵, $\mathbf{U} = (\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_N)$ 为 Hermitian 矩阵, $\lambda_i (i=1, 2, \dots, N)$ 和 $\mathbf{u}_i (i=1, 2, \dots, N)$ 分别为 $\mathbf{R}_{\text{YY}}$ 的特征值和特征向量, 假设 $\mathbf{R}_{\text{YY}}$ 的特征值降序排列, 有 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$ 。此时有:

$$(\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} = \mathbf{U} (\mathbf{A} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{U}^H = \sum_{i=1}^N \frac{\mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H}{\lambda_i + \lambda} \quad (21)$$

以此类推有:

$$\mathbf{C}^H (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C} = \mathbf{C}^H \mathbf{U} (\mathbf{A} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{U}^H \mathbf{C} = \sum_{i=1}^N \frac{(\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)(\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)^H}{\lambda_i + \lambda} \quad (22)$$

$$\mathbf{C}^H (\mathbf{R}_{\text{YY}} + \lambda \mathbf{I})^{-2} \mathbf{C} = \mathbf{C}^H \mathbf{U} (\mathbf{A} + \lambda \mathbf{I})^{-2} \mathbf{U}^H \mathbf{C} = \sum_{i=1}^N \frac{(\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)(\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)^H}{(\lambda_i + \lambda)^2} \quad (23)$$

此时 $F(\lambda)$ 可重新表示为:

$$F(\lambda) = \varepsilon - \mathbf{f}^H \left[\sum_{i=1}^N \frac{(\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)(\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)^H}{\lambda_i + \lambda} \right]^{-1} \left[\sum_{i=1}^N \frac{(\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)(\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)^H}{(\lambda_i + \lambda)^2} \right] \left[\sum_{i=1}^N \frac{(\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)(\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)^H}{\lambda_i + \lambda} \right]^{-1} \mathbf{f} \quad (24)$$

此时令:

$$\gamma = \mathbf{f}^H \mathbf{C}^H \mathbf{U} \mathbf{U}^H \mathbf{C} \mathbf{f} = \mathbf{f}^H \left[\sum_{i=1}^N (\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)(\mathbf{C}^H \mathbf{u}_i)^H \right]^{-1} \mathbf{f} \quad (25)$$

令 $\alpha = \sqrt{\varepsilon/\gamma}$, 则根据文献[10]的结论, 由式 (24) 可得:

$$\frac{\lambda_N + \lambda}{\lambda_1 + \lambda} \leq \alpha \leq \frac{\lambda_1 + \lambda}{\lambda_N + \lambda} \quad (26)$$

当 $\alpha \geq 1$ 时, 由式 (26) 可求得实值拉格朗日乘数 λ 的取值范围:

$$\frac{\lambda_N - \alpha \lambda_1}{\alpha - 1} \leq 0 \leq \lambda \leq \frac{\lambda_1 - \alpha \lambda_N}{\alpha - 1} \quad (27)$$

当 $\alpha < 1$ 时, 由式 (26) 可求得实值拉格朗日乘数 λ 的取值范围:

$$\frac{\alpha \lambda_N - \lambda_1}{1 - \alpha} \leq 0 \leq \lambda \leq \frac{\alpha \lambda_1 - \lambda_N}{1 - \alpha} \quad (28)$$

在实际应用中, 首先应根据式 (18) 中 ε 的取值条件和式 (25) 中 γ 的表达式求得参数 α , 然后根据 α 的大小进行判决, 确定 λ 的取值范围。然而, 当信噪比较低时, $\mathbf{R}_{\text{YY}}$ 不同特征值之间的差距较小, 此时可能无法满足 $\alpha \lambda_1 - \lambda_N > 0$, 则得出 $\lambda < 0$, 与 $\lambda \geq 0$ 要求相悖, 影响最终 $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ 的波束成形效果。此外, 传统方法 λ 需要根据 α 是否大于 1 来确定取值范围, 这需要额外增加判决机制。基于以上问题, 本文根据 λ 取值条件和式 (19) 的要求提出了一个新的实值拉格朗日乘数 λ 取值方法, 表达式如下。

$$\lambda = \alpha \left| \frac{\lambda_1}{\lambda_N} \right| \quad (29)$$

此时可保证 $\lambda \geq 0$ 且不需要根据 α 大小的判决机制来确定 λ 的取值范围。在求得 λ 后根据式 (17) 计算波束成形矢量 $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ 并将其配置到超表面天线上, 此时超表面天线的接收方向图即主瓣指向期望信号方向并在干扰方向产生零陷。此时天线的接收信号可表示为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{w}_{\text{opt}}^H \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (30)$$

此时 $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ 为一个行向量, 因此, 超表面天线电磁单元状态固定不变, 接收信号 $\mathbf{y}$ 为一维行向量。

3.3 主瓣干扰和旁瓣干扰同时存在时

当环境中既存在主瓣干扰又存在旁瓣干扰时, 本文同时采用改进阻塞矩阵预处理 IBMP 和 QIC-LCMP 波束成形进行联合抗干扰, 并将其乘积后的向量配置到超表面天线上, 接收信号可表示为:

$$y = w_{\text{opt}} B A X + n \quad (31)$$

其中, B 为改进阻塞矩阵, w_{opt} 根据配置阻塞矩阵的超表面天线进行多维观测信号求得, 在进行 w_{opt} 计算时由于使用了改进阻塞矩阵进行预处理, 不再需要考虑主瓣干扰的方向, 这减轻了波束成形向量 w_{opt} 的计算压力, 提升了抗干扰性能, 也避免了直接进行波束成形时主瓣和零陷过近导致的主瓣偏移的问题。

4 仿真实验与分析

将所提方案与其他方案进行对比并分析性能, 仿真假设干扰信号和期望信号载频为 8 GHz, 调制方式均为 2PSK, 超表面天线电磁单元数为 $N=16$, 阵元间距为 $d=\lambda/2$ 。首先分析所提 DOA 估计算法性能, 利用压缩感知算法将网格划分角度空间设置为 $[-90^\circ, 90^\circ]$, 角度间隔为 1° , 超表面天线的状态矩阵采用 16 阶 Hadamard 矩阵。在该实验条件下, 当存在 3 个入射角度为 0° 、 15° 、 50° 的单快拍非相干源与相干源时, 它们在远场窄带条件下, 通过不同算法得到 DOA 估计结果, 如图 3 和图 4 所示。

由图 3、图 4 可知, 在估计非相干源时本文算法和 MUSIC 算法都能准确估计出 DOA 角度, 但是在相干源条件下 MUSIC 算法由于存在自相关矩阵缺秩的情况导致出现多个伪峰, 有些伪峰高度甚至超过真实角度的谱峰高度, 无法准确分辨真实入射信号源数量与入射信号的波达方向。本文算法由于采用压缩感知贪婪算法, 不受信号源相干的影响, 仍能准确估计信号源数量和波达

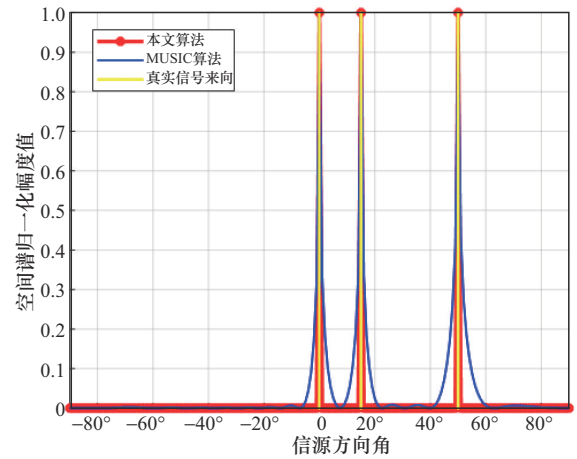


图3 非相干源条件下不同算法的 DOA 估计结果

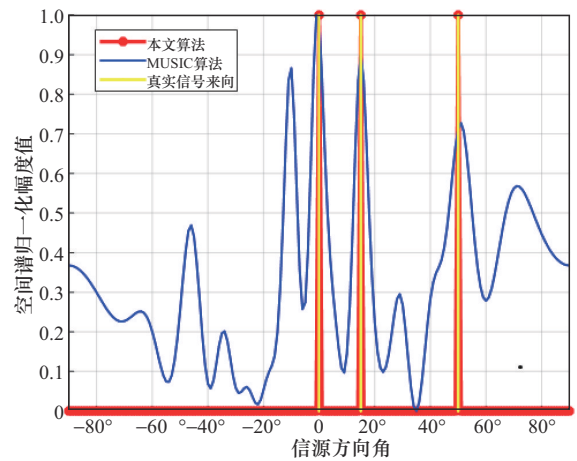


图4 相干源条件下不同算法的 DOA 估计结果

方向。在存在 3 个入射角度为 0° 、 15° 、 50° 的单快拍非相干源实验条件下不同算法的 DOA 估计均方根误差 (root-mean-square error, RMSE) 与信噪比之间的关系如图 5 所示。其中, RMSE 的计算式为:

$$\text{RMSE} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\hat{\theta}_{kn} - \theta_k)^2} \quad (32)$$

其中, K 为信源数, N 为蒙特卡洛实验次数, 本文中设定为 1 000 次, $\hat{\theta}_{kn}$ 为第 k 个信源在第 n 次实验的角度估计值, θ_k 为第 k 个信源的真实角度值。

由图 5 可知, 本文所提算法在信噪比较低时, DOA 估计性能要优于 SAMP 算法和 MUSIC 算法,

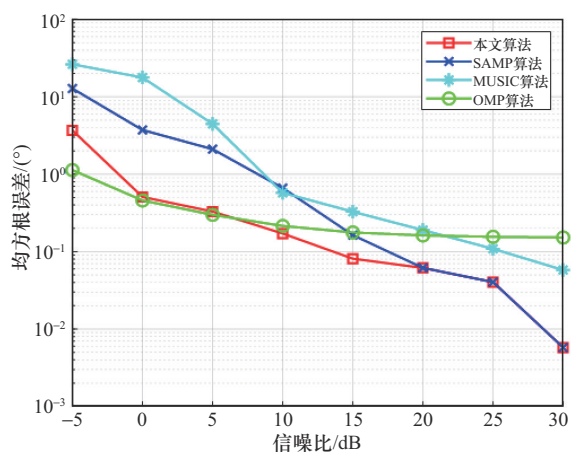


图5 非相干源条件下不同算法的DOA估计RMSE与信噪比之间的关系

与OMP算法接近。在信噪比较高时,本文所提算法和SAMP算法性能接近,整体优于OMP算法和MUSIC算法,验证了本文所提算法在少快拍情况下DOA估计的精确性。

接下来分析本文提出的利用DOA信息进行自适应抗干扰策略在不同干扰形式下的SINR性能提升。在主瓣干扰和旁瓣干扰下不同方案的输出SINR与期望信号发射功率的关系分别如图6和图7所示,期望信号入射方向固定在 10° 。图6假设主瓣干扰在 $[5^\circ, 15^\circ]$ 内除 10° 外的位置随机选取,图7假设旁瓣干扰在 $[-60^\circ, 0^\circ] \cup [20^\circ, 60^\circ]$ 内随机选取角度。设定干扰功率为50 dBm,噪声功率为-10 dBm,蒙特卡洛次数为1 000次。

由图6、图7可知,当使用均匀直线阵时,由于接收方向图固定,无法针对信号来向抗干扰,而采用超表面天线进行随机电磁单元状态切换时其输出SINR比采用均匀直线阵高了5 dB。这是因为在状态随机切换时,超表面天线方向图有一定概率出现主瓣指向期望信号或者零陷指向干扰的情况,此时超表面天线具有一定的抗干扰效果。本文所提方案在主瓣干扰条件下通过将改进的阻塞矩阵配置在超表面天线上作为电磁单元状态矩阵,其输出的SINR相较于使用QIC-LCMP波束成形要高2 dB,这是因为QIC-LCMP

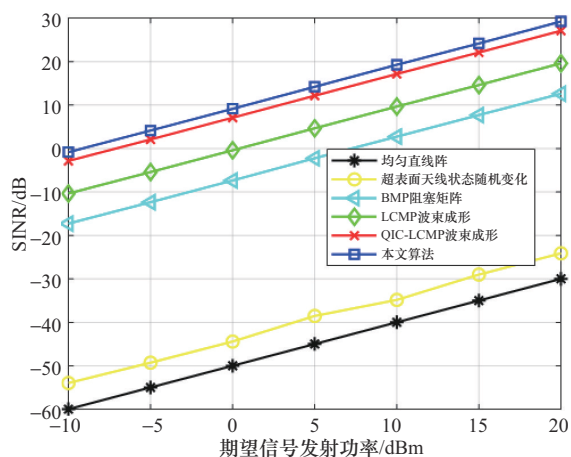


图6 主瓣干扰下不同方案的输出SINR与期望信号发射功率的关系

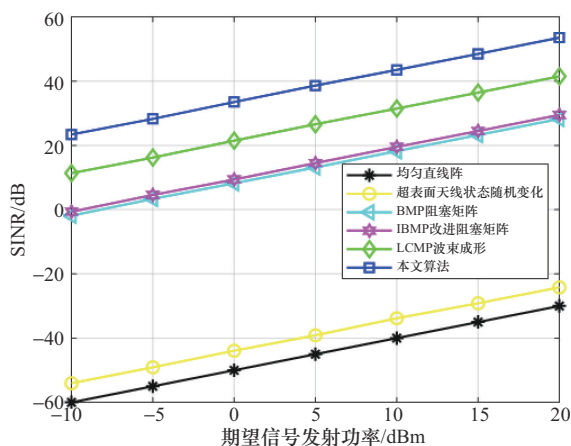


图7 旁瓣干扰下不同方案的输出SINR与期望信号发射功率的关系

虽然有稳健的波束成形效果,但是在主瓣干扰条件下会出现主瓣失真和副瓣电平升高,从而导致性能提升有限。在旁瓣干扰条件下,本文方案使用QIC-LCMP波束成形配置在超表面天线上性能相较于传统LCMP波束成形性能有较大改善。采用阻塞矩阵方案由于不能进行主瓣对齐,性能弱于波束成形类算法。

主瓣干扰和旁瓣干扰同时存在时不同方案的输出SINR与期望信号发射功率的关系如图8所示。此时期望信号入射方向固定在 10° ,主瓣干扰在 $[5^\circ, 15^\circ]$ 内除 10° 外的位置随机选取,旁瓣干扰在 $[-60^\circ, 0^\circ] \cup [20^\circ, 60^\circ]$ 内随机选取角度,干扰

总功率和噪声功率设置与上文相同。由图8可知,当仅采用改进阻塞矩阵进行抗干扰时,由于只能针对干扰角度进行消除,无法提升期望信号方向接收增益,其性能提升有限。本文所提方案在采用QIC-LCMP算法之前先采用了改进阻塞矩阵预处理,相较于直接使用QIC-LCMP算法,避免了主瓣干扰的存在导致副瓣抬高和主瓣偏移的影响,相较于直接使用QIC-LCMP算法提升了6 dB输出SINR性能增益。

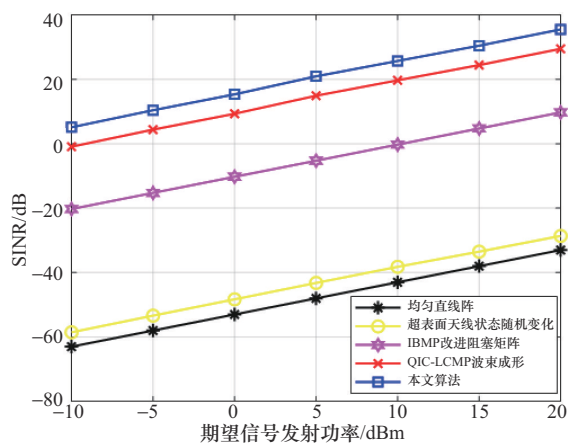


图8 主瓣干扰和旁瓣干扰同时存在时不同方案的输出SINR与期望信号发射功率的关系

5 结束语

针对传统抗干扰方案无法根据不同类型干扰形式选择合适抗干扰策略的问题,本文提出了一种基于超表面天线的自适应抗干扰方案,首先设计了一种基于改进SAMP的高精度DOA估计算法,利用超表面天线接收状态的实时可调控特性,通过超表面电磁单元状态的快速切换实现多维数据观测,利用单射频链路接收端在少快拍相干源条件下实现了高精度信号源数和波达方向的联合估计。然后本文设计了一种基于超表面天线的自适应抗干扰策略,根据入射信号的DOA信息判别主瓣干扰和旁瓣干扰的存在性并选择对应的抗干扰算法,当存在主瓣干扰时本文首次提出将阻塞矩阵预处理结构配置在超表面天线上实现

天线端的主瓣干扰抑制,当存在旁瓣干扰时采用QIC-LCMP稳健波束成形算法实现旁瓣干扰抑制,当两种干扰同时存在时采用阻塞矩阵和波束成形联合抵抗干扰。仿真结果表明,在不同干扰条件下,本文方案均有较好的SINR提升,当两种干扰同时存在时相较于传统方案最高有6 dB的增益提升。

参考文献:

- [1] JIANG W Y, HUANG K Z, YI M, et al. RIS-based reconfigurable antenna for anti-jamming communications with bit-limited ADCs[C]//Proceedings of the 2023 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1433-1438.
- [2] XIAO M, MUMTAZ S, HUANG Y M, et al. Millimeter wave communications for future mobile networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(9): 1909-1935.
- [3] WANG Y M, LI W T, SHI X W. A C-band reconfigurable pixel antenna for anti-jamming fuze[C]//Proceedings of the 2020 International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology (ICMMT). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-3.
- [4] SHARMA S K. Design and development of some novel phased arrays and anti-jamming antennas[C]//Proceedings of the 2017 IEEE Radio and Antenna Days of the Indian Ocean (RADIO). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1.
- [5] 王志刚, 朱灿, 刁志龙, 等. 相控阵雷达抗主瓣干扰技术综述[J]. 舰船电子对抗, 2019, 42(6): 13-18.
WANG Z G, ZHU C, DIAO Z L, et al. Summarization of anti-mainlobe-jamming technology of phased-array radar[J]. Ship-board Electronic Countermeasure, 2019, 42(6): 13-18.
- [6] WANG C, TANG J. Blind beamforming technique for reception of multipath coherent signals[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(7): 1453-1456.
- [7] CHEN B, YU S Y, YU Y, et al. Nonlinear active noise control system based on correlated EMD and Chebyshev filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 130: 74-86.
- [8] YANG X, XIE J L, LI H Y, et al. Robust adaptive beamforming of coherent signals in the presence of the unknown mutual coupling[J]. IET Communications, 2018, 12(1): 75-81.
- [9] LI X, MA X C, YAN S F, et al. Single snapshot DOA estimation by compressive sampling[J]. Applied Acoustics, 2013, 74(7): 926-930.
- [10] DO T T, GAN L, NGUYEN N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]//Proceedings of the 2008 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway: IEEE Press, 2008:



- 581-587.
- [11] 窦慧晶, 肖子恒, 杨帆. 基于改进稀疏度自适应匹配追踪算法的压缩感知 DOA 估计[J]. 北京工业大学学报, 2021, 47(11): 1239-1246.
- DOU H J, XIAO Z H, YANG F. Compressed sensing DOA estimation based on improved sparsity adaptive matching pursuit algorithm[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2021, 47(11): 1239-1246.
- [12] YANG X P, ZHANG Z A, ZENG T, et al. Mainlobe interference suppression based on eigen-projection processing and covariance matrix reconstruction[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2014, 13: 1369-1372.
- [13] WANG Y S, BAO Q L, CHEN Z P. Multiple mainlobe interferences suppression based on subspace matrix filtering and covariance matrix reconstruction[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2016, 10(3): 035008.
- [14] QIAN J H, HE Z S. Mainlobe interference suppression with eigenprojection algorithm and similarity constraints[J]. Electronics Letters, 2016, 52(3): 228-230.
- [15] 王明, 郭山红, 高健, 等. 一种基于阻塞矩阵的联合抗干扰算法[J]. 现代雷达: 2023, 1-11.
- WANG M, GUO S H, GAO J, et al. A Joint anti-interference algorithm based on blocking matrix preprocessing[J]. Modern Radar: 2023, 1-11.
- [16] YAN Q B, ZENG H C, JIANG T T, et al. MIMO-based jamming resilient communication in wireless networks[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM 2014 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2014: 2697-2706.
- [17] YAN Q B, ZENG H C, JIANG T T, et al. Jamming resilient communication using MIMO interference cancellation[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2016, 11(7): 1486-1499.
- [18] SUN Y F, CHEN F Q, LU Z K, et al. Anti-jamming method and implementation for GNSS receiver based on array antenna rotation[J]. Remote Sensing, 2022, 14(19): 4774.
- [19] WANG Y K, JIN L, LOU Y M, et al. Small signal anti-jamming scheme based on a DMA linear array under strong jamming[J]. Electronics, 2023, 12(6): 1389.
- [20] LOU Y M, JIN L, WANG H M, et al. Multi-stream signals separation based on space-time-isomeric (SPATIO) array using metasurface antennas[J]. Science China Information Sciences, 2024, 67(2): 122301.
- [21] SHLEZINGER N, ALEXANDROPOULOS G C, IMANI M F, et al. Dynamic metasurface antennas for 6G extreme massive MIMO communications[J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(2): 106-113.
- [22] CHEN S Y, SIMA B Y, XI F, et al. Super-resolution DOA estimation using dynamic metasurface antenna[C]//Proceedings of the 2020 14th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-4.
- [23] WANG H Q. Joint transmitter and receiver design for uplink MU-MIMO systems with dynamic metasurface antennas[C]//Proceedings of the 2022 IEEE 95th Vehicular Technology Conference: (VTC2022-Spring). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-5.
- [24] TANG W K, DAI J Y, CHEN M Z, et al. MIMO transmission through reconfigurable intelligent surface: system design, analysis, and implementation[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(11): 2683-2699.
- [25] LOU Y M, JIN L, SUN X L, et al. Multi-path separation and parameter estimation by single DMA in fading channel[J]. IET Communications, 2022, 16(13): 1475-1485.
- [26] 潘鑫锐, 宫健, 陈赓, 等. 基于改进阻塞矩阵的抗主瓣干扰算法[J]. 电光与控制, 2022, 29(2): 25-29.
- PAN X R, GONG J, CHEN G, et al. A mainlobe anti-interference algorithm based on improved blocking matrix[J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(2): 25-29.
- [27] 刘聪锋, 廖桂生. 基于二次约束的稳健 LCMP 波束形成算法[J]. 电子学报, 2010, 38(9): 1990-1996.
- LIU C F, LIAO G S. Robust LCMP beamformer under quadratic constraint[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(9): 1990-1996.

[作者简介]



郭予泽 (2000—), 男, 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学博士生, 主要研究方向为智能超表面和阵列信号处理等。

金梁 (1969—), 男, 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能超表面、无线内生安全、移动通信、物理层安全等。

许晓明 (1988—), 男, 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学副研究员, 主要研究方向为智能超表面、无线通信、物理层安全、阵列信号处理等。

马克明 (1985—), 男, 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学副研究员, 主要研究方向为智能超表面、无线通信、物理层安全、阵列信号处理等。

裴宸 (2000—), 男, 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学硕士生, 主要研究方向为智能超表面和无线通信干扰等。