

张量框架下双基地FDA-MIMO雷达参数估计算法

国月皓^{1,2}, 王咸鹏^{1,2*}, 兰翔^{1,2}, 苏婷¹

(1. 海南大学信息与通信工程学院, 海南海口 570228; 2. 海南大学南海海洋资源利用国家重点实验室, 海南海口 570228)

摘要: 频控阵(Frequency Diversity Array, FDA)雷达于2006年由Antonik和Wicks提出. 由于FDA雷达每个相邻的天线之间存在一个频率偏移, 因此在发射阵列存在距离角度二维依赖性. 而对于双基地频控阵多输入多输出(FDA-Multiple Input Multiple Output, FDA-MIMO)雷达而言, 在导向矢量中耦合了波离方向、到达方向、距离(Direction Of Departure-Direction Of Arrival-range, DOD-DOA-range)三个信息, 如何对三者信息进行解耦便成为研究的重点. 本文针对双基地FDA-MIMO雷达的目标参数估计问题, 提出了一个张量框架下的降维多重信号分类(Reduced-Dimension Multiple Signal Classification, RD-MUSIC)的参数估计算法. 首先, 为了将发射阵列中的DOD和距离信息进行解耦, 需要对发射阵列进行子阵的划分. 紧接着利用高阶奇异值分解(High-Order-Singular Value Decomposition, HOSVD)算法获得信号子空间, 并构建二维空间谱函数. 其次, 通过拉格朗日算法对空间谱进行降维, 使其仅与DOA有关, 从而得到DOA估计. 然后利用子阵之间的频率增量来对DOD和距离信息进行解耦, 同时消除相位模糊, 最终得到与DOA估计自动匹配的DOD和距离估计. 所提算法利用高维数据的多维结构提高了估计精度, 同时能够有效地降低运算复杂度. 数值实验证明了所提算法性能的优越性.

关键词: 双基地FDA-MIMO雷达; 张量; 高阶奇异值分解; DOD-DOA-range估计; 降维MUSIC算法; 子阵划分

基金项目: 海南省重大科技计划(No.ZDKJ2020010); 国家自然科学基金(No.61961013, No.62101088, No.62101165); 海南省自然科学基金(No.620RC555)

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)06-2103-09

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20230172

Parameter Estimation Algorithm for Bistatic FDA-MIMO Radar Based on Tensor Framework

GUO Yue-hao^{1,2}, WANG Xian-peng^{1,2*}, LAN Xiang^{1,2}, SU Ting¹

(1. School of Information and Communication Engineering, Hainan University, Haikou, Hainan 570228, China;

2. State Key Laboratory of Marine Resource Utilization in South China Sea, Hainan University, Haikou, Hainan 570228, China)

Abstract: Frequency diversity array (FDA) radar was proposed by Antonik and Wicks in 2006. Since there is a frequency offset between each adjacent antenna of FDA radar, there exists two-dimensional dependence on range and angle in the transmitting array. For bistatic FDA-multiple input multiple output (MIMO) radar, direction of departure (DOD)-direction of arrival (DOA)-range information is coupled in the transmitting steering vector. How to decouple the three information has become the focus of research. In this paper, aiming at the problem of target parameter estimation of bistatic FDA-MIMO radar, a reduced-dimension multiple signal classification (RD-MUSIC) parameter estimation algorithm based on tensor framework is proposed. Firstly, in order to decouple the DOD and range information in the transmitting array, it is necessary to divide the transmitting array into subarrays. Then the signal subspace is obtained by high-order-singular value decomposition, and the two-dimensional spatial spectral function is constructed. Secondly, the dimension of spatial spectrum is reduced by Lagrange algorithm, so that it is only related to DOA, and the DOA estimation is obtained. Then the frequency increment between subarrays is used to decouple the DOD and range information, and eliminate the phase ambiguity at the same time. Finally, the DOD and range estimation automatically matched with DOA estimation are obtained. The proposed algorithm uses the multidimensional structure of high-dimensional data to improve the estimation accuracy. Meanwhile, the proposed RD-MUSIC algorithm can effectively reduce the computational complexity. Numerical experiments show the su-

periority of the proposed algorithm.

Key words: bistatic FDA-MIMO radar; tensor; HOSVD; DOD-DOA-range estimation; RD-MUSIC; subarray partition

Foundation Item(s): Major Science and Technology Plan of Hainan Province (No.ZDKJ2020010); National Natural Science Foundation of China (No.61961013, No.62101088, No.62101165); Natural Science Foundation of Hainan Province (No.620RC555)

1 引言

2004年, Fishler等人提出了一种能够弥补相控阵雷达缺点的多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)雷达^[1]. 与相控阵雷达不同的是, MIMO雷达的发射信号相互正交^[2,3]. 当接收端进行完匹配滤波之后能够产生大量的虚拟阵元, 能够有效提高雷达的性能^[4]. 但是MIMO雷达不能直接得到目标的距离信息, 当不同目标在同一角度时, MIMO雷达可能会出现误判. 因此在2006年Antonik等人提出了一种具有角度-距离二维依赖性的频控阵(Frequency Diversity Array, FDA)阵列^[5]. 随着阵列信号处理的发展, 有学者将FDA引入到MIMO雷达中, 提出了FDA-MIMO雷达体制^[6]. 根据发射天线与接收天线分布位置的不同, FDA-MIMO雷达可以分为两类: 分布式^[7]和集中式^[8]. 本文将集中式的双基地FDA-MIMO雷达作为研究对象.

FDA-MIMO雷达在发射阵元之间加入了频率增量, 形成了受距离和角度同时影响的发射波形图, 也就是说, FDA-MIMO雷达的发射方向图具有距离角度二维依赖性^[9]. 因此利用发射波形的角度距离的依赖性不仅可以抑制干扰, 还可以实现角度距离的联合估计^[10]. FDA-MIMO雷达所增加的距离维度增加了算法的灵活性, 提高了系统的自由度^[11]. 从而FDA-MIMO雷达能够实现运动目标的检测和高分辨率的雷达成像等^[12]. 因此, 研究FDA-MIMO雷达的目标参数估计算法具有深刻的意义.

FDA-MIMO由于其拥有更多的系统自由度, 能够同时得到角度和距离估计, 因此能够分辨相同角度的不同目标. 一经问世, 许多关于目标参数估计的研究便被提出. 在文献[13]中, 一种基于多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法来获得目标角度距离估计的算法被提出. 由于该算法需要进行两次谱峰搜索分别获得角度和距离估计, 因此该算法有大量的运算冗余. 为了减少算法时间, 基于旋转不变子空间(Estimation method of Signal Parameter via Rotational Invariance Techniques, ESPRIT)算法来估计目标角度和距离的方法被提出^[14]. 该算法能够获得自动匹配的角度和距离估计. 在文献[15]中, 为了减少更多的运行时间, 构造了酉矩阵, 将子空间转换为实值数据, 进一步减少了运算冗余. 但是由于在低快拍的情况下该算法会面临低样本的问题, 因此该算法的性能并不是很理想.

因此基于张量的FDA-MIMO雷达算法被提出^[16], 该算法基于高阶奇异值分解(High-Order-Singular Value Decomposition, HOSVD), 保留了数据的多维结构, 能够在获得更精准的角度和距离估计性能. 以上算法虽然能够实现FDA-MIMO雷达的目标参数估计, 但是在低信噪比和低快拍的情况下参数估计的性能会大幅度下降.

本文提出一种张量框架下的降维MUSIC算法. 该算法解决了在双基地FDA-MIMO雷达中波离方向、到达方向、距离(Direction Of Departure-Direction Of Arrival-range, DOD-DOA-range)的三维估计问题, 所提降维MUSIC算法在保证估计性能的同时大幅降低了运算复杂度. 首先为了消除发射端DOD和距离的耦合, 将发射阵列划分为多个子阵. 紧接着构建三维张量数据模型, 通过HOSVD将其分解为核张量和方向矩阵, 由此得到张量信号子空间. 通过获得的子空间构建空间谱函数, 利用拉格朗日算法获得仅与DOA信息相关的一维空间谱. 通过一维空间谱搜索得到DOA估计. 利用构建的发射子阵对DOD和距离信息进行解耦并消除相位的周期模糊. 最后便能得到自动匹配的DOD和距离估计. 所提算法保留了数据的多维结构, 通过降维MUSIC算法得到相互匹配的DOD、DOA和距离估计信息, 不仅提高了估计性能还降低了运算复杂度.

本文的结构如下: 第2节描述信号模型; 第3节阐述提出的方法; 第4节为运算复杂度分析; 第5节阐述了仿真结果; 第6节为结论.

2 信号模型

本文以双基地FDA-MIMO雷达为研究对象. 有 M 个发射天线和 N 个接收天线, 它们都是具有半波长间隔的均匀线性阵列(Uniform Linear Arrays, ULA). 天线间距定义为 d_t 和 d_r . 根据FDA-MIMO雷达的定义, 发射机天线之间存在频率增量. 第 m 个天线的载波频率由下式给出^[17]:

$$f_m = f_0 + (m-1)\Delta f, \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

其中, f_0 是载波频率, Δf 是频率增量. 第 m 个发射天线发射的信号由下式给出:

$$s_m(t) = \sqrt{\frac{E}{M}} \psi_m(t) e^{j2\pi f_m t}, \quad (2)$$

$$0 \leq t \leq T, \quad m = 1, 2, \dots, M$$

其中, E 代表能量, $\psi_m(t)$ 代表发射波形, T 代表延迟. 由于发射波形彼此正交, 给出以下表达式:

$$\int_T \psi_m(t) \psi_n^*(t-\tau) e^{j2\pi(m-n)\Delta f t} dt = \begin{cases} 0, & m \neq n, \forall \tau \\ 1, & m = n, \forall \tau \end{cases} \quad (3)$$

其中, $(\cdot)^*$ 表示共轭.

假设远场存在 K 个目标, 第 k 个目标的 DOA、DOD 和距离被写成 θ_k 、 φ_k 和 r_k . 第 n 个接收天线收集的数据由下式给出^[18]:

$$y_n(t) = \rho_k \sum_{m=1}^M \psi_m(t - \tau_{m,k}^t - \tau_{n,k}^r) e^{j2\pi f_m(t - \tau_{m,k}^t - \tau_{n,k}^r)} \quad (4)$$

其中, ρ_k 表示第 k 个目标的复值反射系数. $\tau_{m,k}^t$ 和 $\tau_{n,k}^r$ 表示时间延迟, 可由下式给出:

$$\begin{aligned} \tau_{m,k}^t &= (r_{1,k}^t - (m-1)d_l \sin \theta_k) / c, \\ \tau_{n,k}^r &= (r_{1,k}^r - (n-1)d_r \sin \varphi_k) / c \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $c = 3 \times 10^8$ m/s.

接收快拍可表示为^[19]

$$\mathbf{X} = \sum_{k=1}^K \xi_k \mathbf{a}_R(\theta_k) \mathbf{a}_T^T(r_k, \varphi_k) + \mathbf{N} \quad (6)$$

$$\xi_k = \rho_k e^{j2\pi f_0 r_k / c} \quad (7)$$

其中, \mathbf{N} 表示噪声矢量, $(\cdot)^T$ 表示为转置.

$\mathbf{a}_T(r_k, \varphi_k)$ 被定义为^[20]

$$\mathbf{a}_T(r_k, \varphi_k) = \mathbf{r}(r_k) \odot \mathbf{d}(\varphi_k) \in \mathbb{C}^{M \times 1} \quad (8)$$

$$\mathbf{r}(r_k) = [1, e^{-j2\pi \Delta f r_k / c}, \dots, e^{-j2\pi \Delta f (M-1)r_k / c}]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1} \quad (9)$$

$$\mathbf{d}(\varphi_k) = [1, e^{j2\pi d_l f_0 \sin \varphi_k / c}, \dots, e^{j2\pi d_l f_0 (M-1) \sin \varphi_k / c}]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1} \quad (10)$$

其中, \odot 为 Khatri-Rao 积.

从等式(8)中, 可以知道距离和 DOD 信息是相互耦合的. 然而, 目标的 DOA 信息仅与 $\mathbf{a}_R(\theta_k)$ 相关, 其由下式给出:

$$\mathbf{a}_R(\theta_k) = [1, e^{j2\pi d_r f_0 \sin \theta_k / c}, \dots, e^{j2\pi d_r f_0 (N-1) \sin \theta_k / c}]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1} \quad (11)$$

因此, DOA 估计可以从 $\mathbf{a}_R(\theta_k)$ 获得. 然而, 为了获得 DOD 和距离估计, $\mathbf{a}_T(r_k, \varphi_k)$ 需要进行解耦. 因此, 发射器被转换为 \mathbf{P} 子阵列. 由于每个子阵列是独立的, 因此子阵列的频率增量是不相等的. 子数组 $\mathbf{a}_{TS}(r_k, \varphi_k)$ 可以写成

$$\mathbf{a}_{TS}(r_k, \varphi_k) = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_{TS}^1(r_k, \varphi_k) \\ \mathbf{a}_{TS}^2(r_k, \varphi_k) \\ \vdots \\ \mathbf{a}_{TS}^P(r_k, \varphi_k) \end{bmatrix} \quad (12)$$

第 p 个 ($p=1, 2, \dots, P$) 子数组中第 m 个元素的频率定义为 $f_{TS}^{m,p}$, 可以由下式给出:

$$f_{TS}^{m,p} = f_{TS}^{1,p} + (m-1)\Delta f_p, \quad m=1, 2, \dots, M_{TS}^p \quad (13)$$

其中, Δf_p 是第 p 个子阵列的频率增量.

图 1 是子阵模型. 可以看出, 发射端被转换为 P 个子阵列. 因此, 第 p 个子数组的导向矢量可以表达为

$$\mathbf{a}_{TS}^p(r_k, \varphi_k) = \mathbf{e}^{j\frac{2\pi}{c} \left(\sum_{q=1}^{p-1} M_{TS}^q d_l f_1 \sin \varphi_k + (f_1 - f_{TS}^{1,p}) r_k \right)} \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{e}^{j\frac{2\pi}{c} (d_l f_1 \sin \varphi_k - \Delta f_p r_k)} \\ \vdots \\ \mathbf{e}^{j(M_{TS}^p - 1) \frac{2\pi}{c} (d_l f_1 \sin \varphi_k - \Delta f_p r_k)} \end{bmatrix} \quad (14)$$

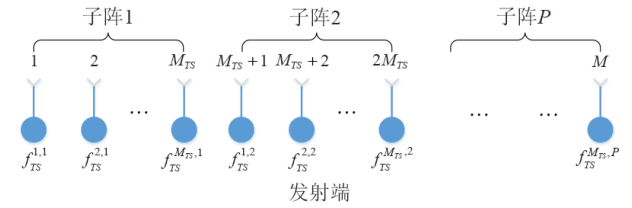


图 1 子阵模型

在本文中, 每个子阵列中的天线数量是相等的, 即 $M_{TS}^p = M/P$, ($p=1, 2, \dots, P$). 此外, 前一子阵列中最后一个天线的频率与后一个子阵列中第一个元件的频率相同, $f_{TS}^{M_{TS}^p, p} = f_{TS}^{1, p+1}$, 其中 $f_{TS}^{1,1} = f_1$, $\Delta f_1 < \Delta f_2 < \dots < \Delta f_P$.

式(6)中的信号模型被转换为张量形式, 可以写成

$$\mathcal{X}(n, m, l) = \sum_{k=1}^K \mathbf{A}_R(n, k) \circ \mathbf{A}_{TS}(m, k) \circ \mathbf{S}(l, k) + \mathcal{N}_{n, m, l} \quad (15)$$

其中, \circ 为外积, $\mathbf{A}_T(m, k)$ 是 \mathbf{A}_T 的第 (m, k) 个元素, $\mathbf{A}_R(n, k)$ 表示 \mathbf{A}_R 的第 (n, k) 个元素, $\mathbf{S}(l, k)$ 表示 \mathbf{S} 的第 (l, k) 个元素. $\mathbf{S} = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_K]^T$. $\mathcal{N}_{n, m, l}$ 表示噪声张量, 而 l 表示快拍数.

3 所提出的算法

3.1 信号子空间估计

在本文中 HOSVD 被用来估计信号子空间. 首先, 对 \mathcal{X} 进行 HOSVD, 分解为核张量和方向矩阵的形式:

$$\mathcal{X} = \mathcal{G} \times_1 \mathbf{U}_1 \times_2 \mathbf{U}_2 \times_3 \mathbf{U}_3 \quad (16)$$

其中, \times_n 为 n -模矩阵积, \mathcal{G} 为 $\mathbb{C}^{M \times N \times L}$ 是核心张量, $\mathbf{U}_1 \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 、 $\mathbf{U}_2 \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 和 $\mathbf{U}_3 \in \mathbb{C}^{L \times L}$ 分别由 \mathcal{X} 的 n -模张量展开的左奇异值组成. 换句话说, $[\mathcal{X}]_{(n)} = \mathbf{U}_n \mathbf{A}_n \mathbf{V}_n^H$ ($n=1, 2, 3$), 其中 $(\cdot)^H$ 为共轭转置. 紧接着利用截断 HOSVD 获得包含子空间信息的张量 \mathcal{X}_s , 由下式给出:

$$\mathcal{X}_s = \mathcal{G}_s \times_1 \mathbf{U}_{s1} \times_2 \mathbf{U}_{s2} \quad (17)$$

其中, $\mathcal{G}_s = \mathcal{X} \times_1 \mathbf{U}_{s1}^H \times_2 \mathbf{U}_{s2}^H \times_3 \mathbf{U}_{s3}^H$ 是截断的核心张量, \mathbf{U}_{sn} ($n=1, 2, 3$) 由 \mathbf{U}_n 的列向量组成.

将 \mathcal{G}_s 代入式(17), 式(17)可以改写为

$$\mathcal{X}_s = \mathcal{X} \times_1 (\mathbf{U}_{s1} \mathbf{U}_{s1}^H) \times_2 (\mathbf{U}_{s2} \mathbf{U}_{s2}^H) \times_3 \mathbf{U}_{s3}^H \quad (18)$$

根据文献[21],信号子空间 \mathbf{U}_s 通过 \mathcal{X}_s 的 3-模展开获得:

$$\mathbf{U}_s = [\mathcal{X}_s]_{(3)}^T = (\mathbf{U}_{s2} \mathbf{U}_{s2}^H \otimes \mathbf{U}_{s1} \mathbf{U}_{s1}^H) [\mathcal{X}]_{(3)}^T \mathbf{U}_{s3}^* \quad (19)$$

其中, \otimes 为克罗内克积, $[\mathcal{X}]_{(3)} = \mathbf{U}_3 \mathbf{A}_3 \mathbf{V}_3^H$. 此外, $[\mathcal{X}]_{(3)}^T \approx \mathbf{V}_{s3}^* \mathbf{A}_{s3} \mathbf{U}_{s3}^T$. 因此,式(19)可以改写为

$$\mathbf{U}_s = (\mathbf{U}_{s2} \mathbf{U}_{s2}^H \otimes \mathbf{U}_{s1} \mathbf{U}_{s1}^H) \mathbf{V}_{s3}^* \mathbf{A}_{s3} \quad (20)$$

由此,获得了包含目标信息的张量信号子空间估计.

3.2 DOA 估计

根据 MUSIC 算法,信号子空间和噪声子空间具有正交结构. 信号子空间可以通过正交化变换为单位正交列矩阵. 噪声子空间可以通过正交投影来实现,其可以表示为

$$\mathbf{U}_{\text{noise}} \mathbf{U}_{\text{noise}}^H = \mathbf{I}_{NM} - \mathbf{U}_o \mathbf{U}_o^H \quad (21)$$

其中, \mathbf{U}_o 是 \mathbf{U}_s 的正交基, \mathbf{I} 为单位阵.

频谱函数由式(22)给出:

$$f(\theta, \varphi, r) = \frac{1}{[\mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{a}_{TS}(r_k, \varphi_k)]^H \mathbf{U}_{\text{orth}} [\mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{a}_{TS}(r_k, \varphi_k)]} \quad (22)$$

其中, $\mathbf{U}_{\text{orth}} = \mathbf{I}_{NM} - \mathbf{U}_o \mathbf{U}_o^H$. 从式(22)中可以知道参数估计可以通过三维谱峰值搜索获得. 为了减少计算冗余,采用拉格朗日乘数方法来降低谱函数的维数.

根据式(22), $\mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi)$ 的表达式可以简化为

$$\begin{aligned} & \mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) \\ &= [\mathbf{a}_R(\theta) \mathbf{I}_1] \otimes [\mathbf{I}_M \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi)] \\ &= [\mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{I}_M] [\mathbf{I}_1 \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi)] \\ &= [\mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{I}_M] \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) \end{aligned} \quad (23)$$

然后根据式(22), $\mathbf{F}(\theta, \varphi, r)$ 定义为

$$\begin{aligned} \mathbf{F}(\theta, \varphi, r) &= [\mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi)]^H \mathbf{U}_{\text{orth}} [\mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi)] \\ &= \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi)^H [\mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{I}_M]^H \\ & \mathbf{U}_{\text{orth}} [\mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{I}_M] \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) \\ &= \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi)^H \mathbf{F}(\theta) \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) \end{aligned} \quad (24)$$

其中, $\mathbf{F}(\theta) = [\mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{I}_M]^H \mathbf{U}_{\text{orth}} [\mathbf{a}_R(\theta) \otimes \mathbf{I}_M]$.

在式(24)中需要考虑二次优化问题. 也就是说,存在以下约束条件^[23],由下式给出:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_o^H \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) &= 1 \\ \Rightarrow \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) &= (\mathbf{e}_o^H)^{-1} \end{aligned} \quad (25)$$

其中, $\mathbf{e}_o^H = [1, 0, \dots, 0]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1}$.

为了解决式(24)中的极值问题,采用拉格朗日乘数法. 式(24)的拉格朗日函数由下式给出:

$$\mathbf{L}(\theta, \varphi, r) = \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi)^H \mathbf{F}(\theta) \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) + \lambda (\mathbf{e}_o^H \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) - 1) \quad (26)$$

其中, λ 是拉格朗日乘数.

式(26)的偏导数表示为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{L}(\theta, \varphi, r)}{\partial \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi)} &= 2 \mathbf{F}(\theta) \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) - \lambda \mathbf{e}_o = 0 \\ \Rightarrow \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) &= \frac{\lambda}{2} \mathbf{F}(\theta)^{-1} \mathbf{e}_o \end{aligned} \quad (27)$$

将式(25)代入式(27),可以得到

$$\begin{aligned} \frac{\lambda}{2} \mathbf{F}(\theta)^{-1} \mathbf{e}_o &= \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) = (\mathbf{e}_o^H)^{-1} \\ \Rightarrow \lambda &= \frac{2}{\mathbf{e}_o^H \mathbf{F}(\theta)^{-1} \mathbf{e}_o} \end{aligned} \quad (28)$$

其中, $(\cdot)^{-1}$ 为逆.

因此, $\mathbf{a}_{TS}(r, \varphi)$ 可以表示为

$$\mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) = \frac{\mathbf{F}(\theta)^{-1} \mathbf{e}_o}{\mathbf{e}_o^H \mathbf{F}(\theta)^{-1} \mathbf{e}_o} \quad (29)$$

最后,可以通过式(22)和式(29)获得 DOA 估计:

$$\begin{aligned} \hat{\theta} &= \arg \max_{\theta} f(\theta, \varphi, r) \\ &= \arg \min_{\theta} \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi)^H \mathbf{F}(\theta) \mathbf{a}_{TS}(r, \varphi) \\ &= \arg \min_{\theta} \mathbf{e}_o^{-1} \mathbf{F}(\theta) \mathbf{e}_o^H \\ &= \arg \max_{\theta} \mathbf{e}_o^H \mathbf{F}(\theta)^{-1} \mathbf{e}_o \end{aligned} \quad (30)$$

DOA 估计的结果是搜索降维 MUSIC 谱峰. 获得的前 K 最大峰值是对应 K 目标的 DOA.

3.3 DOD 与距离估计

通过使用 DOA 估计并与式(29)相结合,获得了发射导向矢量 $\hat{\mathbf{a}}_T(r_k, \varphi_k)$ 的估计. $\hat{\mathbf{a}}_T(r_k, \varphi_k)$ 的尺度模糊性应该通过归一化过程消除. 因此, $\hat{\mathbf{a}}_T(r_k, \varphi_k)$ 的相位表示为

$$\Phi_T^p = \text{diag} \begin{bmatrix} e^{j \frac{2\pi}{c} [d_1 f_1 \sin \varphi_1 - \Delta f_1 r_1]} \\ e^{j \frac{2\pi}{c} [d_1 f_1 \sin \varphi_2 - \Delta f_2 r_2]} \\ \vdots \\ e^{j \frac{2\pi}{c} [d_1 f_1 \sin \varphi_k - \Delta f_k r_k]} \end{bmatrix} \quad (31)$$

其中, $\text{diag}(\cdot)$ 为矩阵的对角化. Φ_T^p 包括 DOD 和距离信息. Φ_T^p 中第 k 个对角元素的相位对应于第 k 个目标,即

$$\begin{cases} \frac{2\pi}{c} d_1 f_1 \sin \varphi_k - \frac{2\pi}{c} \Delta f_1 r_k = \text{angle}(\phi_{TS}^{k,1}) - 2z_1 \pi \\ \frac{2\pi}{c} d_1 f_1 \sin \varphi_k - \frac{2\pi}{c} \Delta f_2 r_k = \text{angle}(\phi_{TS}^{k,2}) - 2z_2 \pi \\ \vdots \\ \frac{2\pi}{c} d_1 f_1 \sin \varphi_k - \frac{2\pi}{c} \Delta f_p r_k = \text{angle}(\phi_{TS}^{k,p}) - 2z_p \pi \end{cases} \quad (32)$$

其中, $\text{angle}(\cdot)$ 为矩阵元素的相位, $\phi_{TS}^{k,p}$ 对应于第 p 子阵列中第 k 个目标的相位, $z_i \in \mathbb{Z}, i=1, 2, \dots, P$. 由于 $\text{angle}(\phi_{TS}^{k,p})$ 的相位周期模糊性,无法确定 z_i 的值. 由于 $\Delta f_1 < \Delta f_2 < \dots < \Delta f_p$, 因此减去式(32)中的子公式,可以表达为

$$\begin{cases} \frac{2\pi}{c} (\Delta f_2 - \Delta f_1) r_k = \text{angle}(\phi_{TS}^{k,1}) - \text{angle}(\phi_{TS}^{k,2}) + 2\pi(z_2 - z_1) \\ \frac{2\pi}{c} (\Delta f_3 - \Delta f_2) r_k = \text{angle}(\phi_{TS}^{k,2}) - \text{angle}(\phi_{TS}^{k,3}) + 2\pi(z_3 - z_2) \\ \vdots \\ \frac{2\pi}{c} (\Delta f_P - \Delta f_{P-1}) r_k = \text{angle}(\phi_{TS}^{k,P-1}) - \text{angle}(\phi_{TS}^{k,P}) + 2\pi(z_P - z_{P-1}) \end{cases} \quad (33)$$

从式(33)可以看出,式(33)中只包括距离信息.然而,式(33)中仍存在相位周期模糊.为了消除相位周期模糊,定义:

$$\mathbf{h}_k = \begin{bmatrix} h_{k,1} \\ h_{k,2} \\ \vdots \\ h_{k,P-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\Delta f_2 - \Delta f_1}{c} \\ \frac{\Delta f_3 - \Delta f_2}{c} \\ \vdots \\ \frac{\Delta f_P - \Delta f_{P-1}}{c} \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$\zeta_{k,i} = \text{angle}(\phi_{TS}^{k,i}) - \text{angle}(\phi_{TS}^{k,i+1}) + (z_{i+1} - z_i), \quad i = 1, 2, \dots, P-1 \quad (35)$$

然后式(34)可以重写为

$$\begin{cases} h_{k,1} \times r_k = \zeta_{k,1} \\ h_{k,2} \times r_k = \zeta_{k,2} \\ \vdots \\ h_{k,P-1} \times r_k = \zeta_{k,P-1} \end{cases} \Rightarrow \mathbf{h}_k r_k = \boldsymbol{\zeta}_k \quad (36)$$

其中, $\boldsymbol{\zeta}_k = [\zeta_{k,1}, \zeta_{k,2}, \dots, \zeta_{k,P-1}]^T$.

式(36)可以简化为

$$2\pi \frac{\Delta f_{TS}^{i+1} - \Delta f_{TS}^i}{c} r_k = \text{angle}(\phi_{TS}^{k,i}) - \text{angle}(\phi_{TS}^{k,i+1}) + 2\pi(z_{i+1} - z_i) \quad (37)$$

为了确定范围参数,需要满足以下条件:

$$0 < 2\pi \frac{\Delta f_{TS}^{i+1} - \Delta f_{TS}^i}{c} r_k \leq 2\pi \quad (38)$$

由于 r_k 是非负的,且 $\Delta f_{TS}^1 < \Delta f_{TS}^2 < \dots < \Delta f_{TS}^P$, 因此 $2\pi \frac{\Delta f_{TS}^{i+1} - \Delta f_{TS}^i}{c} r_k > 0$. 当 $2\pi \frac{\Delta f_{TS}^{i+1} - \Delta f_{TS}^i}{c} r_k \leq 2\pi$ 时, $(z_{i+1} - z_i)$ 具有唯一的解,可以表示为

$$z_{i+1} - z_i = \begin{cases} 1, & \text{angle}(\phi_{TS}^{k,i}) < \text{angle}(\phi_{TS}^{k,i+1}) \\ 0, & \text{angle}(\phi_{TS}^{k,i}) > \text{angle}(\phi_{TS}^{k,i+1}) \end{cases} \quad (39)$$

根据式(38), r_k 的范围可以写成

$$r_k \leq \frac{c}{\Delta f_{TS}^{i+1} - \Delta f_{TS}^i} \quad (40)$$

结合式(36)和式(40), r_k 的范围可以表示为

$$r_k \leq \frac{c}{\max(\Delta f_{TS}^{i+1} - \Delta f_{TS}^i)} \quad (41)$$

因此,雷达估计的有效距离受雷达频率的影响.

通过将式(39)代入式(36)并使用最小二乘(LS)方法,可以获得距离估计 \hat{r}_k , 其由下式给出:

$$\hat{r}_k = \mathbf{h}_k^\dagger \boldsymbol{\zeta}_k \quad (42)$$

其中, \hat{r}_k 是第 k 个目标的距离估计, $(\cdot)^\dagger$ 为伪逆.

通过将 \hat{r}_k 代入式(33),可以得到

$$\begin{cases} \frac{2\pi}{c} d_i f_1 \sin(\varphi_k) = \text{angle}(\phi_{TS}^{k,1}) - 2z_1\pi + \frac{2\pi}{c} \Delta f_{TS}^1 r_k \\ \frac{2\pi}{c} d_i f_1 \sin(\varphi_k) = \text{angle}(\phi_{TS}^{k,2}) - 2z_2\pi + \frac{2\pi}{c} \Delta f_{TS}^2 r_k \\ \vdots \\ \frac{2\pi}{c} d_i f_1 \sin(\varphi_k) = \text{angle}(\phi_{TS}^{k,P}) - 2z_P\pi + \frac{2\pi}{c} \Delta f_{TS}^P r_k \end{cases} \quad (43)$$

由于 $2d_i f_1 / c \leq 1$, 可以获得参数 $z_i (i=1, 2, \dots, P)$, 其表示为

$$z_i = \left\lfloor \frac{\text{angle}(\phi_{TS}^{k,i}) - \frac{2\pi}{c} \Delta f_{TS}^i \hat{r}_k + \pi}{2\pi} \right\rfloor, \quad i = 1, 2, \dots, P \quad (44)$$

其中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整. 为了简化式(44), 定义:

$$\mathbf{h}_\varphi = \begin{bmatrix} \frac{2\pi}{c} f_1 d_i \\ \frac{2\pi}{c} f_1 d_i \\ \vdots \\ \frac{2\pi}{c} f_1 d_i \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{P \times 1} \quad (45)$$

$$\boldsymbol{\psi}_\varphi = \begin{bmatrix} \text{angle}(\phi_{TS}^{k,1}) - 2z_1\pi + \frac{2\pi}{c} \Delta f_{TS}^1 r_k \\ \text{angle}(\phi_{TS}^{k,2}) - 2z_2\pi + \frac{2\pi}{c} \Delta f_{TS}^2 r_k \\ \vdots \\ \text{angle}(\phi_{TS}^{k,P}) - 2z_P\pi + \frac{2\pi}{c} \Delta f_{TS}^P r_k \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{P \times 1} \quad (46)$$

然后式(43)可以重写为

$$\mathbf{h}_\varphi \sin \varphi_k = \boldsymbol{\psi}_\varphi \quad (47)$$

利用总体LS方法,可以估算第 k 个目标的DOD $\hat{\varphi}_k$, 如下所示:

$$\hat{\varphi}_k = \arcsin \left[\left(\mathbf{h}_\varphi^T \mathbf{h}_\varphi \right)^{-1} \mathbf{h}_\varphi^T \boldsymbol{\psi}_\varphi \right] \quad (48)$$

通过所提出的算法估计的DOA、DOD和距离会自动匹配,而无需额外的匹配过程.

4 运算复杂度分析

为了突出所提方法的性能优势,该方法的计算复杂性如下:

(1)在式(16)中对 $\mathcal{X} \in \mathbb{C}^{M \times N \times L}$ 进行HOSVD的计算复杂度为 $O(MNL(M+N+L))$;

(2)在式(20)中信号子空间估计的计算复杂度为 $O(4KLMN)$;

(3)在式(24)中对三维空间谱进行降维的计算复杂度为 $O(M^2 N^2 K^2 (MN + K^2))$;

(4)在式(30)中对DOA进行空间谱搜索的计算复杂度为 $O(d_\theta(MK)(MK-1))$, d_θ 为搜索次数, $(\cdot)!$ 为阶乘;

(5)计算DOD和距离的计算复杂度为 $O(\sum_{i=1}^P (N(M_{TS}-1)(2M_{TS}NK + 4K^2) + K^3))$, 这个过程计

算复杂度相对较小,因此可以忽略不计.

简而言之,该方法的计算复杂度为 $O\{4KMNL + M^2N^2K^2(MN + K^2) + d_\theta(MK)(MK - 1) + MNL(M + N + L)\}$.

为了证明该方法的优越性,将所提出算法的计算复杂度与 ESPRIT 和 Tensor-ESPRIT 进行了比较. 表 1 显示了所提算法、ESPRIT 方法和 Tensor-ESPRIT 法的计算复杂度比较^[24].

表 1 算法运算复杂度比较

算法	计算复杂度
所提算法	$O\{4KMNL + M^2N^2K^2(MN + K^2) + d_\theta(MK)(MK - 1) + MNL(M + N + L)\}$
ESPRIT	$O\{(2MN)^2L + (2MN)^3 + 4(5MN - 2M - 2N)K^2 + K^3(L + M) + MNK^2 + 31K^3\}$
Tensor-ESPRIT	$O\{2(MNL)^3 + MNL(M + N + L) + MLK(N + K) + K^3(L + M) + MNK^2 + 31K^3\}$

5 仿真结果

在本部分,几组数值实验被提出用来证实所提算法在参数估计上的优势. 传统 ESPRIT 算法^[14]和 Tensor-ESPRIT 算法^[16]被用来进行性能对比. 另外, CRB^[25]被引入用来评估算法的性能. 在此部分考虑收发阵元 $M=N=18$ 的双基地 FDA-MIMO 雷达. 在仿真中假定存在三个非相关目标,分别在 $(\theta_1, \varphi_1, r_1) = (-50^\circ, -15^\circ, 30\ 000\ \text{m})$, $(\theta_2, \varphi_2, r_2) = (35^\circ, 20^\circ, 9\ 000\ \text{m})$ 和 $(\theta_3, \varphi_3, r_3) = (10^\circ, 40^\circ, 58\ 000\ \text{m})$ 处. 为了量化算法的精度,均方根误差(the Root Mean Square Error, RMSE)被引入,其中角度和距离估计的 RMSE 被定义为

$$\text{RMSE}_{\theta, \varphi} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sqrt{\frac{1}{\zeta} \sum_{i=1}^{\zeta} \left\{ (\tilde{\theta}_{k,i} - \theta_k)^2 + (\tilde{\varphi}_{k,i} - \varphi_k)^2 \right\}} \quad (49)$$

$$\text{RMSE}_r = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sqrt{\frac{1}{\zeta} \sum_{i=1}^{\zeta} (\tilde{r}_{k,i} - r_k)^2} \quad (50)$$

其中, θ_k, φ_k 和 r_k 的第 i 次蒙特卡洛的结果是 $\tilde{\theta}_{k,i}, \tilde{\varphi}_{k,i}$ 和 $\tilde{r}_{k,i}$. ζ 是蒙特卡洛总次数, $\zeta = 500$.

用于评估所提方法精度的另一个标准是成功检测的概率(the Probability of the Successful Detection, PSD),其中 PSD 由式(51)给出:

$$\text{PSD} = \frac{D}{\zeta} \times 100\% \quad (51)$$

其中, D 是获得正确估计结果的次数. 如果角度误差低于 0.1° , 且距离误差低于 $0.1\ \text{km}$, 则认定为正确的估计结果.

图 2 和图 3 分别展示了计算复杂度对照阵元数和快照数的比较. 从图 2 可以看出,所有算法的计算复

度都会随着阵元数的增加而增加. 所提算法的计算复杂度接近 Tensor-ESPRIT 算法,略高于 ESPRIT 算法,远低于 MUSIC 算法. 图 3 显示,所提算法的计算复杂度远远低于 MUSIC 算法,略高于 Tensor-ESPRIT 和 ESPRIT 算法. 总而言之,所提算法的计算复杂度远远低于 MUSIC 算法,与 Tensor-ESPRIT 算法接近,表明所提算法在提高了估计精度的同时大幅度降低了运算冗余.

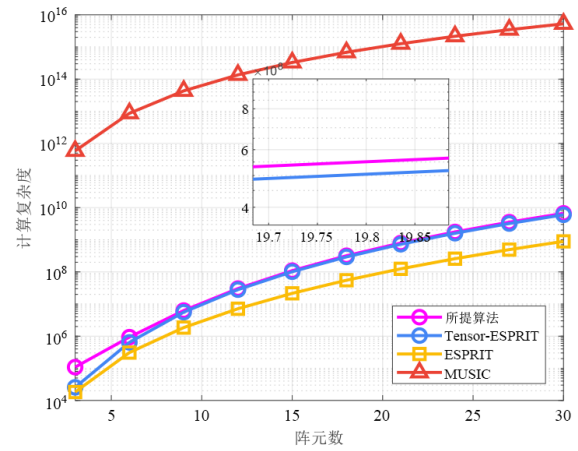


图 2 不同阵元数运算复杂度对比

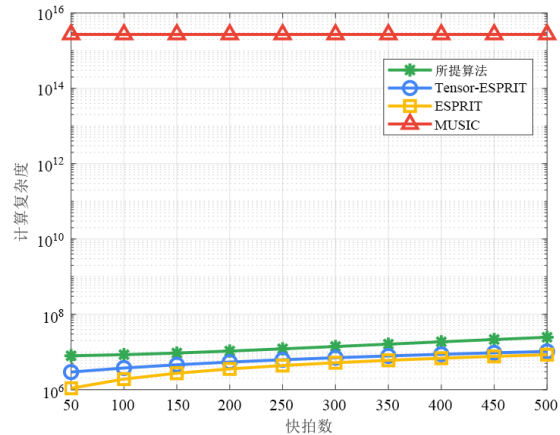


图 3 不同快照数运算复杂度对比

为了探究不同信噪比对算法性能的影响,提出第二组对比试验,其中 $L=50$. 图 4~图 6 分别展现了不同算法的 DOA 估计, DOD 估计和距离估计的对比. 从这组对比实验可以看出所提算法无论在 DOA、DOD 估计中还是在距离估计中都比 ESPRIT 算法和 Tensor-ESPRIT 算法的性能更加优越,并且更加接近 CRB 曲线. 这是由于所提算法利用了数据的多维结构特性,通过谱峰搜索能够得到准确的估计值. 另外,正是由于利用了多维结构特性, Tensor-ESPRIT 算法的性能比传统的 ESPRIT 更加精准.

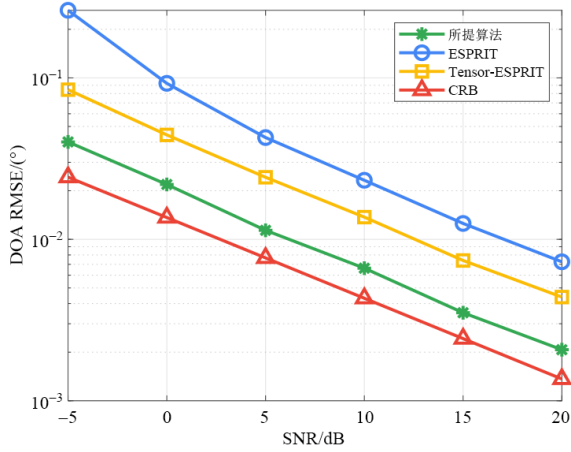


图4 DOA估计通过SNR的对比

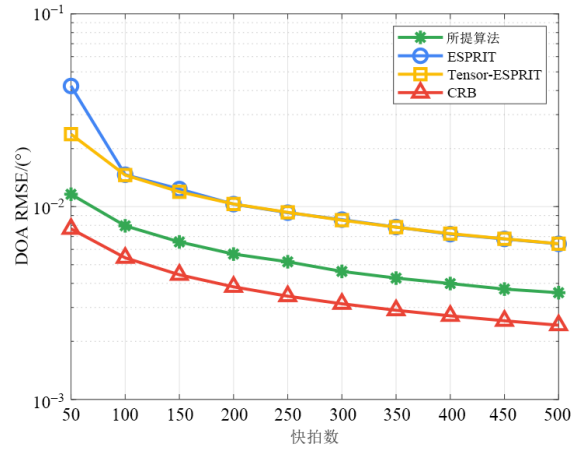


图7 DOA估计通过快拍数的对比

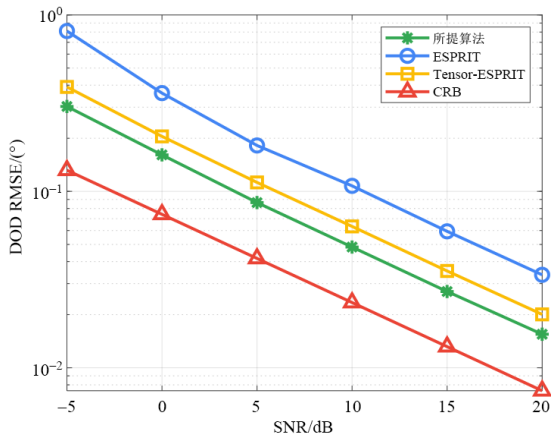


图5 DOD估计通过SNR的对比

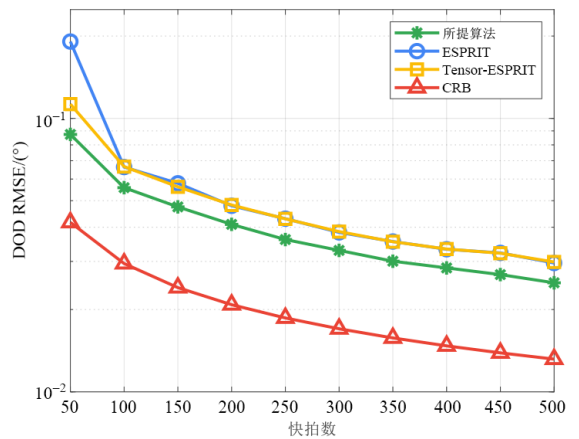


图8 DOD估计通过快拍数的对比

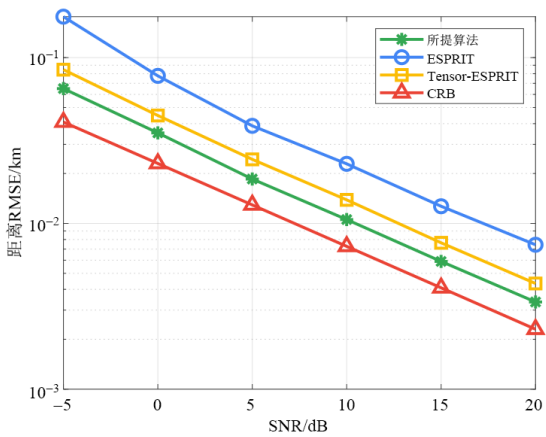


图6 距离估计通过SNR的对比

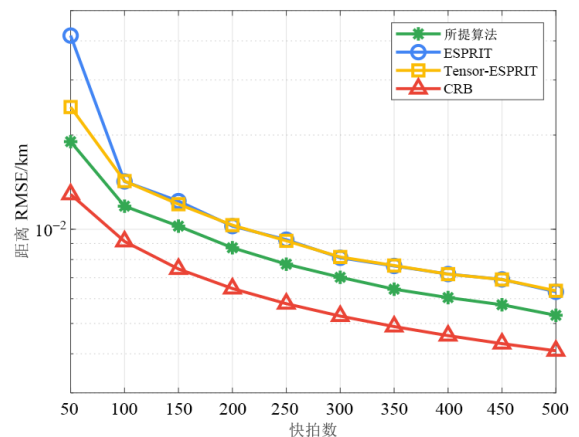


图9 距离估计通过快拍数的对比

第三组实验证实了在不同快拍下所提算法的优越性,其中SNR=5 dB.通过图7~图9可以得知,所提算法的DOA、DOD和距离估计精度都是优越于其他两种算法的,并且在低快拍的情况下的估计性能更加地稳定,这是由于所提算法利用了高维的数据结构能够弥补低

快拍下样本数过低的问题.另外值得注意的是,在低快拍情况下,Tensor-ESPRIT算法的性能明显要比ESPRIT算法卓越.随着快拍的增大两者算法性能的差距会逐渐减小.也就是说在较高快拍的情况下,两个算法的精确度十分接近.只有所提算法的性能更加接近CRB曲

线,证实了所提算法估计性能的优越性.

为了进一步探究所提算法的估计精度,引入 PSD 的概念设计了第四组实验,其中 $L=50$. 从图 10~12 可以得知,在 DOA、DOD 和距离估计中,所提算法在相同信噪比时的 PSD 比其他两者都要高,意味着在相同信噪

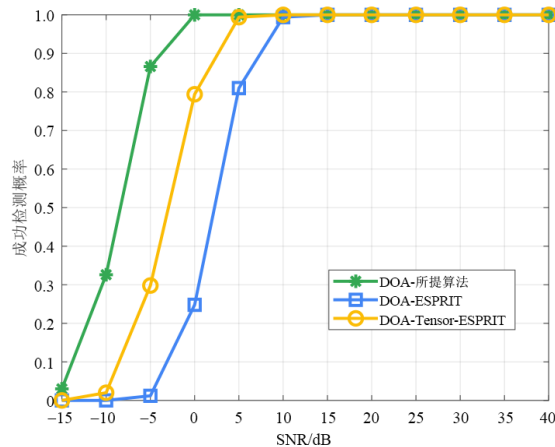


图 10 DOA 估计 PSD 的对比

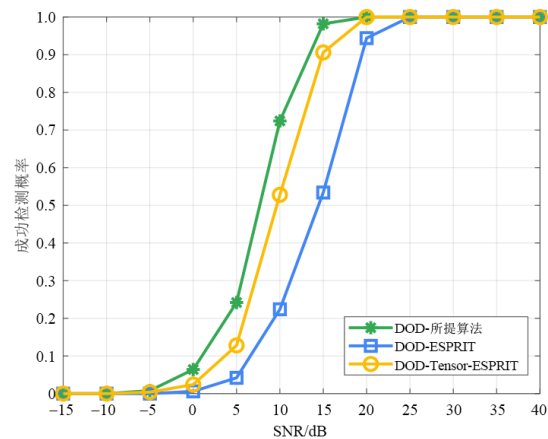


图 11 DOD 估计 PSD 的对比

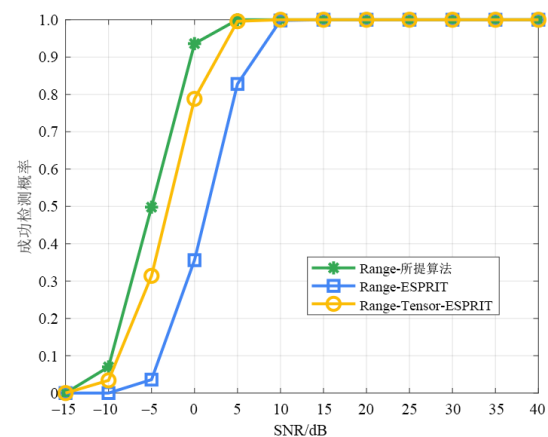


图 12 距离估计 PSD 的对比

比时,所提算法的估计准确度是最高的.另外,所提算法在 DOA 估计中,在 SNR=0 dB 时 PSD 便能达到 100%.同时,在距离估计中当 SNR=5 dB 时所提算法的 PSD 便能达到 100%,说明所提算法在较低信噪比时便能达到较高的准确度.综上所述,所提算法的估计精度要优于其他两种算法.

6 结论

在本文中,针对双基地 FDA-MIMO 雷达,提出了一种张量框架下的降维 MUSIC 参数估计算法.该算法能够在保证估计精度的条件下降低运算复杂度,实现 DOD-DOA-距离三维参数估计.该算法利用 HOSVD 估计出信号子空间,构建出二维空间谱函数.接着利用拉格朗日算法将空间谱函数转化为一维,从而得到 DOA 估计.所提算法将发射阵列划分为多个子阵,从而完成对 DOD 和距离信息的解耦.最终利用解耦后的相位估计出 DOD 和距离.所提算法保留了数据的原始多维结构,有效的提高了算法的估计性能.文中的仿真实验结果证实了所提算法的优越性能.

参考文献

- [1] FISHLER E, HAIMOVICH A, BLUM R, et al. MIMO radar: An idea whose time has come[C]//Proceedings of the 2004 IEEE Radar Conference. Piscataway: IEEE, 2004: 71-78.
- [2] 王威鹏, 国月皓, 黄梦醒, 等. 互耦条件下 MIMO 雷达非圆目标稳健角度估计方法[J]. 通信学报, 2019, 40(7): 144-150. WANG X P, GUO Y H, HUANG M X, et al. Robust angle estimation method for noncircular targets in MIMO radar with mutual coupling[J]. Journal on Communications, 2019, 40(7): 144-150. (in Chinese)
- [3] WANG X P, YANG L T, MENG D D, et al. Multi-UAV cooperative localization for marine targets based on weighted subspace fitting in SAGIN environment[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(8): 5708-5718.
- [4] 张正言, 张剑云, 郑志东, 等. 低信噪比双基地 MIMO 雷达目标角度跟踪算法[J]. 电子学报, 2019, 47(12): 2480-2487. ZHANG Z Y, ZHANG J Y, ZHENG Z D, et al. Target angle tracking algorithm of bistatic MIMO radar with low signal-to-noise ratio[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(12): 2480-2487. (in Chinese)
- [5] ANTONIK P, WICKS M C, GRIFFITHS H D, et al. Frequency diverse array radars[C]//2006 IEEE Conference on Radar. Piscataway: IEEE, 2006: 3pp.
- [6] XU J W, LIAO G S, ZHU S Q, et al. Joint range and angle estimation using MIMO radar with frequency diverse array[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(13): 3396-3410.

- [7] HAIMOVICH A M, BLUM R S, CIMINI L J. MIMO radar with widely separated antennas[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 25(1): 116-129.
- [8] LI J, STOICA P. MIMO radar with colocated antennas[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(5): 106-114.
- [9] 陈宝欣, 关键, 董云龙, 等. 多频连续波雷达与角度-距离联合估计方法[J]. 电子学报, 2020, 48(2): 375-383.
CHEN B X, GUAN J, DONG Y L, et al. Multiple-frequency CW radar and joint angle-range estimation method[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(2): 375-383. (in Chinese)
- [10] GUO Y H, WANG X P, LAN X, et al. Traffic target location estimation based on tensor decomposition in intelligent transportation system[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(1): 816-828.
- [11] WANG Y B, WANG W Q, SHAO H Z. Frequency diverse array radar Cramér-Rao lower bounds for estimating direction, range, and velocity[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2014, 2014: 830869.
- [12] 许京伟, 廖桂生, 张玉洪, 等. 波形分集阵雷达抗欺骗式干扰技术[J]. 电子学报, 2019, 47(3): 545-551.
XU J W, LIAO G S, ZHANG Y H, et al. On anti-jamming technique with waveform diverse array radar[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(3): 545-551. (in Chinese)
- [13] XIONG J, WANG W Q, GAO K D. FDA-MIMO radar range-angle estimation: CRLB, MSE, and resolution analysis[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(1): 284-294.
- [14] YAN Y S, CAI J Y, WANG W Q. Two-stage ESPRIT for unambiguous angle and range estimation in FDA-MIMO radar[J]. Digital Signal Processing, 2019, 92: 151-165.
- [15] LIU F L, WANG X P, HUANG M X, et al. Joint angle and range estimation for bistatic FDA-MIMO radar via real-valued subspace decomposition[J]. Signal Processing, 2021, 185: 108065.
- [16] XU T X, WANG X P, SU T, et al. Vehicle location in edge computing enabling IoTs based on bistatic FDA-MIMO radar[J]. IEEE Access, 2019, 9: 46398-46408.
- [17] YAO A M, ROCCA P, WU W, et al. Synthesis of time-modulated frequency diverse arrays for short-range multifocusing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2017, 11(2): 282-294.
- [18] CHEN K J, YANG S W, CHEN Y K, et al. Accurate models of time-invariant beam patterns for frequency diverse arrays[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2019, 67(5): 3022-3029.
- [19] XU J W, LIAO G S, ZHU S Q, et al. Deceptive jamming suppression with frequency diverse MIMO radar[J]. Signal Processing, 2015, 113: 9-17.
- [20] SHAO H Z, LI X, WANG W Q, et al. Time-invariant transmit beam pattern synthesis via weight design for FDA radar[C]//2016 IEEE Radar Conference (Radar-Conf). Piscataway: IEEE, 2016: 1-4.
- [21] KOLDA T G, BADER B W. Tensor decompositions and applications[J]. SIAM Review, 2009, 51(3): 455-500.
- [22] ZHANG X D. Matrix Analysis and Applications[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2017.
- [23] ZHANG X F, XU L Y, XU L, et al. Direction of departure (DOD) and direction of arrival (DOA) estimation in MIMO radar with reduced-dimension MUSIC[J]. IEEE Communications Letters, 2010, 14(12): 1161-1163.
- [24] LI B B, BAI W X, ZHENG G M. Successive ESPRIT algorithm for joint DOA-range-polarization estimation with polarization sensitive FDA-MIMO radar[J]. IEEE Access, 2018, 6: 36376-36382.
- [25] GUI R H, WANG W Q, CUI C, et al. Coherent pulsed-FDA radar receiver design with time-variance consideration: SINR and CRB analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(1): 200-214.

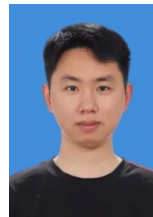
作者简介



国月皓 男, 1996年1月出生, 山东日照人。现为博士研究生。主要研究方向为阵列信号处理、MIMO雷达。



王威鹏 男, 1986年出生。主要研究方向为通信系统、阵列信号处理、雷达信号处理、压缩传感及其应用。中国电子学会会员编号: E190014644M。
E-mail: wxpeng2016@hainanu.edu.cn



兰翔 男, 博士、副教授。主要研究方向为基于矢量传感器阵列的信号处理(极化信号的波束形成和DOA估计)和稀疏阵列处理。



苏婷 女, 博士、副教授。主要研究方向为计算电磁、无线通信和信号处理。