

一种基于平行因子分解的电磁矢量传感器 MIMO 雷达测向算法

文方青^{1,2}, 罗祥波^{1,2}, 师俊朋³

(1. 水电工程智能视觉监测湖北省重点实验室, 宜昌 443002; 2. 三峡大学计算机与信息学院, 宜昌 443002; 3. 国防科技大学电子对抗学院, 合肥 230037)

摘要: 现有的电磁矢量传感器-多输入多输出 (Electromagnetic vector sensor multiple-input multiple-output, EMVS-MIMO) 雷达大多限制收发阵元以半波长约束分布, 极大限制了雷达测向的分辨率。针对此问题, 本文提出了一种基于平行因子 (Parallel factor, PARAFAC) 分解方法对目标进行二维角度估计的算法, 该算法适用于所有任意发射阵列几何以及任意稀疏的接收阵列几何。首先, 对接收阵列的匹配滤波后的信号构造三阶平行因子张量模型。然后, 利用 PARAFAC 分解, 得到发射方向、接收方向以及复合因子矩阵的估计值。最后, 联合旋转不变法、矢量叉积法和最小二乘法, 得到目标的高分辨率、无模糊特性二维角度估计的闭式解。本文所提出的算法具有精度高、计算复杂度低的特点, 计算机仿真验证了基于张量分解的算法在任意双基地 EMVS-MIMO 雷达模型上的应用, 该算法能够准确地估计出多个目标的二维角度参数, 证明了所提算法的有效性和优越性。

关键词: 双基地电磁矢量传感器多输入多输出雷达; 平行因子分解; 二维角度估计; 任意阵列几何
中图分类号: TN953 **文献标志码:** A

A Direction-Finding Algorithm for Electromagnetic Vector Sensor MIMO Radar Based on Parallel Factor Decomposition

WEN Fangqing^{1,2}, LUO Xiangbo^{1,2}, SHI Junpeng³

(1. Hubei Key Laboratory of Intelligent Vision Based Monitoring for Hydroelectric Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 2. College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 3. College of Electronic Countermeasure, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

Abstract: Most existing electromagnetic vector sensor multiple-input multiple-output (EMVS-MIMO) radars restrict the distribution of transceiver array elements. The resolution of radar direction measurement is limited due to half-wavelength constraints. To address this limitation, this paper proposes an algorithm based on the parallel factor (PARAFAC) decomposition for two dimension (2D) angle estimation of the target. The algorithm is applicable to arbitrary transmitter array geometries and sparse receiver array geometries. First, a third-order PARAFAC tensor model is constructed for the matched-filtered signal of the receiving array. Second, the PARAFAC decomposition is utilized to estimate the transmit direction, receive direction, and composite factor matrix. Finally, a closed-form solution for high-resolution, ambiguity-free 2D angle estimation of the target is obtained by combining the rotationally invariant method,

the vector outer product method and the least squares method. The proposed algorithm is characterized by high accuracy and low computational complexity. Computer simulations verify the tensor decomposition-based algorithm can be applied to an arbitrary dual-base EMVS-MIMO radar model, and can accurately estimate the 2D angular parameters of multiple targets. This validation demonstrates the effectiveness and superiority of the proposed algorithm.

Key words: dual-base electromagnetic vector sensor multiple-input multiple-output radar (EMVS-MIMO); parallel factor (PARAFAC) decomposition; 2D angle estimation; arbitrary array geometry

引 言

多输入多输出(Multiple-input multiple-output, MIMO)技术是目前雷达与无线通信领域的研究热点^[1]。在雷达领域,由于MIMO雷达采用波形分集和空间分集^[2],能形成远大于实际物理孔径的阵列虚拟孔径,可极大提升对目标的探测性能^[3]。波离角(Direction of departure, DOD)和波达角(Direction of arrival, DOA)估计是双基地MIMO雷达目标定位的基本任务^[4],至今已涌现大量优秀的估计算法。典型的有谱峰搜索类算法、旋转不变技术(Estimation of signal parameters via rotational invariance techniques, ESPRIT)及张量分解算法等。其中,张量分解是一种处理多维数据的方法,它能够保留数据的原始结构并有效地利用其多维信息,从而提升数据处理的性能。同时,张量分解也能够对数据进行降维,进而减少计算的复杂度。主流的张量算法有两种:Tucker张量和平行因子(Parallel factor, PARAFAC)张量^[5]。Tucker分解类似于矩阵子空间分解,通过Tucker分解可获得高精度的张量子空间;PARAFAC分解是Tucker分解的一种特殊形式,可获得对构成PARAFAC模型的因子矩阵估计。

现有的MIMO雷达估计策略大多利用传统的标量传感器配置的发射和接收阵列进行一维测向^[6]。若要获得二维(Two dimension, 2D)方向估计,接收和发射阵列必须使用非线性阵列拓扑,例如L形阵列^[7]、圆形阵列^[8]、均匀矩形阵列^[9],同时收发阵列必须具备非线性阵列几何,且满足传统半波长约束,否则会出现角度模糊。然而,传统标量阵列存在精度与复杂度方面的缺陷。一方面,为获得高分辨率的2D方向估计,需要具有较大的阵列孔径和较多的阵元数量,从而导致系统复杂度的急剧提升^[10]。另一方面,较小的阵元间距可能引发严重的阵元互耦,引起算法性能退化甚至失效^[11]。与标量传感器不同,完备的电磁矢量传感器(Electromagnetic vector sensor, EMVS)由空间共址且正交的6个标量传感器组成。单个完备的EMVS阵元不仅可提供2D角度估计,还可以感知信号的极化特征,在干扰抑制、保密传输等方面具有潜在优势。EMVS的性能优势能增强MIMO雷达探测性能,引起了学者的广泛关注。

针对双基地EMVS-MIMO雷达的角度参数估计,文献[12]最早关注EMVS-MIMO雷达测向问题,其考虑多发单收的天线配置,收发天线均为EMVS阵元,利用矢量叉乘技术(Vector-cross product, VCP)来估计2D-DOA。文献[13]考虑了一种基于均匀线性阵列的双基地EMVS-MIMO雷达,并提出了一种用于2D角度估计的ESPRIT算法。其仰角通过收发阵列的空间均匀性获得,方位角通过VCP技术估计。文献[14]提出了改进的ESPRIT算法,避免了文献[13]中的孔径损失。由文献[15]启发,文献[16]报道了一种具有任意收发阵列几何形状的双基地EMVS-MIMO雷达,并提出了一种基于归一化VCP技术的类似ESPRIT的闭式2D估计算法。考虑到张量的性质,文献[17]提出了一种VCP辅助的PARAFAC方法,该方法计算复杂度低,适用于大规模阵列配置,同时对阵列几何形状不敏感。此外在文献[18-20]中,针对EMVS-MIMO雷达中相干目标的测向问题也提出了一系列算法。上述工作都是基于传统半波长约束的收发阵列结构,无法发挥EMVS阵元的结构优势,目前只有少数稀疏阵列

方法得到了探索。例如,文献[20]提出了一种双基地EMVS-MIMO雷达,该雷达采用了一种互质收发阵列,并推导了一种ESPRIT估计算法,通过VCP技术获得仰角和方位角。然而,该方案对收发阵元数量和位置进行了严格的限制。文献[7]研究了稀疏L形EMVS-MIMO结构,其接收阵列的元间距离为半波长的整数倍。在此基础上提出了一种基于ESPRIT的估计方法,将均匀性与归一化VCP技术相结合,获得了超分辨率2D参数。然而,当利用空间旋转不变性时,L形几何结构遭受孔径损失。文献[9]考虑了发射阵列为半波长约束的均匀矩形阵列(Uniform rectangular arrays, URA)、接收阵列为稀疏URA的配置,结合EMVS-MIMO雷达丰富的多维结构特性,利用了张量建模的方法。然而,该方案对阵列几何结构有严格的约束,且同样无法避免文献[7]中的孔径损失问题,算法精度有待于进一步提升。

综合上述算法的不足,本文提出了一种基于PARAFAC的2D-DOD和2D-DOA联合估计算法。与文献[9]不同,本文算法适用于任意发射阵列几何及任意稀疏的接收阵列几何。在对EMVS-MIMO雷达信号建模时,将极化响应矩阵和目标特征矩阵的KhatriRao积视为一个复合因子矩阵,建立了一个包含发射方向矩阵、接收方向矩阵、复合因子矩阵的三阶PARAFAC模型,利用PARAFAC分解得3个因子矩阵的估计值。利用最小二乘法获得2D-DOD的估计值,再通过复合因子矩阵的旋转不变性及归一化坡印廷和矢量叉积法获得无模糊特性的低分辨率2D-DOA估计,最后通过相位补偿方法来获得无模糊的高分辨率2D-DOA估计。最后,从可辨识性、复杂度和克拉美罗界(Cramér-rao bound, CRB)3个方面对该算法进行了分析,大量的计算机模拟验证了所提算法的有效性。

1 预备知识和信号模型

1.1 EMVS基础

完备EMVS由中心重合的3个正交电偶极子和3个正交磁偶极子构成。假设单频横向电磁波入射到单个EMVS上,入射角 $(\theta, \phi, \gamma, \eta)$ 分别为仰角、方位角、辅助极化角和极化相位差,各参数分别满足 $\theta \in [0, \pi)$, $\phi \in [0, 2\pi)$, $\gamma \in [0, \pi/2)$ 和 $\eta \in [-\pi, \pi)$,EMVS的电磁导向矢量^[21]可以表示为

$$\mathbf{b} \triangleq [\mathbf{b}(1), \mathbf{b}(2), \mathbf{b}(3), \mathbf{b}(4), \mathbf{b}(5), \mathbf{b}(6)]^T \triangleq \underbrace{\begin{bmatrix} \cos \phi \cos \theta & -\sin \phi \\ \sin \phi \cos \theta & \cos \phi \\ -\sin \theta & 0 \\ -\sin \phi & -\cos \phi \cos \theta \\ \cos \phi & \sin \phi \cos \theta \\ 0 & \sin \theta \end{bmatrix}}_{\triangleq \mathbf{V}} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} \sin \gamma e^{j\eta} \\ \cos \gamma \end{bmatrix}}_{\triangleq \mathbf{Q}} \quad (1)$$

式中 $\mathbf{b}(m)$ 对应矢量 \mathbf{b} 的第 m 个元素。由式(1)可知, \mathbf{V} 仅取决于方向参数,而 \mathbf{Q} 只由极化参数决定。根据文献[6],理想电场矢量 $\mathbf{e} = [\mathbf{b}(1), \mathbf{b}(2), \mathbf{b}(3)]^T$ 和磁场矢量 $\mathbf{h} = [\mathbf{b}(4), \mathbf{b}(5), \mathbf{b}(6)]^T$ 的VCP^[13]可以表示为

$$\mathbf{g} \triangleq \frac{\mathbf{e}}{\|\mathbf{e}\|_F} \otimes \frac{\mathbf{h}^*}{\|\mathbf{h}\|_F} \triangleq \begin{bmatrix} \sin \theta \cos \phi \\ \sin \theta \sin \phi \\ \cos \theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $(\cdot)^*$ 表示共轭,“ \otimes ”代表矢量叉乘, $\|\cdot\|_F$ 为范数。由式(2)明显可知,在进行角度参数估计时,相应的2D角度参数可从VCP中提取。

1.2 张量基础

张量是多维数组的数学概念,常用于表示具有多个维度的数据结构^[22]。本文所涉及的张量基础

如下。

定义1 PARAFAC分解 一个 Q 阶张量 $\mathcal{X} \in \mathbb{C}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_Q}$ 就是一个多维数组。若 \mathcal{X} 秩为 K ,则其PARAFAC分解可表示为

$$\mathcal{X} = \sum_{k=1}^K a_{1,k} \circ a_{2,k} \circ \dots \circ a_{Q,k} = \mathcal{I}_{K \times 1} \mathbf{A}_1 \times_2 \mathbf{A}_2 \times_3 \dots \mathbf{A}_Q \times_K \quad (3)$$

式中：“ \circ ”为外积， $a_{q,k} \in \mathbb{C}^{I_q \times 1}$ ($q=1, 2, \dots, Q$)是一个秩1张量， \mathcal{I}_K 表示一个张量，其中位置 (k, k, \dots, k) 的元素为1 ($k=1, 2, \dots, K$)，其他所有元素均为0。其中，下标 $\times K$ 表示模 K 乘积。通常， \mathbf{A}_q 被称为 \mathcal{X} 的第 q 个因子矩阵。对于式(3)满足

$$[\mathcal{X}]_{(q)} = \mathbf{A}_q [\mathbf{A}_{q+1} \odot \dots \odot \mathbf{A}_Q \odot \mathbf{A}_1 \odot \dots \odot \mathbf{A}_{q-1}]^T \quad (4)$$

式中：“ \odot ”为Khatri-Rao积，同时有 $\mathbf{A}_q = [a_{q,1}, a_{q,2}, \dots, a_{q,K}] \in \mathbb{C}^{I_q \times K}$ 。

定义2 PARAFAC模型重排 对于式(3)的分解模型，设集合 $O_j = \{o_{j,1}, o_{j,2}, \dots, o_{j,M_j}\}$ ，其中 $j=1, 2, \dots, J$ 是维度 $O = \{1, 2, \dots, Q\}$ 的一个分割，那么张量 \mathcal{X} 重排后可由新张量 $\chi_{O_1, O_2, \dots, O_J} \in \mathbb{C}^{T_1 \times T_2 \times \dots \times T_J}$ 来表示

$$\chi_{O_1, O_2, \dots, O_J} = \sum_{k=1}^K b_k^{(1)} \circ b_k^{(2)} \circ \dots \circ b_k^{(J)} \quad (5)$$

式中： $T_j = \prod_{m=1}^{M_j} I_{o_{j,m}}$ ， $b_k^{(j)} = a_k^{(o_{j,M_j})} \otimes a_k^{(o_{j,M_j-1})} \otimes \dots \otimes a_k^{(o_{j,1})}$ ，“ \otimes ”表示克罗内克积。

定义3 分解唯一性 PARAFAC模型的最重要的特征是其分解具有唯一性。根据Kruskal定理^[23]，有

$$\text{KR}\{\mathbf{A}_1\} + \text{KR}\{\mathbf{A}_2\} + \dots + \text{KR}\{\mathbf{A}_Q\} \geq 2K + Q - 1 \quad (6)$$

式中 $\text{KR}\{\cdot\}$ 为Kruskal秩。式(6)为PARAFAC分解唯一性的充分条件。

1.3 信号模型

本文涉及的双基地EMVS-MIMO雷达模型如图1所示，由阵列数为 M 的发射阵列和阵列数为 N 的接收阵列组成，每个阵元为完备的EMVS且处于三维空间的任意位置处，第 m ($m=1, 2, \dots, M$)个发射阵元和第 n ($n=1, 2, \dots, N$)个接收阵元的坐标分别为 $\mathbf{p}_{t,m} = [x_{t,m}, y_{t,m}, z_{t,m}]^T$ 和 $\mathbf{p}_{r,n} = [x_{r,n}, y_{r,n}, z_{r,n}]^T$ 。本文发射阵元间隔应满足半波长约束，且发射波形相互正交，而接收阵元稀疏分布在任意三维空间中。假设总数为 K 个不相干的远场目标出现在雷达相同距离元，其中第 k 个目标对于发射EMVS阵列而言，目标的2D-DOD为 $(\theta_{t,k}, \phi_{t,k})$ ，而对接收EMVS阵列来说，其2D-DOA为 $(\theta_{r,k}, \phi_{r,k})$ ，辅助极化角为 $\gamma_{r,k}$ 和极化相位差为 $\eta_{r,k}$ 。

基于上述雷达系统，经过对接收阵列空间响应的分析，双基地EMVS-MIMO雷达所接收数据可以表示为^[9]

$$\mathbf{y}(t) = \sum_{k=1}^K [\mathbf{a}_{t,k} \otimes \mathbf{b}_{r,k} \otimes \mathbf{a}_{r,k}] f_k(t) + \mathbf{n}(t) = [\mathbf{A}_t \odot \mathbf{B}_r \odot \mathbf{A}_r] \mathbf{f}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (7)$$

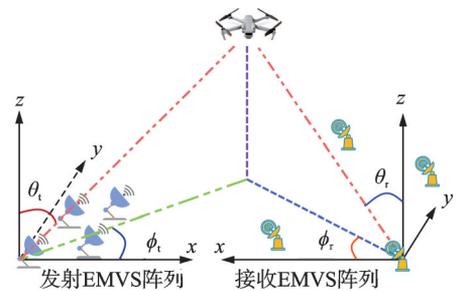


图1 双基地EMVS-MIMO雷达系统

Fig.1 Dual-base EMVS-MIMO radar system

式中: t 为快拍数, $\mathbf{a}_{t,k} = [e^{-j2\pi\tau_{1,k}}, e^{-j2\pi\tau_{2,k}}, \dots, e^{-j2\pi\tau_{M,k}}]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 为发射阵列对第 k 个目标的空间响应矢量, $\mathbf{a}_{r,k} = [e^{-j2\pi\tau_{r,k}}, e^{-j2\pi\tau_{r,k}}, \dots, e^{-j2\pi\tau_{r,k}}]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 为接收阵列对第 k 个目标的空间响应矢量, $\mathbf{b}_{r,k} \in \mathbb{C}^{6 \times 1}$ 为接收 EMVS 阵列相应的电磁导向矢量, 具体见式 (1), $f_k(t)$ 代表第 k 个目标的复包络, $\mathbf{f}(t) = [f_1(t), f_2(t), \dots, f_K(t)]^T$, 高斯白噪声为 $\mathbf{n}(t) = [\mathbf{n}_1^T(t), \mathbf{n}_2^T(t), \dots, \mathbf{n}_M^T(t)]^T$ 。根据 EMVS 相关原理^[24]有

$$\begin{cases} \tau_{t,m,k} \triangleq \mathbf{p}_{t,m}^T \mathbf{g}_{t,k} / \lambda \\ \tau_{r,n,k} \triangleq \mathbf{p}_{r,n}^T \mathbf{g}_{r,k} / \lambda \end{cases} \quad (8)$$

其中

$$\begin{cases} \mathbf{g}_{t,k} \triangleq [\sin \theta_{t,k} \cos \phi_{t,k}, \sin \theta_{t,k} \sin \phi_{t,k}, \cos \theta_{t,k}]^T \\ \mathbf{g}_{r,k} \triangleq [\sin \theta_{r,k} \cos \phi_{r,k}, \sin \theta_{r,k} \sin \phi_{r,k}, \cos \theta_{r,k}]^T \end{cases} \quad (9)$$

如果有 $L (L > 1)$ 个可用快照, 例如 $t = 1, 2, \dots, L$, 则将式 (7) 中模型重写为匹配滤波的矩阵形式, 即

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{A}_t \odot \mathbf{B}_r \odot \mathbf{A}_r] \mathbf{F}^T + \mathbf{N} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{F} = [\mathbf{f}(1), \mathbf{f}(2), \dots, \mathbf{f}(L)] \in \mathbb{C}^{L \times K}$, $\mathbf{N} = [\mathbf{n}(1), \mathbf{n}(2), \dots, \mathbf{n}(L)] \in \mathbb{C}^{MN \times 6L}$ 。

2 PARAFAC 分解与角度估计

2.1 张量模型

实际上, \mathbf{Y} 可以视为一个 4 阶张量 \mathcal{Y} 的模- n 展开形式^[9], 其中, \mathcal{Y} 的形式为

$$\mathcal{Y} = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}_{t,k} \circ \mathbf{b}_{r,k} \circ \mathbf{a}_{r,k} \circ \mathbf{f}_k + \boldsymbol{\epsilon}_1 \quad (11)$$

式中: \mathbf{f}_k 为 \mathbf{F} 的第 k 列, $\boldsymbol{\epsilon}_1 \in \mathbb{C}^{M \times 6 \times N \times L}$ 为张量形式的噪声。根据定义 2, 令 $O_1 = \{1\}$, $O_2 = \{3\}$, $O_3 = \{2, 4\}$; 可以对式 (10) 重排为三阶 PARAFAC 张量 $\mathcal{Z} \in \mathbb{C}^{M \times N \times 6L}$, 得到

$$\mathcal{Z} = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}_{t,k} \circ \mathbf{a}_{r,k} \circ \mathbf{d}_k + \boldsymbol{\epsilon}_2 \triangleq \mathcal{I}_{K \times 1} \mathbf{A}_t \times_2 \mathbf{A}_r \times_3 \mathbf{D} + \mathcal{N} \quad (12)$$

式中 $\mathcal{N} \in \mathbb{C}^{M \times N \times 6L}$ 为加性噪声所对应的张量形式。根据定义 3, 若式 (12) 的无噪声部分满足 PARAFAC 分解的唯一性, 则

$$\text{KR}\{\mathbf{A}_t\} + \text{KR}\{\mathbf{A}_r\} + \text{KR}\{\mathbf{D}\} \geq 2K + 3 \quad (13)$$

为了得到最逼近 \mathcal{Z} 的因子矩阵 \mathbf{A}_t , \mathbf{A}_r 和 \mathbf{D} , 建立求解因子矩阵的优化问题

$$\min_{\mathbf{A}_t, \mathbf{A}_r, \mathbf{D}} \|\mathcal{Z} - \mathcal{I}_{K \times 1} \mathbf{A}_t \times_2 \mathbf{A}_r \times_3 \mathbf{D}\|_{\text{F}}^2 \quad (14)$$

对式 (14) 采用三线性交替最小二乘 (Trilinear alternating least squares, TALS)^[25] 进行求解。根据定义 1 有

$$\mathbf{Z}_1 \triangleq [\mathcal{Z}]_{(1)}^T = (\mathbf{A}_r \odot \mathbf{D}) \mathbf{A}_t^T + \mathbf{N}' \quad (15)$$

$$\mathbf{Z}_2 \triangleq [\mathcal{Z}]_{(2)}^T = (\mathbf{D} \odot \mathbf{A}_t) \mathbf{A}_r^T + \mathbf{N}'' \quad (16)$$

$$\mathbf{Z}_3 \triangleq [\mathcal{Z}]_{(3)}^T = (\mathbf{A}_t \odot \mathbf{A}_r) \mathbf{D}^T + \mathbf{N}''' \quad (17)$$

式中: 噪声矩阵 $\mathbf{N}' = [\mathcal{N}]_1^T \in \mathbb{C}^{6NL \times M}$, $\mathbf{N}'' = [\mathcal{N}]_2^T \in \mathbb{C}^{6ML \times N}$, $\mathbf{N}''' = [\mathcal{N}]_3^T \in \mathbb{C}^{MN \times 6L}$ 。TALS 将式 (14) 分解为 3 个独立的最小二乘 (Least squares, LS) 问题, 即

$$\min_{\mathbf{A}_t, \mathbf{A}_r, \mathbf{D}} \|\mathbf{Z}_1 - [\mathbf{A}_r \odot \mathbf{D}] \mathbf{A}_t^T\|_{\text{F}}^2 \quad (18)$$

$$\min_{A_t, A_r, D} \|Z_2 - [D \odot A_t] A_r^T\|_F^2 \quad (19)$$

$$\min_{A_t, A_r, D} \|Z_3 - [A_t \odot A_r] D^T\|_F^2 \quad (20)$$

对于式(18~20)的问题, TALS将其中两个因子矩阵视为已知的, 通过LS解决剩余因子矩阵的估计问题, 结合式(15~17), 可知3个因子矩阵的LS解分别是

$$\begin{cases} \hat{A}_t^T = (A_r \odot D)^\dagger Z_1 \\ \hat{A}_r^T = (D \odot A_t)^\dagger Z_2 \\ \hat{D}^T = (A_t \odot A_r)^\dagger Z_3 \end{cases} \quad (21)$$

式中: 上标“ \dagger ”为矩阵的伪逆。TALS通过交替迭代拟合3个因子矩阵, 当拟合误差达到预期范围内时算法终止。尽管TALS较为容易实现, 但它的收敛速度往往很慢。本文采用公共因子分解(Common factorization, COMFAC)算法^[26]来加速计算过程。它首先将高维张量压缩成较小的张量, 然后在低维空间进行LS拟合迭代, 经过多次迭代后可以快速收敛。

根据文献[27], PARAFAC分解对于列的排列和缩放具有相同的模糊性, 可数学表述为

$$\begin{cases} \hat{A}_t = A_t \Pi \Delta_1 + E_1 \\ \hat{A}_r = A_r \Pi \Delta_2 + E_2 \\ \hat{D} = D \Pi \Delta_3 + E_3 \end{cases} \quad (22)$$

式中: $\Pi \in \mathbb{C}^{K \times K}$ 为置换矩阵, $\Delta_1 \in \mathbb{C}^{K \times K}$, $\Delta_2 \in \mathbb{C}^{K \times K}$, $\Delta_3 \in \mathbb{C}^{K \times K}$ 为尺度模糊矩阵, $\Delta_1 \Delta_2 \Delta_3 = I_K$, $E_1 \in \mathbb{C}^{M \times K}$, $E_2 \in \mathbb{C}^{N \times K}$, $E_3 \in \mathbb{C}^{6L \times K}$ 拟合误差矩阵, I_K 表示 $K \times K$ 的单位矩阵。

2.2 2D-DOD估计

通过观察 $a_{t,k}$ 发现, $A_t = [a_{t,1}, a_{t,2}, \dots, a_{t,M}]$ 的相位是线性的, 考虑采用LS技术对 $g_{t,k}$ 进行估计, 令 $h_{t,k} \triangleq \text{angle}\{a_{t,k}\}/2\pi$, 则

$$h_{t,k} = [\tau_{t,k}, \tau_{t,k}, \dots, \tau_{t,M,k}]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1} \quad (23)$$

式中: $\text{angle}\{\cdot\}$ 表示以弧度为单位的相位, 其映射范围在 $(-\pi, \pi]$ 区间内, 发射阵列分布受半波约束, 因而使用 $\text{angle}\{\cdot\}$ 函数进行求相位时不存在模糊性。定义 $P_t \triangleq [p_{t,1}, p_{t,2}, \dots, p_{t,M}]^T \in \mathbb{C}^{M \times 3}$, 显然

$$h_{t,k} = P_t g_{t,k} / \lambda \quad (24)$$

令

$$\hat{g}_{t,k} \triangleq \lambda P_t^\dagger h_{t,k} \quad (25)$$

式中 $\hat{h}_{t,k} \triangleq \text{angle}\{\hat{a}_{t,k}\}/2\pi$, $\hat{a}_{t,k}$ 对应为 A_t 估计值的第 k 列。随后, 2D-DOD的估计结果为

$$\begin{cases} \hat{\theta}_{t,k} = \arcsin \sqrt{\hat{g}_{t,k}^2(1) + \hat{g}_{t,k}^2(2)} \\ \hat{\phi}_{t,k} = \arctan(\hat{g}_{t,k}(2)/\hat{g}_{t,k}(1)) \end{cases} \quad (26)$$

由于发射阵元满足半波长约束, 上述2D-DOD估计值无模糊性。

2.3 2D-DOA估计

因 A_t 和 A_r 两者结构相似, 可采用类似式(25, 26)的步骤进行2D-DOA估计。在接收阵列为稀疏阵时, $h_{r,k} \triangleq [\tau_{r,k}, \tau_{r,k}, \dots, \tau_{r,N,k}]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\hat{h}_{r,k} \triangleq \text{angle}\{\hat{a}_{r,k}\}/2\pi$, 但由于 $\text{angle}\{\cdot\}$ 映射此时无法真实反映 $\hat{a}_{r,k}$ 中元素的相位差, 即无噪情况下 $h_{r,k} \neq \hat{h}_{r,k}$, 因此估计结果会出现模糊性。本文提出一种相位补偿方法

来解决相位模糊问题。

事实上,对于任何接收阵列几何,在无噪情况下都有

$$\hat{\mathbf{h}}_{r,k} - \mathbf{h}_{r,k} = 2\pi\mathbf{q}_k \quad (27)$$

式中 $\mathbf{q}_k \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 是实值向量。如果 \mathbf{q}_k 已知,就可从 $\hat{\mathbf{h}}_{r,k}$ 中确定接收的真实相位 $\mathbf{h}_{r,k}$ 。

根据式(1)将电场矢量和磁场矢量归一化表示为

$$\mathbf{e} = \mathbf{b}(1)\tilde{\mathbf{e}}, \mathbf{h} = \mathbf{b}(1)\tilde{\mathbf{h}} \quad (28)$$

式中: $\tilde{\mathbf{e}} = [b^{(1)}, b^{(2)}, b^{(3)}]^T$, $\tilde{\mathbf{h}} = [b^{(4)}, b^{(5)}, b^{(6)}]^T$, $b^{(c)} = b^{(c)}/b(1)$ 。由于 $\mathbf{b}(1)$ 是一个常数,则 $(\mathbf{b}(1)/\|\mathbf{b}(1)\|_F) \otimes (\mathbf{b}^*(1)/\|\mathbf{b}(1)\|_F) = 1$,式(2)可等价

$$\frac{\mathbf{e}}{\|\mathbf{e}\|_F} \otimes \frac{\mathbf{h}^*}{\|\mathbf{h}\|_F} \triangleq \left(\frac{\mathbf{b}(1)}{\|\mathbf{b}(1)\|_F} \cdot \frac{\tilde{\mathbf{e}}}{\|\tilde{\mathbf{e}}\|_F} \right) \otimes \left(\frac{\mathbf{b}^*(1)}{\|\mathbf{b}(1)\|_F} \cdot \frac{\tilde{\mathbf{h}}^*}{\|\tilde{\mathbf{h}}\|_F} \right) = \frac{\tilde{\mathbf{e}}}{\|\tilde{\mathbf{e}}\|_F} \otimes \frac{\tilde{\mathbf{h}}^*}{\|\tilde{\mathbf{h}}\|_F} \quad (29)$$

复合因子矩阵 $\mathbf{D} = \mathbf{B}_r \odot \mathbf{F}$ 具有旋转不变特性

$$[\mathcal{S}_1\{\mathbf{B}_r\} \odot \mathbf{F}] \boldsymbol{\Phi}^{(c)} \triangleq [\mathcal{S}_c\{\mathbf{B}_r\} \odot \mathbf{F}] \quad (30)$$

式中: $c = 2, 3, \dots, 6$; $\boldsymbol{\Phi}^{(c)} = \text{diag}\{b_{r,1}^{(c)}, b_{r,2}^{(c)}, \dots, b_{r,K}^{(c)}\} \in \mathbf{C}^{K \times K}$ 。定义有如下的选择矩阵

$$\mathbf{J}_{r,c} \triangleq \mathbf{i}_{6,c} \otimes \mathbf{I}_L \in \mathbf{C}^{L \times 6L} \quad (31)$$

式中: \mathbf{I}_L 为一个 $L \times L$ 的单位矩阵, $\mathbf{i}_{6,c}$ 为 \mathbf{I}_6 的第 c 列,易得

$$\mathbf{J}_{r,1} \mathbf{D} \boldsymbol{\Phi}^{(c)} \triangleq \mathbf{J}_{r,c} \mathbf{D} \quad (32)$$

将 \mathbf{D} 用 $\hat{\mathbf{D}}$ 替代,则 $\boldsymbol{\Phi}^{(c)}$ 可由 LS 进行求解,得

$$\hat{\boldsymbol{\Phi}}^{(c)} \triangleq \hat{\boldsymbol{\Pi}} (\mathbf{J}_{r,1} \hat{\mathbf{D}})^\dagger \mathbf{J}_{r,c} \hat{\mathbf{D}} \hat{\boldsymbol{\Pi}}^{-1} \quad (33)$$

再遍历 $c = 2, 3, \dots, 6$,即可得到 $b_{r,k}^{(c)}$ 的估计值 $\hat{b}_{r,k}^{(c)}$ 。令 $\hat{\mathbf{e}}_{r,k} = [1, \hat{b}_{r,k}^{(2)}, \hat{b}_{r,k}^{(3)}]^T$, $\tilde{\mathbf{h}}_{r,k} = [b_{r,k}^{(4)}, b_{r,k}^{(5)}, b_{r,k}^{(6)}]^T$, 计算

$$\tilde{\mathbf{g}}_{r,k} \triangleq \frac{\tilde{\mathbf{e}}_{r,k}}{\|\tilde{\mathbf{e}}_{r,k}\|_F} \otimes \frac{\tilde{\mathbf{h}}_{r,k}^*}{\|\tilde{\mathbf{h}}_{r,k}\|_F} \quad (34)$$

由于计算 $\tilde{\mathbf{g}}_{r,k}$ 时没有利用接收阵列的空间结构, $\tilde{\mathbf{g}}_{r,k}$ 不具备模糊特性,但其分辨率较低。

通过利用无模糊的 $\tilde{\mathbf{g}}_{r,k}$,可获得粗略的接收相位矢量

$$\mathbf{h}_{r,k}^{(d)} \triangleq \mathbf{P}_r \tilde{\mathbf{g}}_{r,k} / \lambda \quad (35)$$

由 PARAFAC 分解得到的 $\hat{\mathbf{A}}_r$,计算出接收相位的估计值 $\hat{\mathbf{h}}_{r,k} = \text{angle}\{\hat{\mathbf{a}}_{r,k}\}/2\pi$,其中, $\hat{\mathbf{a}}_{r,k}$ 为 $\hat{\mathbf{A}}_r$ 的第 k 列,由式(27)可计算出实值向量的估计值

$$\hat{\mathbf{q}}_k \triangleq \text{round} \left\{ \frac{\mathbf{h}_{r,k}^{(d)} - \hat{\mathbf{h}}_{r,k}}{2\pi} \right\} \quad (36)$$

式中 $\text{round}\{\cdot\}$ 为求解出最接近的整数。此后,进行相位补偿,恢复出无周期模糊的接收相位 $\hat{\mathbf{h}}'_{r,k}$,即

$$\hat{\mathbf{h}}'_{r,k} \triangleq \hat{\mathbf{h}}_{r,k} + 2\pi\hat{\mathbf{q}}_k \quad (37)$$

利用接收阵列的坐标矩阵 $\mathbf{P}_r \triangleq [\mathbf{p}_{r,1}, \mathbf{p}_{r,2}, \dots, \mathbf{p}_{r,N}]^T \in \mathbf{C}^{N \times 3}$,进行 LS 拟合,可得

$$\hat{\mathbf{g}}_{r,k} = \lambda \mathbf{P}_r^\dagger \hat{\mathbf{h}}'_{r,k} \quad (38)$$

最后,具有高分辨率、无模糊特性的 2D-DOD 估计值为

$$\begin{cases} \hat{\theta}_{r,k} = \pm \arcsin \sqrt{\hat{g}_{r,k}^2(1) + \hat{g}_{r,k}^2(2)} \\ \hat{\phi}_{r,k} = \arctan(\hat{g}_{r,k}(2)/\hat{g}_{r,k}(1)) \end{cases} \quad (39)$$

式中 $\hat{\theta}_{r,k}$ 的正负符号由 $\hat{g}_{r,k}(3)$ 的取值符号决定。

3 算法分析

3.1 可识别性比较

可辨识性即算法最大可估计的目标数目^[28],所提出的算法主要是受到PARAFAC分解唯一性的约束,即式(13)给出了所提算法的可辨识约束条件。假设目标具有不同的2D-DOD和2D-DOA,则 A_t 和 A_r 均为满Kruskal秩,即该算法可以达到最大可识别性,在此条件下, $\text{KR}\{A_t\} = M$, $\text{KR}\{A_r\} = N$, $\text{KR}\{D\} = 6L$,PARAFAC分解具有唯一性的条件为

$$M + N + 6L \geq 2K + 3 \quad (40)$$

因此,本文所提算法最多可辨识目标的个数即为

$$K \leq (M + N + 6L - 3)/2 \quad (41)$$

为了与现有算法进行对比,表1总结了各算法的辨识性能。PARAFAC算法与本文相同,但在相同配置的雷达模型仿真实验中,可发现本文所提算法均方根误差(Root mean square error, RMSE)更低,具有更优的角度估计性能。显然,所提出算法通常比ESPRIT-Like和ESPRIT具有更好的可识别性。此外,ESPRIT-Like、PARAFAC-Like和ESPRIT仅对 $L \geq K$ 的场景有效。

3.2 计算复杂度比较

所提出算法主要复杂性主要在PARAFAC分解的过程。对于维数为 $M \times N \times 6L$ 、Kruskal秩为 K 的PARAFAC数据模型,通过COMFAC算法获得初始值需要 $\{M^3 + N^3 + (6L)^3\}$ 次复乘法,COMFAC中的TALS需要 $\{MK^2 + NK^2 + 6LK^2\}$ 次复乘法。所提算法和PARAFAC的计算复杂度均为 $\{M^3 + N^3 + 6^3L^3 + (M + N + 6L)K^2\}$,而PARAFAC-Like算法复杂度为 $\{M^3 + 6^3N^3 + L^3 + (M + 6N + L)K^2\}$ 。ESPRIT和ESPRIT-Like算法都是基于子空间分解,二者的主要计算复杂度相同,均为 $\{6^3M^3N^3\}$ 。

3.3 CRB分析

在参数估计领域,所获得的无偏估计量的最小值为CRB,即所做实验得到的误差不可能低于CRB,该界限是参数无偏估计的性能指标。下面给出了均匀平面阵列中CRB的推导以评估本文所提算法在二维角度参数的估计性能。假设一个 $4K \times 1$ 的未知角度向量 $\boldsymbol{\theta} \triangleq [\boldsymbol{\theta}^T, \boldsymbol{\phi}^T]^T$ 包含目标的二维参数,其中 $\boldsymbol{\theta} \triangleq [\theta_{t,1}, \dots, \theta_{t,K}, \theta_{r,1}, \dots, \theta_{r,K}]$, $\boldsymbol{\phi} \triangleq [\phi_{t,1}, \dots, \phi_{t,K}, \phi_{r,1}, \dots, \phi_{r,K}]$,根据文献[29],2D-DOD和2D-DOA估计的CRB为

$$\text{CRB} \triangleq \frac{\sigma^2}{2L} \left[\text{Re} \left\{ (\tilde{C}^H \boldsymbol{\theta}_C^\perp \tilde{C}) \oplus \mathbf{R}_S^T \otimes \mathbf{I}_4 \right\} \right] \quad (42)$$

式中：“ \oplus ”为Hadamard积, $\text{Re}\{\cdot\}$ 为取实部的运算。 $\tilde{C} = \left[\frac{\partial c_1}{\partial \theta_{t,1}}, \dots, \frac{\partial c_K}{\partial \theta_{t,K}}, \frac{\partial c_1}{\partial \phi_{t,1}}, \dots, \frac{\partial c_K}{\partial \phi_{r,K}} \right]$, C 的第 k

表1 各算法的可辨识性比较

Table 1 Comparison of recognisabilities of algorithms

算法	可辨识性
ESPRIT ^[7]	$\min\{M, 6N\}$
PARAFAC ^[9]	$(M + N + 6L - 3)/2$
ESPRIT-Like ^[16]	MN
PARAFAC-Like ^[17]	$\min\{(M - 1), 6(N - 1)\}$
本文算法	$(M + N + 6L - 3)/2$

列是 $c_k = a_{r,k} \otimes b_{r,k} \otimes a_{t,k}$, $\Theta_C = I_{MN} - CC^\dagger$, $R_s = DD^H/L$ 。

4 实验仿真及分析

为证明所提算法的有效性,使用蒙特卡洛仿真的方法来比较各种算法的性能。假设存在 $K=3$ 个目标处于远场,其仰角分别为: $\theta_t = [40^\circ, 20^\circ, 30^\circ]$, $\theta_r = [24^\circ, 38^\circ, 16^\circ]$, 方位角为 $\phi_t = [15^\circ, -25^\circ, 35^\circ]$, $\phi_r = [21^\circ, -32^\circ, 55^\circ]$, 对于发射阵列 EMVS 相关参数辅助极化角为 $\gamma = [12^\circ, 39^\circ, 63^\circ]$, 极化相位差为 $\eta = [13^\circ, 47^\circ, -21^\circ]$ 。在仿真实验中,信噪比 SNR 定义为 $\text{SNR} = 10 \lg(\|Y - N\|^2 / \|N\|^2)$, 其中 Y 和 N 分别为信号矩阵和噪声矩阵。角度估计的精度用 RMSE 来评价。

实验 1 所提算法的 2D 散点图。假设 $M=8$, 发射阵元任意地分布在三维空间中, 其位置坐标均在 $[-\lambda/4, \lambda/4]$ 范围内。接收阵列为一个在 $[-25\lambda, 25\lambda]$ 空间范围内呈任意几何分布的结构, 其阵元个数 $N=12$ 。在仿真实验中 $L=200$, $\text{SNR}=10$ dB, 蒙特卡洛次数为 200 次, 散点图结果由图 2(a) 给出, 可以清楚地看到, 所有的参数都正确估计和自动配对, 具有良好的角度参数估计性能。当为单快拍 $L=1$ 时, 同时提升 $\text{SNR}=30$ dB, 估计结果如图 2(b) 所示。对于单快拍, 2D 参数也能够准确估计, 说明所提算法具有较高的稳定性和准确性。该算法的约束条件为发射阵元的间距应在半波长内, 避免 2D-DOD 具有周期性的角度模糊。

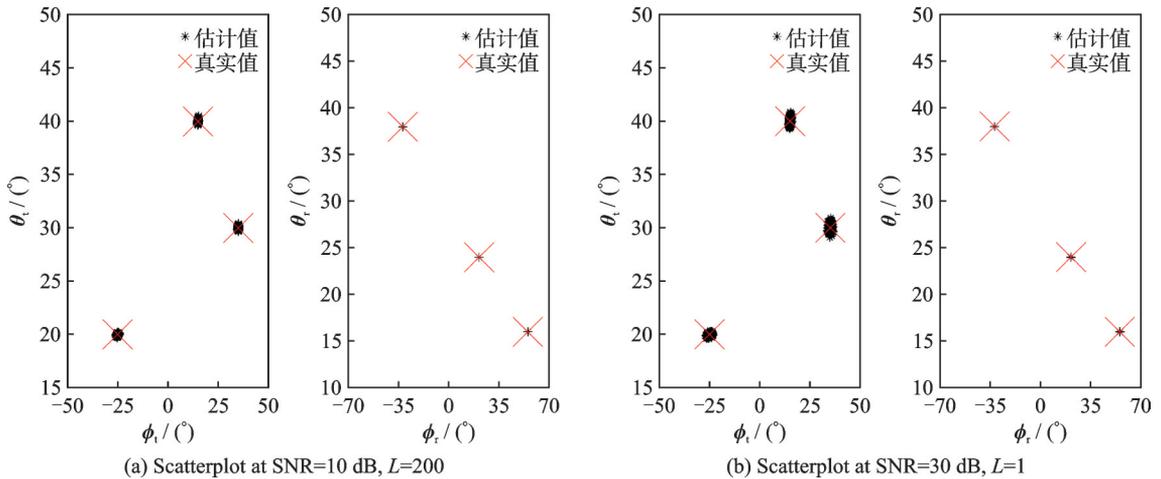


图 2 所提算法的散点结果

Fig.2 Scatter results of the proposed algorithm

为证明所提出算法的有效性,将其同 ESPRIT、ESPRIT-Like、PARAFAC、PARAFAC-Like 以及 CRB 进行比较。其中,收发阵列均为均匀平面阵结构,对于发射阵列为 4×4 , 间隔 $d_t = 0.5\lambda$, 接收阵列为 $N \times N$, 除非特别说明其 $N=3$, $d_r = 2.5\lambda$, $L=200$, 蒙特卡洛仿真次数为 200。

实验 2 SNR 变化下 RMSE 性能比较。图 3 显示了仿真结果, 可见在整个实验测试的 SNR 区域内所提的估计算法的 RMSE 性能最佳, ESPRIT-Like 算法的 RMSE 性能最差。随着 SNR 的增加, 所有算法的估计精度均有所提升。在整个仿真区域内, 本文算法的 RMSE 性能最接近 CRB。特别是在低信噪比情况下, 所提算法的 RMSE 远远低于其他算法, 张量分解有助于获得更好的噪声消除结果, 从而实现更准确的角度估计。

实验 3 接收阵列个数 N 变化下 RMSE 性能比较。图 4 显示了所提的估计算法相对于接收阵列个数变化的平均 RMSE 曲线。此时 SNR 为 0 dB, 可以看出, 随着 N 的增加, 所有算法的 RMSE 都在缓慢

下降。然而与 ESPRIT-Like 相比,所提的估计算法显示出超过 10 dB 的显著 RMSE 差距。此外,本文提出算法在测试个数为 N 时 RMSE 表现都优于 PARAFAC 算法。

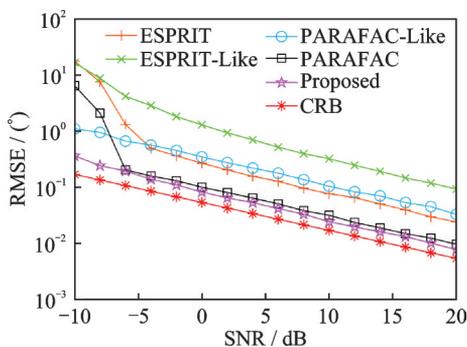
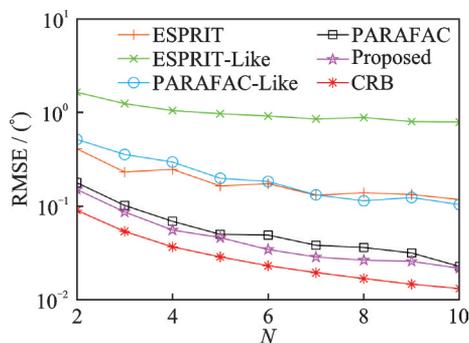


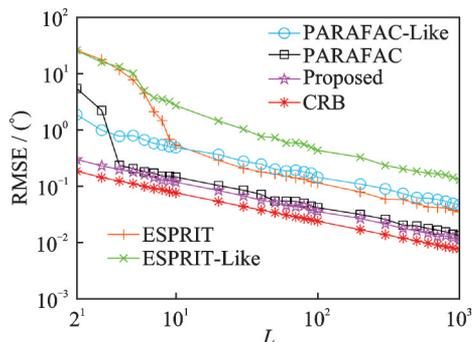
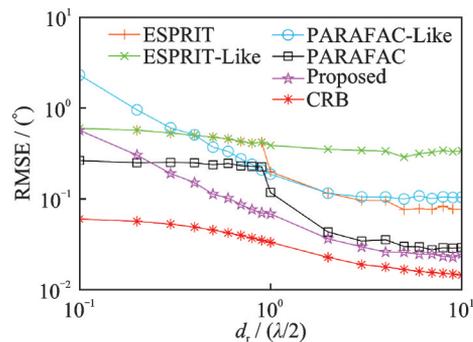
图3 SNR变化下平均RMSE比较

Fig.3 Average RMSE comparison with SNR changing

图4 N 变化下平均RMSE比较Fig.4 Average RMSE comparison with N changing

实验4 快拍数 L 变化下 RMSE 性能比较。图5显示了所提估计算法相对于快拍数变化的平均 RMSE 曲线。在 $\text{SNR} = 10$ dB 的前提下,在不同的快拍数时,所提估计算法的 RMSE 最低,均优于对比算法。在低快拍数时,本文算法明显优于其他4种算法,具有更高的算法可靠性。在 $L \geq 4$ 情况下,所提的估计算法与 PARAFAC 算法虽相接近,但 RMSE 更低,2D 估计更为准确。

实验5 接收阵元间距 d_r 变化下 RMSE 性能比较。图6显示了所提的估计算法相对于接收阵列间隔变化的平均 RMSE 曲线。在该仿真实验中, $\text{SNR} = 10$ dB,所有算法的均方根误差随 d_r 的增加呈现出先快速下降后平滑的趋势。值得注意的是,所提算法的 RMSE 与 CRB 的性能曲线随着接收阵元的间隔增大而不断趋近。当 $d_r < \lambda/2$ 时,本文算法的 RMSE 曲线远大于 CRB 性能曲线,说明角度估计性能弱于上述实验,其主要原因在于接收阵列满足半波长约束,不存在相位周期性模糊,所提出的相位补偿未能充分展现其优越性。当 $d_r \geq \lambda/2$ 时, RMSE 与 CRB 性能曲线相接近,说明了相位补偿技术极大地改善了接收阵列不受半波约束时的角度估计性能。在该仿真实验中明显可以发现本文所提出的算法比其他算法的 RMSE 更低,具有更准确的 2D 估计。

图5 L 变化下平均RMSE比较Fig.5 Average RMSE comparison with L changing图6 传感器间距离 d_r 变化下平均RMSE比较Fig.6 Average RMSE comparison with intersensor distance d_r changing

5 结束语

本文提出了一种基于 PARAFAC 模型的 EMVS-MIMO 雷达目标 2D 角度测向算法。其结合 PARAFAC 分解方法、旋转不变方法、归一化坡印廷矢量叉乘方法及相位补偿技术,可获得任意收发阵

列流形背景下目标高分辨率二维角度估计的闭式解。通过仿真实验可以发现,本文所提算法精度高、优越性好。在降低计算复杂度的同时,能够实现较高的参数估计精度,具有适用性强等特点,该测向技术在未来雷达探测领域具有重要的应用前景。

参考文献:

- [1] 赵永波,刘宏伟. MIMO雷达技术综述[J]. 数据采集与处理, 2018, 33(3): 389-399.
ZHAO Yongbo, LIU Hongwei. Overview on MIMO radar[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2018, 33(3): 389-399.
- [2] 麦超云,孙进平,周锐,等. MIMO雷达方向图与稀疏频率波形联合设计[J]. 信号处理, 2016, 32(11): 1261-1268.
MAI Chaoyun, SUN Jinping, ZHOU Rui, et al. MIMO radar beam pattern and sparse frequency waveform design[J]. Journal of Signal Processing, 2016, 32(11): 1261-1268.
- [3] 陈小龙,黄勇,关键,等. MIMO雷达微弱目标长时积累技术综述[J]. 信号处理, 2020, 36(12): 1947-1964.
CHEN Xiaolong, HUANG Yong, GUAN Jian, et al. Summary of long-time integration techniques for weak targets of MIMO radar[J]. Journal of Signal Processing, 2020, 36(12): 1947-1964.
- [4] 文方青,张弓,王鑫海,等. 基于三维压缩感知的MIMO雷达角度估计算法[J]. 数据采集与处理, 2018, 33(2): 231-239.
WEN Fangqing, ZHANG Gong, WANG Xinhai, et al. Angle estimation algorithm for MIMO radar using three-way compressive sensing[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2018, 33(2): 231-239.
- [5] SIDIROPOULOS N, LATHAUWER L, FU X, et al. Tensor decomposition for signal processing and machine learning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(13): 3551-3582.
- [6] 谢前朋,潘小义,陈吉源,等. 基于新型阵列的双基地电磁矢量传感器MIMO雷达高分辨角度参数估计[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(2): 270-276.
XIE Qianpeng, PAN Xiaoyi, CHEN Jiyuan, et al. High resolution angle parameter estimation for bistatic EMVS-MIMO radar based on a new designed array[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(2): 270-276.
- [7] WEN Fangqing, SHI Junpeng, HE Jin, et al. 2D-DOD and 2D-DOA estimation using sparse L-shaped EMVS-MIMO radar [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(2): 2077-2084.
- [8] GOOSSENS R, ROGIER H. A hybrid uca-rare/root-music approach for 2-D direction of arrival estimation in uniform circular arrays in the presence of mutual coupling[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2007, 55(3): 841-849.
- [9] WANG Xianpeng, GUO Yuehao, WEN Fangqing, et al. EMVS-MIMO radar with sparse RX geometry: Tensor modeling and 2-D direction finding[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(6): 8062-8075.
- [10] LI Zheng, ZHANG Xiaofei. Monostatic MIMO radar with nested L-shaped array: Configuration design, DOF and DOA estimation[J]. Digital Signal Processing, 2021, 108: 102883.
- [11] 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 Xianpeng, GUO Yuehao, HUANG Mengxing, et al. Robust angle estimation method for noncircular targets in MIMO radar with mutual coupling[J]. Journal on Communications, 2019, 40(7): 144-150.
- [12] GU Chen, HE Jin, LI Hongtao, et al. Target localization using MIMO electromagnetic vector array systems[J]. Signal Processing, 2013, 93: 2103-2107.
- [13] SRINIVASARAO C, PALANISAMY P. 2D-DOD and 2D-DOA estimation using the electromagnetic vector sensors[J]. Signal Processing, 2018, 147: 163-172.
- [14] WEN Fangqing, SHI Junpeng. Fast direction finding for bistatic EMVS-MIMO radar without pairing[J]. Signal Processing, 2020, 173: 107512.
- [15] WONG K, ZOLTOWSKJ I. Closed-form direction finding and polarization estimation with arbitrarily spaced electromagnetic vector-sensors at unknown locations[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2000, 48(5): 671-681.
- [16] WEN Fangqing, SHI Junpeng, ZHANG Zijiang. Closed-form estimation algorithm for EMVS-MIMO radar with arbitrary sensor geometry[J]. Signal Processing, 2021, 186: 108117.
- [17] WEN Fangqing, SHI Junpeng, GUI Guan, et al. 3-D positioning method for anonymous UAV based on bistatic polarized

- MIMO radar[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(1): 815-827.
- [18] ZHANG Xue, ZHENG Zhi, WANG Wenqin, et al. Joint DOD and DOA estimation of coherent targets for coprime MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2023, 71: 1408-1420.
- [19] KARTHICK S, PALANISAMY P, SRINIVASARAO C. Polarization difference smoothing in bistatic MIMO radar[J]. *Progress in Electromagnetics Research Letters*, 2020, 88: 67-74.
- [20] WEN Fangqing, SHI Junpeng, ZHANG Zijing. Generalized spatial smoothing in bistatic EMVS-MIMO radar[J]. *Signal Processing*, 2022, 193: 108406.
- [21] WONG K, XIN Yuan. "Vector cross-product direction-finding" with an electromagnetic vector-sensor of six orthogonally oriented but spatially noncollocating dipoles/loops[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(1): 160-171.
- [22] BI Yingyue, LU Yingcong, ZHEN Long, et al. *Tensors for data processing*[M]. [S.l.]: Academic Press, 2022: 1-30.
- [23] WEN Fangqing, SHI Junpeng, ZHANG Zijing. Joint 2D-DOD, 2D-DOA, and polarization angles estimation for bistatic EMVS-MIMO radar via parafac analysis[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(2): 1626-1638.
- [24] XIAO J J, NEHORAI A. Optimal polarized beampattern synthesis using a vector antenna array[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(2): 576-587.
- [25] ZHANG X, XU Z Y, XU L, et al. Trilinear decomposition-based transmit angle and receive angle estimation for multiple-input multiple-output radar[J]. *Radar, Sonar & Navigation*, 2011, 5: 626-631.
- [26] NION D, SIDIROPOULOS N. Tensor algebra and multidimensional harmonic retrieval in signal processing for MIMO radar [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(11): 5693-5705.
- [27] KOLDA T, BADER B. Tensor decompositions and applications[J]. *SIAM Review*, 2009, 51(3): 455-500.
- [28] SHI Junpeng, WEN Fangqing, LIU Tianpeng. Nested MIMO radar: Coarrays, tensor modeling, and angle estimation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(1): 573-585.
- [29] ZHANG Zhe, WEN Fangqing, SHI Junpeng, et al. 2D-DOA estimation for coherent signals via a polarized uniform rectangular array[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2023, 30: 893-897.

作者简介:



文方青(1988-),男,通信作者,教授,博士生导师,研究方向:阵列信号处理,E-mail: wenfangqing@ctgu.edu.cn。



罗祥波(2002-),男,本科,研究方向:MIMO雷达、电磁超材料,E-mail: luoxiangbo2002@126.com。



师俊朋(1988-),男,教授,研究方向:稀疏MIMO雷达张量信号处理,E-mail: 15667081720@163.com。

(编辑:陈珺)