

文章编号: 2095-4980(2018)02-0259-07

基于 QR-RPCA 的双基地 MIMO 雷达参数估计方法

赵智昊, 吕品品, 秦文利

(信息工程大学 导航与空天目标工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 针对冲击噪声下因接收信号二阶及以上矩不存在而产生性能恶化的问题, 提出一种基于 QR 分解和鲁棒性主成分分析法(QR-RPCA)的双基地多输入多输出(MIMO)雷达参数估计方法。针对 RPCA 算法适用于实数矩阵处理的情况, 先将复数信号转化为实数; 然后根据冲击噪声的稀疏特点与目标信号矩阵的低秩特点, 利用 QR-RPCA 算法将低秩信号矩阵从受冲击噪声污染的接收信号中提取出来, 并直接得到信号子空间, 该算法避免了传统 RPCA 算法中的大规模奇异值分解, 时间复杂度有所降低; 最后根据信号子空间并利用旋转不变信号参数估计技术(ESPRIT)对目标方位进行估计。理论与仿真表明, 本文算法相较于其他消除冲击噪声的算法, 对于低特征指数的冲击噪声具有更好的估计性能。

关键词: 双基地多输入多输出雷达; 参数估计; 冲击噪声; QR 分解和鲁棒性主成分分析法; 低秩矩阵恢复

中图分类号: TN958

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201802.0259

Parameters estimation based on QR-RPCA for bi-static MIMO radar

ZHAO Zhihao, LYU Pinpin, QIN Wenli

(School of Navigation and Aerospace Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450001, China)

Abstract: In view of the performance degradation in impulsive noise environment due to the non-existence of the second-order moment, an estimation algorithm based on orthogonal trigonometric(QR)-Robust Principal Component Analysis(QR-RPCA) in bi-static multiple-Input-Multiple-Output(MIMO) radar is proposed. At first, the complex received signal is converted into real-value for the RPCA algorithm. After that, according to the sparsity of impulsive noise and the low rank of signal matrix, the QR-RPCA algorithm is utilized to extract the low-rank signal matrix from the received signal polluted by impulsive noise and acquire the signal subspace directly. The QR-RPCA algorithm averts solving large-scale Singular Value Decomposition(SVD) and reduces the complexity relative to other traditional algorithms. Finally, Estimating Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques(ESPRIT) are adopted to obtain the target locations. The theory and the simulation show that the proposed method has better estimation performance than the traditional ones in impulsive noise elimination while the characteristic index of impulsive noise is low.

Keywords: bi-static Multiple-Input-Multiple-Output(MIMO) radar; parameters estimation; impulsive noise; QR-Robust Principal Component Analysis; low-rank matrix recovery

多输入多输出(MIMO)雷达以其相较于传统相控阵雷达而言更高的自由度(Degrees-Of-Freedom, DOFs), 正受到人们的热切关注^[1-3]。MIMO 雷达主要分为分布式 MIMO 雷达^[2]与集中式 MIMO 雷达^[3], 集中式 MIMO 雷达又可分为单基地 MIMO 雷达^[4]与双基地 MIMO 雷达^[5]。本文主要针对双基地 MIMO 雷达展开。

近几年来, 研究者从参数估计的精确度、稳健性及复杂度等方面对 MIMO 雷达进行了大量研究。这些方法通常以高斯随机噪声为背景, 以冲击噪声为背景的研究并不多。实际上, 雷达通常都是在冲击噪声环境下工作的, 这类冲击噪声具有代数拖尾性质且适合用对称 α 稳定(Symmetric alpha Stable, SaS)分布来表示。由于这类分布不

收稿日期: 2016-11-26; 修回日期: 2017-01-27

基金项目: 国家 863 计划项目资助课题(2012AA01A502; 2012AA01A505)

存在二阶及以上矩的特性^[6], 因此, 传统的参数估计方法中利用信号二阶或高阶矩等方法将无法得出理想结果。文献[7-9]等利用基于分数低阶矩(Fractional Lower Order Moment, FLOM)的方法抑制冲击噪声, 该方法需要将冲击噪声的特征指数作为先验信息来确定低阶矩阶数; 文献[10-12]等主要通过对接收数据进行归一化预处理来保证信号二阶矩满足有界条件, 再利用传统方法中基于二阶矩的算法进行参数估计。然而, 上述方法在冲击噪声代数拖尾特性明显的时候估计性能下降明显。由 SaS 的分布特性可知, 冲击噪声满足噪声冲击性强且对于雷达影响较大的强噪声点分布稀疏的特性。受低秩矩阵恢复^[13]方法的启发, 可以利用鲁棒性主成分分析法(RPCA)将低秩的信号矩阵从受稀疏的冲击噪声污染的接收信号中提取出来, 从而消除冲击噪声的影响。作为低秩矩阵恢复方法中的一种, RPCA 主要目的是从强烈且稀疏的噪声污染下的高维待处理数据中恢复出低秩本征数据^[14]。目前, 求解 PRCA 的主要算法包括加速近端梯度法(Accelerated Proximal Gradient, APG)^[15]、迭代阈值法(Iterative Thresholding, IT)^[16]、增广拉格朗日乘子法(Augmented Lagrange Multiplier, ALM)^[17]等。传统 RPCA 方法需要对大规模的数据进行奇异值分解(SVD), 且在得到低秩信号矩阵后仍需对其进一步处理才能得到相应的信号子空间, 时间复杂度较高。本文根据非精确增广拉格朗日乘子法(Inexact ALM, IALM)算法和雷达接收信号的特性, 提出一种 QR-RPCA 算法^[13], 直接得到与导向矢量张成相同的信号子空间, 再利用得到的信号子空间和 ESPRIT 算法实现目标的收发角度估计, 降低了算法的时间复杂度。

1 接收信号及冲击噪声模型

考虑一个包含 M 个发射天线与 N 个接收天线的双基地 MIMO 雷达系统, 其发射和接收端均为均匀线阵, 发射天线和接收天线的间距分别为 d_t 和 d_r , 且雷达发射的是正交波形。假设空域中存在 P 个相互独立的远场目标, 其中第 $p(p=1,2,\dots,P)$ 个目标的发射角(Direction-Of-Departure, DOD)、接收角(Direction-Of-Arrival, DOA)和多普勒频率为 θ_p, φ_p 和 f_{dp} 。则 L 个脉冲下接收端的匹配滤波输出为:

$$\mathbf{X}_L = [\mathbf{X}(1), \mathbf{X}(2), \dots, \mathbf{X}(L)] \quad (1)$$

$$\mathbf{X}(l) = (\mathbf{A}_t(\theta) \odot \mathbf{A}_r(\varphi)) \mathbf{b}(l) + \mathbf{N}(l) = \mathbf{C}(l) \mathbf{b}(l) + \mathbf{N}(l) \quad (2)$$

式中: $\odot$ 表示 Khatri-Rao 积; $\mathbf{C}(l)$ 为联合收发导向矢量; $\mathbf{A}_t(\theta) = [\mathbf{a}_t(\theta_1), \mathbf{a}_t(\theta_2), \dots, \mathbf{a}_t(\theta_P)]$ 为发射导向矢量, 其中 $\mathbf{a}_t(\theta_p) = [1, e^{-j2\pi d_t \sin(\theta_p)/\lambda}, \dots, e^{-j2\pi(N-1)d_t \sin(\theta_p)/\lambda}]^T$; $\mathbf{A}_r(\varphi) = [\mathbf{a}_r(\varphi_1), \mathbf{a}_r(\varphi_2), \dots, \mathbf{a}_r(\varphi_P)]$ 为接收导向矢量, 其中 $\mathbf{a}_r(\varphi_p) = [1, e^{-j2\pi d_r \sin(\varphi_p)/\lambda}, \dots, e^{-j2\pi(N-1)d_r \sin(\varphi_p)/\lambda}]^T$; $\mathbf{b}(l) = [\xi_1 e^{-j2\pi f_{d1}(l-1)T}, \xi_2 e^{-j2\pi f_{d2}(l-1)T}, \dots, \xi_P e^{-j2\pi f_{dP}(l-1)T}]^T$, ξ_p 表示第 p 个目标的复散射系数, T 为脉冲重复周期; $\mathbf{N}(l) \in \mathbb{C}^{MN \times 1}$ 表示冲击噪声矩阵。

大量的实际数据表明, 冲击噪声可以用零均值独立同分布的对称 α 稳定(SaS)分布来表示, 其特征函数为^[6]:

$$\phi(t) = \exp(j\delta t - \gamma|t|^\alpha) \quad (3)$$

式中: α 为特征指数, 且满足 $0 < \alpha \leq 2$ 。特征指数决定了 SaS 分布的拖尾, 即冲击噪声的冲击程度, α 越小, SaS 分布的拖尾越长, 噪声冲击性越强; δ 为位置参数, 当 $0 < \alpha \leq 1$ 时, δ 为该分布的中值; 当 $1 < \alpha \leq 2$ 时, δ 为该分布的均值; γ 为分散系数, 和高斯分布的方差类似。当 $\delta=0, \gamma=1$ 时, SaS 分布服从标准 SaS 分布。图 1 表示不同特征指数 α 下的 SaS 分布概率密度函数(Probability Density Function, PDF)。

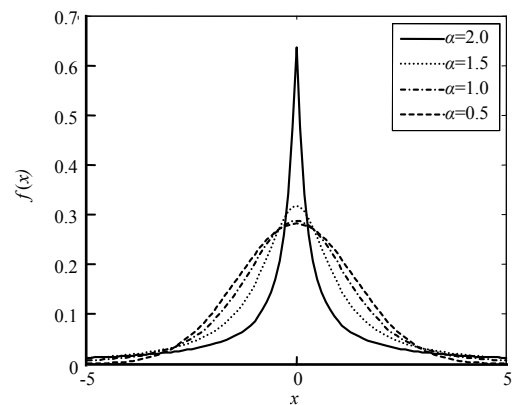


Fig.1 PDF of SaS distribution
图 1 SaS 分布的概率密度函数

2 基于 QR-RPCA 的 Unitary-ESPRIT 算法

2.1 基于 QR-RPCA 的优化模型建立

由于 SaS 分布二阶以上的矩无界^[6], 传统方法中利用二阶统计量估计目标参数的方法失效。针对这一问题, 提出了基于 FLOM 的算法^[7-9]与利用范数归一化的算法^[10-12]等。然而, 在 α 较小时, 尤其是小于 1 时, 这些方法的估计性能严重下降。观察 SaS 分布特性可以发现, 冲击噪声满足噪声幅值大, 且幅值大的部分分布稀疏的特性, 且 α 值越小, 稀疏性越明显。同时, 从式(1)~式(2)可以发现, 当目标数即信号矩阵的秩满足 RPCA 的约束

等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)时^[13],接收信号 $\mathbf{X}(l)$ 就可以认为由低秩信号部分 $(\mathbf{A}_l(\theta) \odot \mathbf{A}_l(\varphi))\mathbf{b}(l)$ 与稀疏噪声部分 $\mathbf{N}(l)$ 组成。因此利用 RPCA 算法能将有效的低秩目标信号从冲击噪声污染下的接收数据中提取出来,然后利用提取出来的低秩信号矩阵进行目标估计。

RPCA 算法适用于处理列数大于行数的实数矩阵,因此,首先需要将复数的接收数据转化为实数。先将 $\mathbf{X}_L$ 转换为 $MN \times 2L$ 的中心复共轭对称矩阵: $\mathbf{X}_H = [\mathbf{X}_L, \mathbf{J}_{MN}\mathbf{X}_L^*\mathbf{J}_L]$, 其中 $\mathbf{J}_{MN} \in \mathbf{R}^{MN \times MN}$ 与 $\mathbf{J}_L \in \mathbf{R}^{L \times L}$ 为反对角线上元素为 1、其余元素为 0 的交换矩阵。然后利用 2 个实值映射矩阵将 $\mathbf{X}_H$ 转化为实数矩阵:

$$\mathbf{X}_R = \mathbf{Q}_{MN}^H \mathbf{X}_H \mathbf{Q}_{2L} \quad (4)$$

式中 $\mathbf{Q}_K$ 可以表示为:

$$\mathbf{Q}_{2K+1} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_K & \mathbf{0} & \mathbf{jI}_K \\ \mathbf{0}^T & \sqrt{2} & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{J}_K & \mathbf{0} & -\mathbf{jJ}_K \end{bmatrix} \quad \mathbf{Q}_{2K} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_K & \mathbf{jI}_K \\ \mathbf{J}_K & -\mathbf{jJ}_K \end{bmatrix} \quad (5)$$

在得到实数矩阵后,利用 RPCA 算法对其进行处理,其优化模型为:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{Z}, \mathbf{N}} \text{rank}(\mathbf{Z}) + \lambda \|\mathbf{N}\|_0 \\ \text{s.t. } \mathbf{X}_R = \mathbf{Z} + \mathbf{N} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{X}_R \in \mathbf{R}^{MN \times L}$ 为待处理的实数矩阵; $\mathbf{Z} \in \mathbf{R}^{MN \times 2L}$ 为低秩信号矩阵; $\mathbf{N} \in \mathbf{R}^{MN \times 2L}$ 为稀疏噪声矩阵。

该模型是非凸的,因此需要利用凸松弛技术将其转化为凸优化问题。将秩函数 $\text{rank}(\mathbf{Z})$ 替换为核范数 $\|\mathbf{Z}\|_*$, l_0 范数替换为 l_1 范数,得:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{Z}, \mathbf{N}} \|\mathbf{Z}\|_* + \lambda \|\mathbf{N}\|_1 \\ \text{s.t. } \mathbf{X}_R = \mathbf{Z} + \mathbf{N} \end{cases} \quad (7)$$

式中 $\|\cdot\|_*$ 为核范数,表示该矩阵所有奇异值的和。

根据式(7)可知,在得到低秩信号矩阵 $\mathbf{Z}$ 后,仍需对其进行奇异值分解才能得到与导向矢量具有相同张成的信号子空间,且传统的基于矩阵核范数最小化的方法无法避免求解大规模 SVD 的问题,因此上述方法的计算复杂度较高。本文根据 QR 分解和文献[13]中的方法,将信号矩阵 $\mathbf{Z}$ 分解成一个正交基和另一个小矩阵的乘积,从而可以利用 RPCA 算法直接得到相应的信号子空间而不是低秩信号矩阵。令 $\mathbf{Z} = \mathbf{L}\mathbf{R}$, $\mathbf{L} \in \mathbf{R}^{MN \times r_{\max}}$, $\mathbf{R} \in \mathbf{R}^{r_{\max} \times 2L}$, 其中 $P \leq r_{\max} \ll \min(MN, 2L)$ 为低秩矩阵秩的上界,且有 $\mathbf{L}^T \mathbf{L} = \mathbf{I}$ 。则可以得到 $\|\mathbf{R}\|_* = \|\mathbf{L}\mathbf{R}\|_* = \|\mathbf{Z}\|_*$, 可得:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{L}, \mathbf{R}, \mathbf{N}} \|\mathbf{R}\|_* + \lambda \|\mathbf{N}\|_1 \\ \text{s.t. } \mathbf{X}_R = \mathbf{L}\mathbf{R} + \mathbf{N}, \mathbf{L}^T \mathbf{L} = \mathbf{I} \end{cases} \quad (8)$$

2.2 模型求解

根据文献[13]中的方法与非精确增广拉格朗日乘子法(IALM),提出了求解模型(8)并直接得到信号子空间的算法。根据模型(9),列出其部分增广拉格朗日函数:

$$L(\mathbf{L}, \mathbf{R}, \mathbf{N}, \mathbf{Y}, \mu) = \|\mathbf{R}\|_* + \lambda \|\mathbf{N}\|_1 + \text{tr}(\mathbf{Y}^T (\mathbf{X}_R - \mathbf{L}\mathbf{R} - \mathbf{N})) + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{X}_R - \mathbf{L}\mathbf{R} - \mathbf{N}\|_F^2 \quad (9)$$

式中: $\mathbf{Y}$ 为拉格朗日乘子; $\mu > 0$ 为惩罚因子,利用交替法求解:

$$\begin{cases} \mathbf{N} = \arg \min_{\mathbf{N}} L(\mathbf{L}, \mathbf{R}, \mathbf{N}, \mathbf{Y}, \mu) \\ \mathbf{L} = \arg \min_{\mathbf{L}} L(\mathbf{L}, \mathbf{R}, \mathbf{N}, \mathbf{Y}, \mu), \quad \text{s.t. } \mathbf{L}^T \mathbf{L} = \mathbf{I} \\ \mathbf{R} = \arg \min_{\mathbf{R}} L(\mathbf{L}, \mathbf{R}, \mathbf{N}, \mathbf{Y}, \mu) \\ \mathbf{Y} = \mathbf{Y} + \mu(\mathbf{X}_R - \mathbf{L}\mathbf{R} - \mathbf{N}) \end{cases} \quad (10)$$

首先求解 $\mathbf{N}$:

$$\mathbf{N} = \arg \min_{\mathbf{N}} \frac{\lambda}{\mu} \|\mathbf{N}\|_1 + \frac{1}{2} \left\| \mathbf{N} - \left(\mathbf{X}_R - \mathbf{L}\mathbf{R} + \frac{\mathbf{Y}}{\mu} \right) \right\|_F^2 \quad (11)$$

其闭式解为^[18]:

$$\mathbf{N} = S_{\lambda/\mu} \left(\mathbf{X}_R - \mathbf{L}\mathbf{R} + \frac{\mathbf{Y}}{\mu} \right) \quad (12)$$

令 $\mathbf{A} = \mathbf{X}_R - \mathbf{L}\mathbf{R} + \mathbf{Y}/\mu$ ，则其最优解可以表示为 $\mathbf{N}^*$ ，其第 (i, j) 元素为 $\max(|a_{ij}| - \lambda/\mu, 0) \text{sgn}(a_{ij})$ 。

然后求解 $\mathbf{L}$ ：

$$\mathbf{L} = \arg \min_{\mathbf{L}} \|\mathbf{X}_R - \mathbf{N} + \mathbf{Y}/\mu - \mathbf{L}\mathbf{R}\|_{\text{F}}^2, \text{ s.t. } \mathbf{L}^T \mathbf{L} = \mathbf{I} \quad (13)$$

上式为一个最小二乘问题，令 $\mathbf{P} = \mathbf{X}_R - \mathbf{N} + \mathbf{Y}/\mu$ ，则由有 $\mathbf{L} = \mathbf{P}\mathbf{R}^\dagger = \mathbf{P}\mathbf{R}^T$ ，式中 $\mathbf{P}\mathbf{R}^\dagger$ 为 $\mathbf{R}$ 的伪逆。由于 $\mathbf{L}$ 满足正交约束条件，因此其闭式解为^[13]

$$\mathbf{L} = \mathbf{Q}\mathbf{R}(\mathbf{P}\mathbf{R}^T) \quad (14)$$

式中算子 $\mathbf{Q}\mathbf{R}(\mathbf{A})$ 表示 QR 分解，其输出为 $\mathbf{A}$ 的一个正交基。

最后求解 $\mathbf{R}$ ：

$$\begin{aligned} \mathbf{R} = \arg \min_{\mathbf{R}} \|\mathbf{R}\|_* + \text{tr}(\mathbf{Y}^T (\mathbf{X}_R - \mathbf{L}\mathbf{R} - \mathbf{N})) + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{X}_R - \mathbf{L}\mathbf{R} - \mathbf{N}\|_{\text{F}}^2 = \\ \arg \min_{\mathbf{R}} \frac{1}{\mu} \|\mathbf{R}\|_* + \frac{1}{2} \|\mathbf{L}\mathbf{R} - (\mathbf{X}_R - \mathbf{N} + \mathbf{Y}/\mu)\|_{\text{F}}^2 \end{aligned} \quad (15)$$

根据文献[13]的推导可知，上述问题可转化为求解

$$\mathbf{R} = \arg \min_{\mathbf{R}} \frac{1}{\mu} \|\mathbf{R}\|_* + \frac{1}{2} \|\mathbf{R} - \mathbf{L}^T (\mathbf{X}_R - \mathbf{N} + \mathbf{Y}/\mu)\|_{\text{F}}^2 \quad (16)$$

则 $\mathbf{R}$ 的闭式解为^[17]：

$$\mathbf{R} = \text{SVT}_{1/\mu}(\mathbf{L}^T (\mathbf{X}_R - \mathbf{N} + \mathbf{Y}/\mu)) \quad (17)$$

式中： $\text{SVT}_{\delta}(\mathbf{A}) = \mathbf{U} \text{diag}\{(\sigma_i - \delta)_+\} \mathbf{V}^T$ 表示奇异值收缩 (Singular Value Shrinkage, SVT) 算子， $t_+ = \max(0, t)$ ， $\mathbf{A} = \mathbf{U} \text{diag}\{(\sigma_i)_{1 \leq i \leq r}\} \mathbf{V}^T$ 为矩阵 $\mathbf{A}$ 的奇异值分解。利用交替法更新上述几个变量就可以得到 $\mathbf{L}$ ，从而得到相应的信号子空间。

综上所述，QR-RPCA 算法具体流程如下：

输入：数据 $\mathbf{X}_R \in \mathbf{R}^{MN \times 2L}$ ，秩的上界 $r_{\max}$ ，正则参数 λ ，容许误差 ε 。

输出： $\mathbf{L}$

初始化： $\mathbf{L} = \text{eye}(MN, r_{\max})$ ， $\mathbf{R} = \mathbf{0}, \mathbf{N} = \mathbf{0}, \mathbf{Y} = \mathbf{0}, \mu = 1.25/\|\mathbf{X}_R\|_2, \mu_{\max} = \mu \times 10^7, \rho = 1.5$

迭代步骤：

- 1) 依据式(12)更新 $\mathbf{N}$ ；
- 2) 依据式(14)更新 $\mathbf{L}$ ；
- 3) 依据式(17)更新 $\mathbf{R}$ ；
- 4) 更新拉格朗日乘子： $\mathbf{Y} = \mathbf{Y} + \mu(\mathbf{X}_R - \mathbf{L}\mathbf{R} - \mathbf{N})$ ；
- 5) 更新惩罚因子： $\mu = \min(\rho\mu, \mu_{\max})$ ；
- 6) 检测条件，若 $\|\mathbf{X}_R - \mathbf{L}\mathbf{R} - \mathbf{N}\|_2 / \|\mathbf{X}_R\|_2 < \varepsilon$ ，停止迭代，返回 $\mathbf{L}$ ；否则重复步骤 1)~步骤 5)。

2.3 ESPRIT 算法估计参数

假设 L 个脉冲下目标的 DOD 和 DOA 均不变，即联合收发联合导向矢量 $\mathbf{C}(l)$ 不变，则通过上述 QR-RPCA 算法得到的 $\mathbf{L}$ ，其与大奇异值对应的 P 列所构成的信号子空间 $\mathbf{L}_S$ 与实值化后的联合收发联合导向矢量 $\mathbf{Q}_{MN}^H \mathbf{C}$ 具有相同的张成子空间，因此可以通过反变换得到相应的复数域信号子空间 $\mathbf{L}_{CS}$ ：

$$\mathbf{L}_{CS} = \mathbf{Q}_{MN} \mathbf{L}_S \quad (18)$$

利用 Khatri-Rao 积的性质和 ESPRIT 算法即可得到目标的 DOD 和 DOA^[19]。由于估计的收发角均来自同一列导向矢量，因此所得参数能够实现自动配对。

下面对 QR-RPCA 算法的时间复杂度进行讨论。该方法的计算量主要有矩阵 $\mathbf{R}$ 的 SVD 分解、 $\mathbf{P}\mathbf{R}^T$ 的 QR 分解和 $\mathbf{L}\mathbf{R}$ 的矩阵乘法，其中 SVD 分解的时间复杂度为 $o(2Lr_{\max}^2)$ ，QR 分解的时间复杂度为 $o(r_{\max}^2 MN)$ ， $\mathbf{L}\mathbf{R}$ 的

矩阵乘法的时间复杂度为 $o(MNr_{\max}2L)$, 则 t 次迭代下的总时间复杂度为 $o(t(r_{\max}^2(2L+MN)+MNr_{\max}2L))$ 。类似的, 传统 RPCA 算法中的 IALM 算法 t 次迭代下的时间复杂度为 $\min(o(t(2L(MN)^2)), o(t((2L)^2MN)))$ 。显然, 由于 $r_{\max} \ll \min(MN, 2L)$, 则 t 次迭代下本文算法要比 IALM 算法复杂度低很多。

综上所述, 一方面, 本文利用 RPCA 方法将低秩信号矩阵从稀疏冲击噪声下的接收信号中恢复出来, 避免了对二阶矩的求解, 消除了冲击噪声的影响; 另一方面, 本文对传统 RPCA 方法进行改进, 直接得到与联合收发导向矢量 $\mathbf{C}$ 张成相同的信号子空间, 避免了大规模的 SVD 求解, 降低了算法时间复杂度。

3 仿真实验

为了验证上述基于 QR-RPCA 算法参数估计的性能, 本章节将进行 3 个仿真实验, 由于 S α S 冲击噪声不存在二阶矩, 因此将 SNR 替换为广义信噪比(GSNR): $R_{\text{GSN}} = 10 \lg \left\{ \sum_{p=1}^P E |\xi_{l,p}|^2 / \gamma \right\}$ 。假设发射端和接收端的天线间距均为波长的一半。

实验 1 算法有效性验证

该实验验证本文算法的有效性并将本文算法与矩阵行 2 范数最大化预处理后的 L2-ESPRIT 算法^[10]、FLOM Unitary-ESPRIT 算法^[9]进行比较。该实验中, 双基地 MIMO 雷达的收发天线数为 $M = N = 20$, 发射脉冲数目为 $L = 20$, 空间中存在 $P = 2$ 个目标, 其坐标为 $(30^\circ, 20^\circ), (60^\circ, 50^\circ)$, 噪声的特征指数为 $\alpha = 0.7$, $R_{\text{GSN}} = 10$ dB, 共进行 200 次蒙特卡洛实验。上述 3 种算法的目标方位估计结果如图 2 所示。根据实验结果可以发现, 当特征指数 $\alpha < 1$ 时, 本文算法对目标的估计效果较为理想, 而 L2-ESPRIT 算法和 FLOM Unitary-ESPRIT 算法估计效果较本文算法而言均更差。可见, 当噪声冲击性较强, 特征指数较小时, 本文算法具有更好的估计效果。

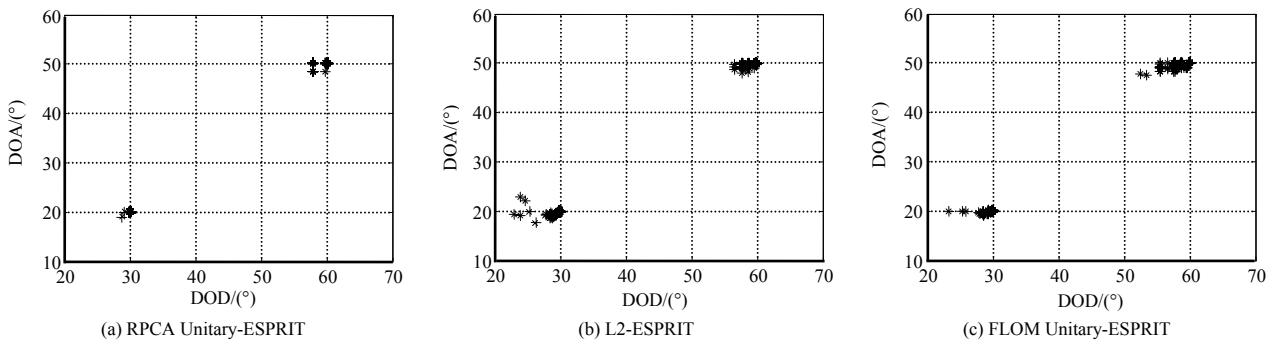


Fig.2 Estimation results of RPCA Unitary-ESPRIT, L2-ESPRIT, FLOM Unitary-ESPRIT
图 2 RPCA Unitary-ESPRIT 算法、L2-ESPRIT 算法及 FLOM Unitary-ESPRIT 算法下的目标估计结果

实验 2 不同 GSNR 下算法参数估计性能比较

为验证本文算法在不同 GSNR 下的估计性能, 将本文算法、L2-ESPRIT 算法^[10]及 FLOM Unitary-ESPRIT 算法^[9]相比较。该实验中, 双基地 MIMO 雷达的收发天线数为 $M = N = 20$, 发射脉冲数目为 $L = 20$, 空间中存在 $P = 2$ 个目标, 其坐标为 $(30^\circ, 20^\circ), (32^\circ, 30^\circ)$, 共进行 200 次蒙特卡洛实验。当 $\alpha = 0.7$ 时, 上述 3 种算法的均方根误差(RMSE)和分辨力在不同 GSNR 下的估计结果如图 3 所示。由实验结果可知: a) 上述 3 种算法的估计精确度和分辨力均随着 GSNR 的增加而提升; b) 当特征指数较小时, 尤其是小于 1 时, 本文算法相较于另外 2 种算法具有较好的估计精确度和分辨力。

实验 3 不同特征指数下算法参数估计性能比较

为验证本文算法在不同特征指数下的估计性能, 与实验 1、实验 2 类似, 将本文算法和另外 2 种算法进行比较。仿真条件、蒙特卡洛次数与实验 2 相同。当 $R_{\text{GSN}} = 5$ dB 时, 上述 3 种算法的 RMSE 和分辨力在不同特征指数下的估计结果如图 4 所示。由实验结果可以发现: a) 不论特征指数大于 1 或小于 1, 本文算法的估计精确度和分辨力相较于另外 2 种算法更好; b) 另外 2 种算法的估计精确度和分辨力均随着特征指数的增大而提高; c) 当 $\alpha > 1.8$ 时, 冲击噪声冲击性减弱, 噪声几乎等同于高斯噪声, 另外 2 种算法由于利用信号二阶矩或低阶矩的特性, 估计精确度较本文算法更高。由于本文是针对目标信号的低秩特性与冲击噪声的稀疏特性, 利用 PRCA 算法来建立优化模型, 因此相较于其他抑制冲击噪声的算法, 本文算法对低特征指数的冲击噪声具有更好的稳健性。

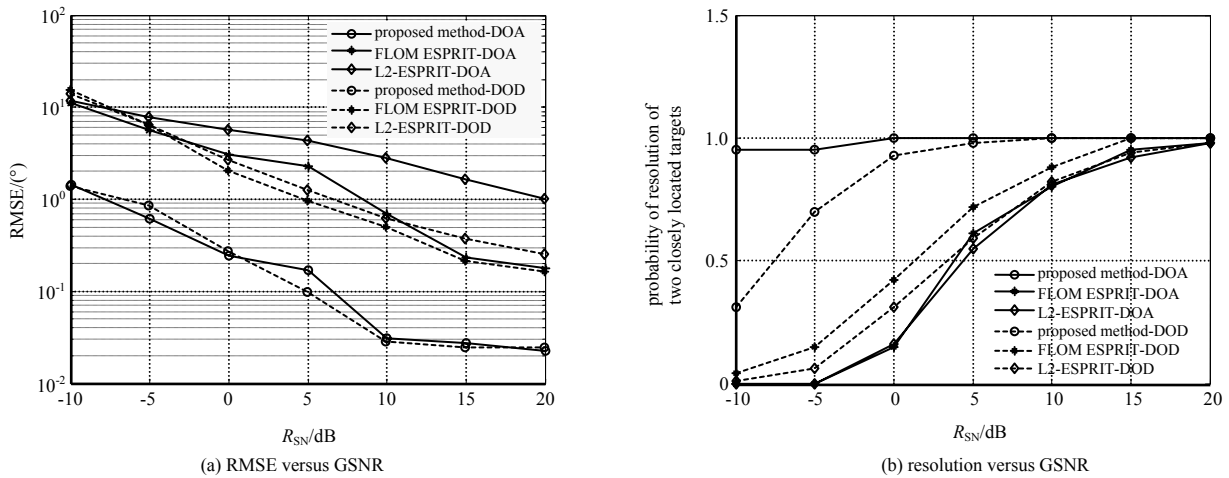


Fig.3 RMSE, resolution versus GSNR
图 3 RMSE、分辨率随 GSNR 变化曲线

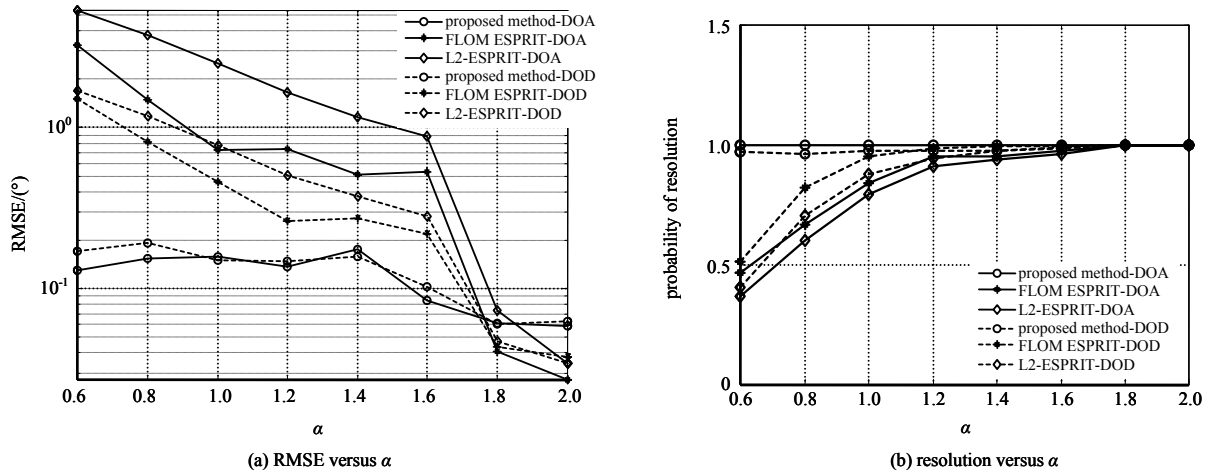


Fig.4 RMSE, resolution versus α
图 4 RMSE、分辨率随 α 变化曲线

4 结论

RPCA 算法适用于实数数据处理,该方法首先将接收信号由复数转化为实数。为能够直接得出信号子空间,本文提出一种 QR-RPCA 算法,将低秩信号矩阵从被稀疏冲击噪声污染的接收信号中恢复出来,并直接得到与导向矢量具有相同张成子空间的信号子空间,避免了大规模 SVD 分解的求解。本文算法较求解 RPCA 的传统算法,如 IALM,具有更低的时间复杂度;最后利用 ESPRIT 算法对目标位置参数进行估计。理论和实验结果表明:本文算法相较于其他抑制冲击噪声的参数估计算法,具有更高的精确度、分辨力与稳健性,尤其在特征指数较低时,本文算法仍能进行有效估计,且本文算法无需冲击噪声特征指数的先验信息,能够对参数进行自动配对。

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 IEEE Radar Conference. Philadelphia, PA, USA: IEEE, 2004: 71–78. DOI:10.1109/NRC.2004.1316398.
- [2] HAIMOVICH A M, BLUM R S, CIMINI L J. MIMO radar with widely separated antennas[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(1): 116–129. DOI:10.1109/MSP.2008.4408448.
- [3] GONG Pengcheng, LI Jie, ZHANG Zhenwen, et al. Adaptive parameter estimation for collocated MIMO radar via sparse model[C]// IEEE International Conference on Communication Problem-Solving (ICCP). Guilin, China: IEEE, 2015: 16–18. DOI:10.1109/ICCP.2015.7454208.

- [4] GUPTA V, MISHRA A, DWIVEDI S, et al. SBL-based joint target imaging and Doppler frequency estimation in monostatic MIMO radar systems[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing(ICASSP). Shanghai, China:IEEE, 2016:3011–3015. DOI:10.1109/ICASSP.2016.7472230.
- [5] WILLIS N J, GRIFFITHS H D. Advances in bistatic radar[M]. Raleigh, NC:SciTech Publishing, 2007.
- [6] LIU B, ZHANG J, XU C, et al. Improved ESPRIT–MUSIC algorithm for bistatic MIMO radar in impulsive noise environments[J]. ICIC Express Letters, 2015, 9(10):2673–2678.
- [7] LI Li. Joint parameter estimation and target localization for bistatic MIMO radar system in impulsive noise[J]. Signal, Image and Video Processing, 2015, 9(8):1–9. DOI:10.1007/s11760-014-0648-1.
- [8] LI Li, QIU Tianshuang, SHI Xiaofei. Parameter estimation based on fractional power spectrum density in bistatic MIMO radar system under impulsive noise environment[J]. Circuits Systems and Signal Processing, 2015, 35(9):3266–3283. DOI:10.1007/s00034-015-0203-5.
- [9] 刘宝宝, 张俊英, 袁细国, 等. 冲击噪声环境下双基地 MIMO 雷达角度估计[J]. 西安电子科技大学学报, 2015, 42(4):182–187. (LIU Baobao, ZHANG Junying, YUAN Xiguo, et al. Angle estimation for bistatic MIMO radar in impulsive noise environments[J]. Journal of Xidian University, 2015, 42(4):182–187.) DOI:10.3969/j.issn.1001-2400.2015.04.030.
- [10] 郑志东, 袁红刚, 张剑云. 冲击噪声背景下基于稀疏表示的双基地 MIMO 雷达多目标定位[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(12):3001–3007. (ZHENG Zhidong, YUAN Honggang, ZHANG Jianyun. Multitarget localization based on sparse representation for bistatic MIMO radar in the presence of impulsive noise[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2014, 36(12):3001–3007.) DOI:10.3724/SP.J.1146.2013.01861.
- [11] VISURI S, OJA H, KOIVUNEN V. Subspace-based direction-of-arrival estimation using nonparametric statistics[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(9):2060–2073. DOI:10.1109/78.942634.
- [12] HE J, LIU Z, WONG K T. Snapshot-instantaneous $\|\cdot\|_{\infty}$ normalization against heavy-tail noise[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(3):1221–1227. DOI:10.1109/TAES.2008.4655376.
- [13] LIU Yuanyuan, JIAO Licheng, SHANG Fanhua, et al. An efficient matrix bi-factorization alternative optimization method for low-rank matrix recovery and completion[J]. Neural Networks, 2013, 48(6):8–18. DOI:10.1016/j.neunet.2013.06.013.
- [14] DING Xinghao, HE Lihan, CARIN Lawrence. Bayesian robust principal component analysis[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12):3419–3430. DOI:10.1109/TIP.2011.2156801.
- [15] CHEN M, GANESH A, LIN Z, et al. Fast convex optimization algorithms for exact recovery of a corrupted low-rank matrix[J]. Journal of the Marine Biological Association of the UK, 2009, 56(3):707–722.
- [16] CANDÈS E J, LI Xiaodong, MA Yi, et al. Robust principal component analysis[J]. Journal of the ACM, 2011, 58(3):1–37. DOI:10.1109/TIP.2011.2156801.
- [17] CHIANG K Y, HSIEN C J, DHILLON I S. Robust principal component analysis with side information[C]// International Conference on Machine Learning. New York, NY, USA:[s.n.], 2016:2291–2299.
- [18] YANG Junfeng, YIN Wotao, ZHANG Yin, et al. A fast algorithm for edge-preserving variational multichannel image restoration[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2):569–592. DOI:10.1137/080730421.
- [19] 郑志东, 方飞, 袁红刚, 等. 时空非均匀采样下双基地 MIMO 雷达收发角及多普勒频率联合估计方法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(9):2164–2170. (ZHENG Zhidong, FANG Fei, YUAN Honggang, et al. Joint DOD–DOA and Doppler frequency estimation for bistatic MIMO radar under condition of temporal–spatial nonuniform sampling[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2015, 37(9):2164–2170.) DOI:10.11999/JEIT141523.

作者简介:



赵智昊(1992–), 男, 南京市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为雷达参数估计。
email:18606630471@163.com.

吕品品(1985–), 男, 河南省巩义市人, 硕士, 讲师, 主要研究方向为雷达信号处理与目标识别。

秦文利(1991–), 男, 山东省潍坊市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为 MIMO 雷达检测与跟踪。