

冲激噪声环境下基于最大相关熵准则的双基地 MIMO 雷达目标参数联合估计算法

李丽^{*①} 邱天爽^②

^①(大连大学信息工程学院 大连 116622)

^②(大连理工大学电子信息与电气工程学部 大连 116024)

摘要: 该文采用最大相关熵准则(MCC)对平行因子分析算法中基于三线性最小二乘(TALS)迭代准则的目标函数进行了修正,推导出适用于脉冲噪声环境的韧性平行因子分析(PARAllel FACTor, PARAFAC)算法(MCC-PARAFAC算法),并将该方法应用于双基地 MIMO 雷达系统目标参数估计中。MCC-PARAFAC 算法能够抑制脉冲噪声的影响,具有较好的估计性能,并且能够实现自动配对。仿真实验验证了算法的有效性。

关键词: 双基地 MIMO 雷达; 参数估计; 最大相关熵准则; 平行因子分析; 冲激噪声

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2016)12-3189-08

DOI: 10.11999/JEIT160022

Parameter Jointly Estimation Algorithm in Bistatic MIMO Radar under Impulsive Noise Environment Based on Maximum Correntropy Criterion

LI Li^① QIU Tianshuang^②

^①(Information Engineering College, Dalian University, Dalian 116622, China)

^②(Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: By employing the Maximum Correntropy Criterion (MCC) based cost function in PARAllel FACTor (PARAFAC), the MCC-PARAFAC algorithm is deduced, which can be utilized for the parallel factor under impulsive noise environments. The MCC-PARAFAC algorithm is applied to parameter estimation in bistatic MIMO radar under impulsive noise environment. The proposed method can suppress the impulse noise interference and has better estimation performance. Furthermore, the estimated parameters are automatically paired without the additional pairing method. Simulation results verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: Bistatic MIMO radar; Parameter estimation; Maximum Correntropy Criterion (MCC); PARAllel FACTor (PARAFAC); Impulsive noise

1 引言

双基地 MIMO (Multiple-Input Multiple-Output)雷达是将 MIMO 技术与双基地雷达技术相结合的一种新体制雷达^[1,2]。其中双基地相干 MIMO 雷达利用接收阵列收到的回波信号间具有的相干特性,并借助匹配滤波器进行信号分离,发射阵列和接收阵列的各个阵元间距较小且集中放置,发射阵元发射相互正交信号,同时所有的发射接收天线对具有相同的目标散射截面积 RCS 值。本文主要研究

双基地相干 MIMO 雷达的参数估计问题。

目标参数估计和定位是雷达信号处理的一个重要内容。文献[3-5]研究了 MUSIC, ESPRIT, 降维 Capon, 传播算子, 基于分数阶傅里叶变换的方法和多项式求根等 MIMO 雷达参数估计方法,具有较好的估计精度,但是不能实现目标参数的自动配对。文献[6,7]基于 PARAFAC 的三面阵模型和 ESPRIT 方法对目标的收发角和多普勒频率进行估计,能够实现自动配对。这两篇文献是在假设噪声环境为高斯白噪声的前提下进行参数估计的。然而,近年来理论研究和实际测量结果发现,雷达、声呐和无线通信系统的实际噪声中含有大量脉冲成分。在这种情况下采用高斯噪声的信号模型是不合适的,这类冲激噪声更适合用 Alpha 稳定分布模型来描述^[2,8-10]。

收稿日期: 2016-01-11; 改回日期: 2016-06-15; 网络出版: 2016-09-01

*通信作者: 李丽 ffsimple@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61401055)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61401055)

由于稳定分布噪声不存在有限的二阶矩,在冲激噪声环境下,上述基于二阶统计量的参数估计方法性能退化甚至失效。

目前存在的各种Alpha稳定分布信号处理方法中,基于分数低阶统计量(FLOS)的理论方法仍是目前Alpha稳定分布信号处理的主流方法。但是该方法存在一定的局限性,在依据FLOS处理Alpha稳定分布信号时,由于FLOS的阶数需要被限制在特定的范围内,例如,分数低阶矩的阶数 p 需满足 $1 \leq p < \alpha$ (α 为信号的特征指数),因此 p 值的确定依赖于对信号噪声 α 值的先验知识或估计,在许多应用中,这种先验知识是难于获取的,且依据接收信号对参数 α 进行准确估计也是比较困难的,尤其是当信号噪声的 α 值为时变的情况。因此,就目前的研究水平来看,使用FLOS理论与方法进行Alpha稳定分布条件下的信号处理,存在算法参数不易获得的局限性。

近年来,相关熵作为一种新的随机变量局部相似性的度量,受到广泛关注^[11,12]。文献[11,12]证明相关熵可以诱导一个距离测度(Correntropy Induced Metric, CIM),并据此提出最大相关熵准则(Maximum Correntropy Criterion, MCC)。不同于传统的MSE准则,最大化相关熵具有很好的抑制脉冲噪声的作用。与分数低阶相关或者共变相比,相关熵诱导的相关函数具有正定对称性,可以和普通相关一样定义功率谱,因此,利用相关熵研究Alpha稳定分布信号处理具有很好的前景。文献[11,12]将MCC准则应用于冲激噪声环境下的信道盲均衡问题。文献[9]利用MCC准则解决稳定分布噪声下的时间延迟估计问题。文献[10]将MCC准则应用到投影近似子空间跟踪算法中。仿真实验表明上述算法对冲激噪声环境的适应性。

受上述文献启发,本文采用MCC准则修正PARAFAC算法中基于TALS准则的目标函数使之适用于冲激噪声环境,推导出基于MCC准则的PARAFAC算法(MCC-PARAFAC算法),并将该算法应用到双基地MIMO雷达目标参数估计中,实现了目标参数的联合估计,并能够实现自动配对。仿真实验表明,本文提出的新算法在冲激噪声环境下表现出很好的鲁棒性。

2 信号模型

本文所用的双基地MIMO雷达系统结构如图1所示。在一个发射脉冲周期内,目标的散射截面积(RCS)保持不变,而脉冲与脉冲间的起伏是统计独立的,并且不同目标的RCS波动是不相关的。发射

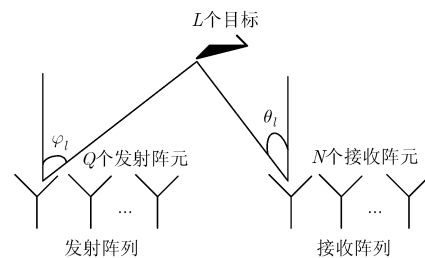


图1 双基地 MIMO 雷达阵列模型

和接收阵元数目分别为 M 和 N ,阵元间距分别为 d_t 和 d_r ,在相同距离分辨单元上存在 P 个目标, (φ_i, θ_i) 表示第 i 个目标所对应的雷达发射角和接收角^[6]。各发射阵元同时发射相互正交的相位编码信号,若第 m 个阵元发射的第 l 个脉冲为

$$s_{m,l}(t) = s_m(t' + lT) \quad (1)$$

式中, t 和 t' 分别对应慢时间和快时间, T 表示脉冲重复周期。 $s_m(t)$ 为第 m 个发射阵元的基带波形。则单目标观测时,第 n 个接收阵元接收的第 l 个回波脉冲为

$$y_{n,l}(t - \tau) = \sum_{m=1}^M \rho_{li} s_{m,l}(t - \tau) \exp(j\alpha_{mi} + j\beta_{mi}) \cdot \exp(j2\pi f_{di}(t - \tau)) + w_{n,l}(t), \quad i = 1, 2, \dots, P \quad (2)$$

式中, $n = 1, 2, \dots, N, l = 1, 2, \dots, L, \tau$ 为目标的回波延时, $w_{n,l}(t)$ 为是标准 $S\alpha S$ 稳定分布噪声。 ρ_{li} 为第 l 个发射脉冲在第 i 个目标上的散射系数。 $\alpha_{mi} = 2\pi(n-1)d_r \sin \theta_i / \lambda$ 和 $\beta_{mi} = 2\pi(m-1)d_t \sin \varphi_i / \lambda$ 分别是接收导向矢量和发射导向矢量的空间频率。 f_{di} 为第 i 个目标的多普勒频率。

由于各发射阵元发射的信号相互正交,即满足:

$$\int s_q(t) s_k^*(t) dt = \begin{cases} 1, & q = k \\ 0, & q \neq k \end{cases}, \text{ 其中 } s_q(t) \text{ 和 } s_k(t) \text{ 分别表示第 } q \text{ 个和第 } k \text{ 个发射阵元的发射信号, } * \text{ 为共轭运算。}$$

利用 M 个发射阵元的发射信号分别对每个接收阵元接收的回波信号进行匹配滤波,将信号进行分离,可得到在 P 个目标情况下,第 l 次回波的滤波器输出为

$$\boldsymbol{\eta}_l = [\mathbf{A}(\varphi) \odot \mathbf{B}(\theta)] \mathbf{c}_l^T(f_d) + \mathbf{w}_l \quad (3)$$

其中, $\mathbf{A}(\varphi) = [\mathbf{a}_t(\varphi_1), \dots, \mathbf{a}_t(\varphi_P)], \mathbf{a}_t(\varphi_i) = [1, e^{j\beta_{2i}}, \dots, e^{j\beta_{Mi}}]^T, \mathbf{B}(\theta) = [\mathbf{a}_r(\theta_1), \dots, \mathbf{a}_r(\theta_P)], \mathbf{a}_r(\theta_i) = [1, e^{j\alpha_{2i}}, \dots, e^{j\alpha_{Ni}}]^T, \mathbf{c}_l(f_d) = [\rho_{l1} \exp(j2\pi f_{d1} T l), \dots, \rho_{lP} \exp(j2\pi f_{dP} T l)], \odot$ 为Khatri-Rao积。

由式(3)可以得到在 P 个目标情况下, L 个回波的滤波器输出为

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{A}(\varphi) \odot \mathbf{B}(\theta)] \mathbf{C}^T(f_d) + \mathbf{W} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{Y} = [\boldsymbol{\eta}_1, \boldsymbol{\eta}_2, \dots, \boldsymbol{\eta}_L]$ 为 $MN \times L$ 维的输出矩阵。 $\mathbf{C}^T(f_d) = [\mathbf{c}_1^T(f_d), \mathbf{c}_2^T(f_d), \dots, \mathbf{c}_L^T(f_d)]$ 为 $P \times L$ 维的矩阵矢量, 它是多普勒频率的函数(假设目标的散射系数为已知)。由式(4)可知, 对 MIMO 雷达的发射角、接收角及多普勒频率的估计可转化为对 $\mathbf{A}(\varphi)$ 、 $\mathbf{B}(\theta)$ 和 $\mathbf{C}(f_d)$ 3 个矩阵的估计。

3 Alpha 稳定分布与相关熵

3.1 Alpha 稳定分布

理论研究和实际测量发现, 自然界及许多工程领域的噪声存在脉冲特性, 可以采用具有厚拖尾的 α 稳定分布过程^[13,14]来描述。但是, 由于一个特征指数为 α ($\alpha \leq 2$) 的稳定分布过程只存在有限的小于特征指数 α 的矩, 因此, 许多传统参数估计算法在稳定分布脉冲噪声条件下性能退化严重。Alpha 稳定分布(Alpha-Stable Distribution), 是描述上述随机过程的最有潜力和最具吸引力的模型之一。

如果随机变量 X 存在参数 $0 < \alpha \leq 2, \gamma \geq 0, -1 \leq \beta \leq 1$ 和实数 a 使其特征函数具有式(5)的形式:

$$\varphi(\omega) = \exp\{j a \omega - \gamma |\omega|^\alpha [1 + j \beta \operatorname{sgn}(\omega) \psi(\omega, \alpha)]\} \quad (5a)$$

或表示为

$$\varphi(\omega) = \exp\{j a \omega - \sigma^\alpha |\omega|^\alpha [1 + j \beta \operatorname{sgn}(\omega) \psi(\omega, \alpha)]\} \quad (5b)$$

$$\psi(\omega, \alpha) = \begin{cases} \tan(\pi\alpha/2), & \alpha \neq 1 \\ (2/\pi) \log |\omega|, & \alpha = 1 \end{cases} \quad (5c)$$

$$\operatorname{sgn}(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega > 0 \\ 0, & \omega = 0 \\ -1, & \omega < 0 \end{cases} \quad (5d)$$

则随机变量 X 服从稳定分布。其中 $\alpha \in (0, 2]$ 称为特征指数, 它决定该分布脉冲特性的程度。 α 值越小, 所对应分布的拖尾越厚, 脉冲特性越显著。相反, 随着 α 值变大, 所对应分布的拖尾变薄, 且脉冲特性减弱。当 $\alpha = 2$ 时, 为高斯分布, 是 α 稳定分布的一个特例。 $\gamma > 0$ 为分散系数, $-1 < \beta < 1$ 称为对称参数, a 称为位置参数, 当 $1 < \alpha \leq 2$ 时, 该参数表示该随机变量的均值, 当 $0 < \alpha < 1$ 时, 该参数则表示该随机变量的中值。当 $\alpha < 2$ 时, $S\alpha S$ 随机变量不存在有限的二阶矩, 因此基于二阶统计量的参数估计算法在稳定分布噪声环境下性能严重退化。

3.2 相关熵

对于两个随机变量 X 与 Y , 其相关熵定义为

$$V_\sigma(X, Y) = E[\kappa_\sigma(X - Y)] \quad (6)$$

其中, $\kappa_\sigma(\cdot) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(\cdot)^2}{2\sigma^2}\right]$ 为核函数, $\sigma > 0$ 是

核长参数。所谓相关熵, 是对两个随机变量之差进行高斯变换后的函数期望。与分数低阶矩相比, 相关熵可以提取误差 $e = X - Y$ 的高阶矩信息。不仅如此, 相关熵还具有与相关函数十分相似的性质。因此, 最大化相关熵具有很好的抑制脉冲噪声的作用^[12]。实际应用中, 随机变量 X 与 Y 的联合概率密度往往未知, 只能通过有限的观察数据 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ 估计随机变量 X 与 Y 的相关熵。

$$V_\sigma(X, Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \kappa_\sigma(x_i - y_i) \quad (7)$$

从相关熵的定义可以看出, 相关熵包含了高斯核函数, 因而对具有大幅度冲激的非高斯噪声具有较好的抑制作用。由文献[12]可知, $V_\sigma(X, Y)$ 具有式(8), 式(9)两条性质:

$$V_\sigma(X, Y) = V_\sigma(Y, X) \quad (8)$$

$$0 \leq V_\sigma(X, Y) \leq \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \quad (9)$$

当且仅当 $X = Y$ 时, 式(8)中的 $V_\sigma(X, Y)$ 取得最大值。

4 基于 MCC 准则的平行因子分析算法

平行因子分析(PARAllel FACtor, PARAFAC)首先被提出是作为生理学中数据分析工具, 主要用于化学计量学、光谱学和色谱学等, 是多维数据分析的一种方法。近年来, 在信号处理和通信领域, 平行因子技术被广泛关注^[15-17]。PARAFAC 是一种 3 维矩阵处理方法, 在满足 Kruskal 条件下平行因子模型具有唯一可辨识性, 可以在一次矩阵分解中得到含有目标参数信息的矩阵, 使得参数能够自动配对。

4.1 TALS-PARAFAC 算法

平行因子分析模型通常采用交替三线性最小二乘回归(Trilinear Alternating Least Squares regression, TALS)方法完成, 其具体思路为: 在固定上次迭代获取的部分矩阵估计值基础上, 估计其他矩阵, 该交错映射形式的最小二乘回归过程循环下去, 直至收敛。

匹配滤波器的输出 $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{M \times N \times L}$ 具有三面阵模型特性, 因此它可以用 \mathbf{Y} 沿接收方向、发射方向和快拍方向上的切片集合 $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \mathbf{Y}_3$ 来表示, 其中 $\mathbf{Y}_1 = [\mathbf{C}(f_d) \odot \mathbf{A}(\varphi)] \mathbf{B}^T(\theta) + \mathbf{W}_1$, $\mathbf{Y}_2 = [\mathbf{B}(\theta) \odot \mathbf{C}(f_d)] \mathbf{A}^T(\varphi) + \mathbf{W}_2$, $\mathbf{Y}_3 = [\mathbf{A}(\varphi) \odot \mathbf{B}(\theta)] \mathbf{C}^T(f_d) + \mathbf{W}_3$ 。

在文献[6]中, 根据三面阵 $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \mathbf{Y}_3$ 估计矩阵 $\mathbf{A}(\varphi)$, $\mathbf{B}(\theta)$ 和 $\mathbf{C}(f_d)$ 通常采用三线性交替最小二乘方法(TALS)完成。TALS 是三面阵模型数据检测的一种常用方法, 其基本思想为: 当获得了一组初始

估计值后, 每一步更新一个估计矩阵。更新的方法为: 以此步中待更新的矩阵为变量, 其它矩阵依据上一次的估计结果作为常量, 利用最小二乘法来更新。待更新完所有估计矩阵后, 再进行下一次迭代, 直到算法收敛为止。

众所周知, 最小二乘算法是基于二阶统计量的, 而脉冲噪声不存在二阶矩, 因此在冲激噪声环境下基于最小二乘法进行参数估计的方法性能会退化甚至失效。

4.2 MCC-PARAFAC 算法

为了改善冲激噪声环境中 TALS-PARAFAC 算法的参数估计性能, 本文采用 MCC 准则对算法中迭代的代价函数进行改进, 提出了基于 MCC 准则的 PARAFAC 算法, 并将该算法应用到双基地 MIMO 雷达目标参数估计中。

具体的步骤如下:

(1) 任选随机矩阵初始化 $\widehat{\mathbf{A}}_0(\varphi)$, $\widehat{\mathbf{B}}_0(\theta)$ 和 $\widehat{\mathbf{C}}_0(f_d)$, 迭代序号为 $k=1, 2, 3, \dots$ 。

(2) 将 $\widehat{\mathbf{A}}_{k-1}(\varphi)$, $\widehat{\mathbf{C}}_{k-1}(f_d)$ 代入式(10)求其最大相关熵解, 获得 $\mathbf{B}(\theta)$ 的第 k 次迭代估计值 $\widehat{\mathbf{B}}_k(\theta)$:

$$\max J(\widehat{\mathbf{B}}_k(\theta)) = \kappa_\sigma \left[\mathbf{Y}_1 - [\widehat{\mathbf{C}}_{k-1}(f_d) \odot \widehat{\mathbf{A}}_{k-1}(\varphi)] \widehat{\mathbf{B}}_k^T(\theta) \right] \quad (10)$$

为了求解式(10), 可将极大化问题 $\max J(\widehat{\mathbf{B}}_k(\theta))$ 等价于极小化问题, 那么代价函数为 $\min J(\widehat{\mathbf{B}}_k(\theta))$

$$= \kappa_\sigma(0) - \kappa_\sigma \left[\mathbf{Y}_1 - [\widehat{\mathbf{C}}_{k-1}(f_d) \odot \widehat{\mathbf{A}}_{k-1}(\varphi)] \widehat{\mathbf{B}}_k^T(\theta) \right] \quad (11)$$

其中, $\kappa_\sigma(0) = 1/(\sqrt{2\pi}\sigma)$,

$$\widehat{\mathbf{B}}_k(\theta) = \mathbf{Y}_1^T \left[(\widehat{\mathbf{C}}_{k-1}(f_d) \odot \widehat{\mathbf{A}}_{k-1}(\varphi))^\# \right]^T \quad (12)$$

(3) 将 $\widehat{\mathbf{C}}_{k-1}(f_d)$, $\widehat{\mathbf{B}}_k(\theta)$ 代入式(13), 求其最大相关熵解, 获得的第 k 次迭代估计值 $\widehat{\mathbf{A}}_k(\varphi)$ 如式(14)所示。

$$\min J(\widehat{\mathbf{A}}_k(\varphi)) = \kappa_\sigma(0) - \kappa_\sigma \left[\mathbf{Y}_2 - [\widehat{\mathbf{B}}_k(\theta) \odot \widehat{\mathbf{C}}_{k-1}(f_d)] \mathbf{A}_k^T(\varphi) \right] \quad (13)$$

$$\widehat{\mathbf{A}}_k(\varphi) = \mathbf{Y}_2^T \left[(\widehat{\mathbf{B}}_k(\theta) \odot \widehat{\mathbf{C}}_{k-1}(f_d))^\# \right]^T \quad (14)$$

(4) 将 $\widehat{\mathbf{A}}_k(\varphi)$, $\widehat{\mathbf{B}}_k(\theta)$ 代入式(15), 求其最大相关熵解, 获得 $\mathbf{C}(f_d)$ 的第 k 次迭代估计值 $\widehat{\mathbf{C}}_k(f_d)$ 如式(16)所示, 并计算 $\delta_k = \sum_{l=1}^L \left(\kappa_\sigma(0) - \kappa_\sigma \left[\mathbf{Y}_{..l} - \widehat{\mathbf{A}}_k(\varphi) \mathbf{D}_l [\widehat{\mathbf{C}}_k(f_d)] \widehat{\mathbf{B}}_k^T(\theta) \right] \right)$, 其中 $\mathbf{D}_l[\cdot]$ 表示由矩阵的第 l 行元素形成的一个对角矩阵, $\mathbf{Y}_{..l} = \mathbf{A}(\varphi) \mathbf{D}_l[\mathbf{C}(f_d)] \mathbf{B}^T(\theta) + \mathbf{W}_{..l}$ 。若 $|\delta_k - \delta_{k-1}| > \varepsilon$ (ε 为误差门限), 则

重复步骤(2)-步骤(4)。若 $|\delta_k - \delta_{k-1}| < \varepsilon$, 则转至步骤(5)

$$\min J(\widehat{\mathbf{C}}_k(f_d)) = \kappa_\sigma(0) - \kappa_\sigma \left[\mathbf{Y}_3 - [\mathbf{A}_k^T(\varphi) \odot \widehat{\mathbf{B}}_k(\theta)] \widehat{\mathbf{C}}_k(f_d) \right] \quad (15)$$

$$\widehat{\mathbf{C}}_k(f_d) = \mathbf{Y}_3^T \left[(\mathbf{A}_k^T(\varphi) \odot \widehat{\mathbf{B}}_k(\theta))^\# \right]^T \quad (16)$$

(5) 经过上述迭代计算, 得到 $\mathbf{A}(\varphi)$, $\mathbf{B}(\theta)$ 和 $\mathbf{C}(f_d)$ 的最终估计值 $\widehat{\mathbf{A}}(\varphi)$, $\widehat{\mathbf{B}}(\theta)$ 和 $\widehat{\mathbf{C}}(f_d)$, 并令 $\widehat{a}_{j,i}(\varphi)$, $\widehat{b}_{j,i}(\theta)$, $\widehat{c}_{j,i}(f_d)$ 分别为 3 个估计矩阵的第 j 行第 i 列元素, 通过式(17)-式(19)对各列向量求平均的方法得到 $\widehat{\varphi}_i$, $\widehat{\theta}_i$, \widehat{f}_{di} ($i=1, 2, \dots, P$)。angle(\cdot) 表示取元素的相角运算。

$$\widehat{\varphi}_i = \arcsin \left\{ \frac{\lambda}{2\pi d_t (M-1)} \sum_{j=1}^{M-1} \text{angle}(\widehat{a}_{j+1,i}(\varphi) / \widehat{a}_{j,i}(\varphi)) \right\} \quad (17)$$

$$\widehat{\theta}_i = \arcsin \left\{ \frac{\lambda}{2\pi d_r (N-1)} \sum_{j=1}^{N-1} \text{angle}(\widehat{b}_{j+1,i}(\theta) / \widehat{b}_{j,i}(\theta)) \right\} \quad (18)$$

$$\widehat{f}_{di} = \frac{\lambda}{2\pi T (L-1)} \cdot \sum_{j=1}^{N-1} \text{angle} \left[(\widehat{c}_{j+1,i}(f_d) \rho_{j,i}) / (\widehat{c}_{j,i}(f_d) \rho_{j+1,i}) \right] \quad (19)$$

5 仿真实验

假定发射阵元和接收阵元数目分别为 $M=6$ 和 $N=8$, 双基地 MIMO 雷达远场存在 2 个目标, 即 $P=2$, 相对于发射阵元和接收阵元的发射角和接收角分别为 $(\varphi_1, \theta_1) = (20^\circ, 30^\circ)$, $(\varphi_2, \theta_2) = (50^\circ, 60^\circ)$, 多普勒频率参数 $f_{d1} = 160$ Hz, $f_{d2} = 100$ Hz, 回波个数 $L=100$ 。各发射阵元发射相互正交的 Hadamard 编码信号, 且每个重复周期内的相位编码个数 $Q=256$ 。本节使用广义信噪比^[13,14] (Generalized Signal-to-Noise Ratio, GSNR) 作为信号和冲激噪声的度量。广义信噪比的定义式为

$$\text{GSNR} = 10 \lg(\sigma_s^2 / \gamma) \quad (20)$$

式中, σ_s^2 表示信号的功率, γ 是 S α S 分布的分散系数。在相同的条件下, 与 CMSL0 算法^[2]及 TALS-PARAFAC 算法^[6]进行了对比, 所有仿真结果均由 500 次 Monte-Carlo 实验统计得到。

实验 1 在本小节实验中, 假定冲激噪声的特征指数 $\alpha=1.4$, 广义信噪比 GSNR 的范围是 $0 \leq \text{GSNR} \leq 30$ 。图 2 给出 3 种算法关于目标参数估计的均方根误差随 GSNR 变化曲线。

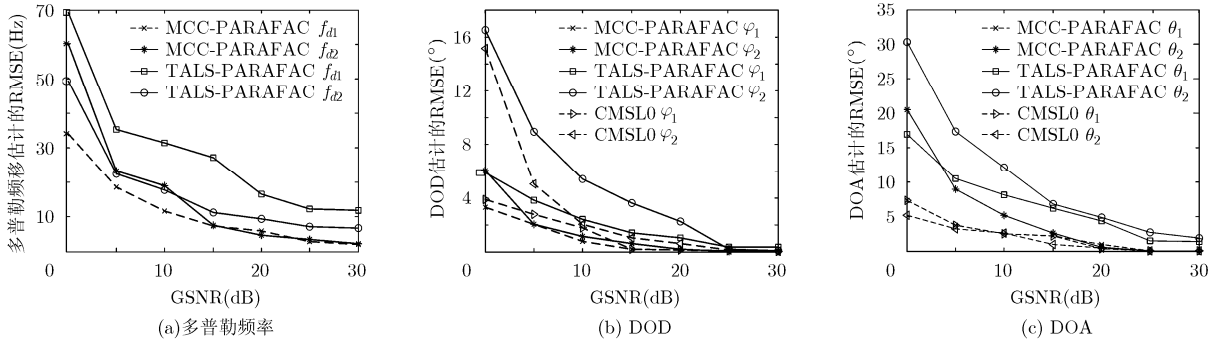


图 2 3 种算法参数估计 RMSE 随 GSNR 变化曲线

CMSL0 算法假设目标是静止不动的，回波信号中不存在多普勒频移，因此该算法不能实现对多普勒频移的估计。在本小节的仿真实验中，在讨论了目标收发角估计的 RMSE 随 GSNR 变化时，将 CMSL0 算法与 MCC-PARAFAC 算法和 TALS-PARAFAC 算法进行对比。从图 2 可以看出，MCC-PARAFAC 算法的性能优于 TALS-PARAFAC 算法。这是因为在冲激噪声环境下，不存在二阶统计量，所以基于二阶统计量的最小二乘算法性能退化。而 MCC-PARAFAC 算法，采用了最大相关熵准则作为代价函数，它能够很好地抑制脉冲噪声的干扰，具有较好的估计性能。但是算法的估计性能会受到误差门限的影响，因此当广义信噪比较高时，CMSL0 算法略优于 MCC-PARAFAC 算法。

实验 2 研究了参数估计性能与冲激噪声特征指数 α 的关系。本小节中参数设定为：广义信噪比 GSNR = 15 dB，冲激噪声的特征指数 α 的变化范围是 $1 \leq \alpha \leq 2$ 。图 3 给出了 3 种算法参数估计的 RMSE 与噪声特征指数 α 的关系。

从图 3 可以看出，当 $\alpha \geq 1.3$ 是 MCC-PARAFAC 算法具有较好的性能。 α 越小噪声的冲

激性越强，TALS-PARAFAC 算法没有对冲激噪声的抑制作用，所以当 α 较小时，算法性能较差，当 $\alpha = 2$ 时，冲激噪声转化为高斯噪声，所以当 α 接近 2 时，算法具有好好的估计性能。可见 TALS-PARAFAC 算法对冲激噪声比较敏感，在冲激噪声的环境下该算法的参数估计性能比较差。CMSL0 算法利用了 FLOM 理论，能够对冲激噪声进行有效的抑制，由仿真结果可以看出，本文算法略优于 CMSL0 算法。可见，相对其他两种算法，在冲激噪声环境下 MCC-PARAFAC 算法的参数估计性能较优。

实验 3 研究了 MCC-PARAFAC 算法参数估计的均方根误差 RMSE 与核长 σ 的关系。本小节实验中，参数的设定为广义信噪比 GSNR = 15 dB，冲激噪声的特征指数 $\alpha = 1.4$ ，核长参数 σ 的变化范围是 $0.1 \leq \sigma \leq 2$ 。从图 4 可以看出，MCC-PARAFAC 算法参数估计的性能受核长参数 σ 的影响不大。

实验 4 研究了参数估计的准确率与广义信噪比 GSNR 及特征指数 α 的关系。参数估计的准确率

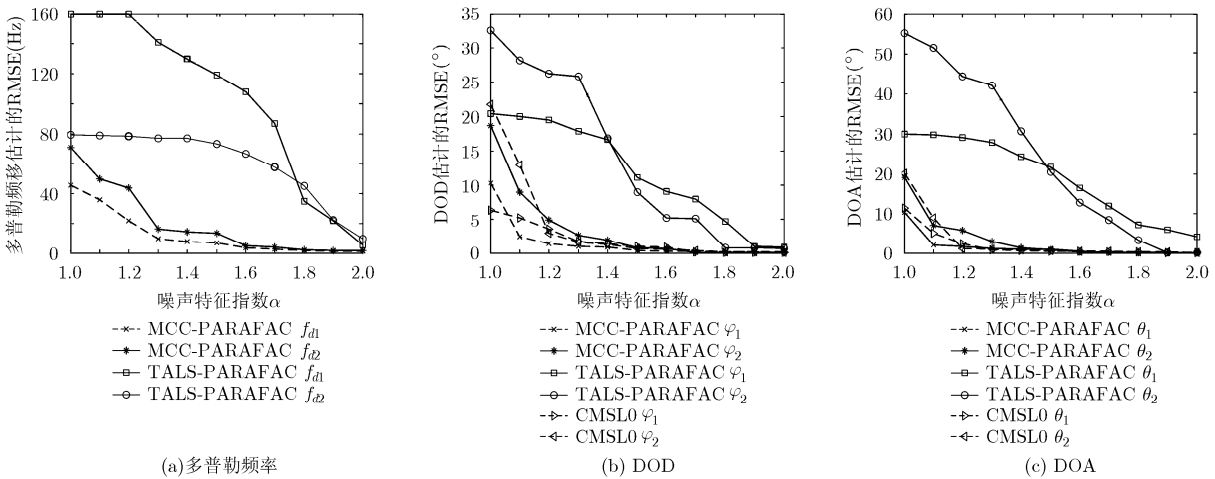


图 3 3 种算法参数估计 RMSE 随噪声特征指数 α 变化曲线

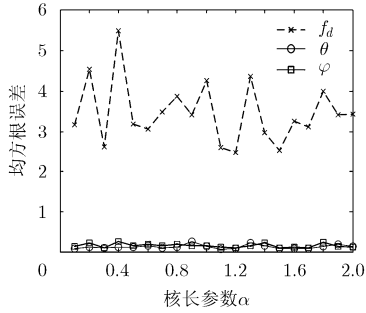


图 4 MCC-PARAFAC 算法性能与核长参数 σ 的关系

P_a 可定义为 $P_a = \left[1 - \frac{|\bar{D} - D|}{D} \right] \times 100\%$, 其中 D 为

真实值, \bar{D} 为估计值。当多个目标时 P_a 为多个目标参数估计准确率的平均值, 本文为两个目标准确率的平均值。为了研究 3 种算法的性能, 仿真实验中我们讨论了两种情况的收发角, 一种情况 $(\varphi_1, \theta_1) = (20^\circ, 30^\circ), (\varphi_2, \theta_2) = (50^\circ, 60^\circ)$, 即 $\varphi_1 \neq \varphi_2, \theta_1 \neq \theta_2$; 另一种情况 $(\varphi_1, \theta_1) = (20^\circ, 30^\circ), (\varphi_2, \theta_2) = (20^\circ, 60^\circ)$ 即 $\varphi_1 = \varphi_2, \theta_1 \neq \theta_2$ 或 $(\varphi_1, \theta_1) = (20^\circ, 30^\circ), (\varphi_2, \theta_2) = (30^\circ, 30^\circ)$ 即 $\varphi_1 \neq \varphi_2, \theta_1 = \theta_2$ 。图 5 显示了参数估计的准确率随 GSNR 的变化曲线。图 6 显示了参数估计的准确率随噪声特征指数 α 的变化曲线。

由于 CMSL0 算法基于谱峰搜索实现对收发角的估计。因此当两个目标中发射角相同接收角不同, 或者两个目标的接收角相同发射角不同时, 该算法不能实现正确的角度估计, 并且需要额外的配对处理。而基于平行因子分析理论是通过对 3 个矩阵的迭代实现了 3 个参数的联合估计, 不需要额外配对处理, 同时收发角估计的准确率在上述两种情况下是一致的。其中 MCC-PARAFAC 算法考虑了冲激噪声的影响, 采用最大相关熵准则最为代价函数进行迭代。而 TALS-PARAFAC 算法是基于二阶矩的,

冲激噪声不存在有限的二阶矩, 因此 TALS-PARAFAC 算法在冲激噪声环境下性能会显著退化。

实验 5 研究了多个目标时, 位置估计星座图的对比情况。本小节实验中, 参数的设定为广义信噪比 GSNR = 15 dB, 冲激噪声的特征指数 $\alpha=1.4$ 。假设空中存在 $P=6$ 个不相关的目标, 各目标的发射角为 $\{\varphi_i\}_{i=1}^{P=6} = \{-35^\circ, -15^\circ, -15^\circ, -30^\circ, -20^\circ, -20^\circ\}$, 接收角为 $\{\theta_i\}_{i=1}^{P=6} = \{15^\circ, 35^\circ, 15^\circ, 20^\circ, 30^\circ, 20^\circ\}$ 。脉冲重复周期数为 $L = 200$ 。经过 100 次 Monte-Carlo 试验, CMSL0 算法、TALS-PARAFAC 算法和本文算法的位置估计星座图如图 7 所示。

由图 7 可以看出, 在不知道目标数目的情况下, 对于相同发射角或者具有相同接收角的目标, CMSL0 算法不能正确地估计目标的数目和位置, 同时需要额外对收发角进行配对。但是在脉冲噪声环境下, 具有不同收发角的目标, CMSL0 算法具有较好的估计精度。而基于平行因子分析的算法通过对代价函数进行迭代进行联合估计收发角, 自动实现角度配对。但是 TALS-PARAFAC 算法基于最小二乘准则, 在迭代收敛过程中会受到冲激噪声的影响, 使其算法的估计性能显著下降, 而本文算法考虑了脉冲噪声的影响, 使用了基于最大相关熵准则的代价函数, 能够抑制脉冲噪声的影响, 因此本文算法相对其他两种算法具有较准确的目标位置估计。

6 结论

本文采用 MCC 准则改进 PARAFAC 算法中基于 TALS 准则的代价函数, 推导了适用于冲激噪声环境下的双基地 MIMO 雷达目标参数联合估计新算法。算法不仅能有效地抑制冲激噪声的干扰, 具有较好的估计精度, 而且能够实现自动配对。仿真实验表明, 在冲激噪声和高斯噪声环境下, 与基于

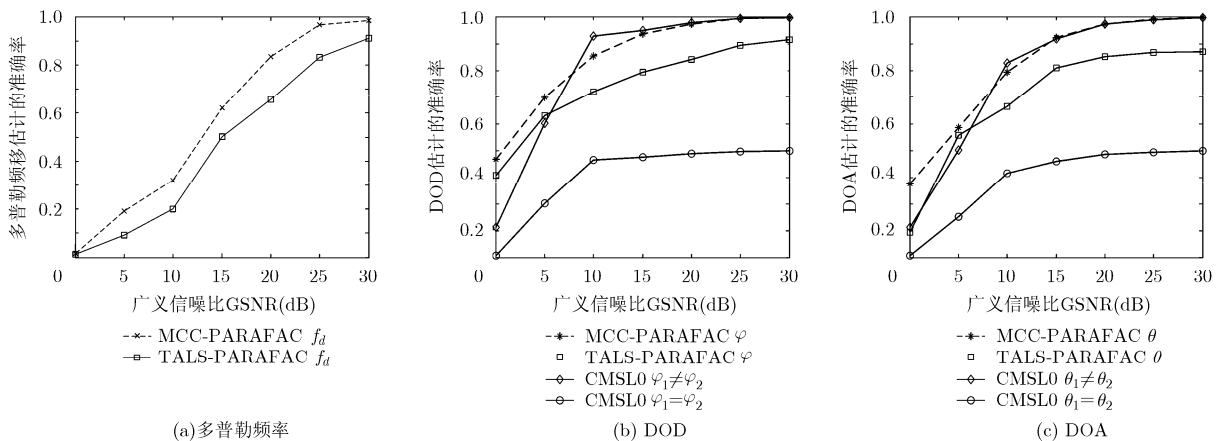


图 5 3 种算法参数估计的准确率随 GSNR 的变化曲线

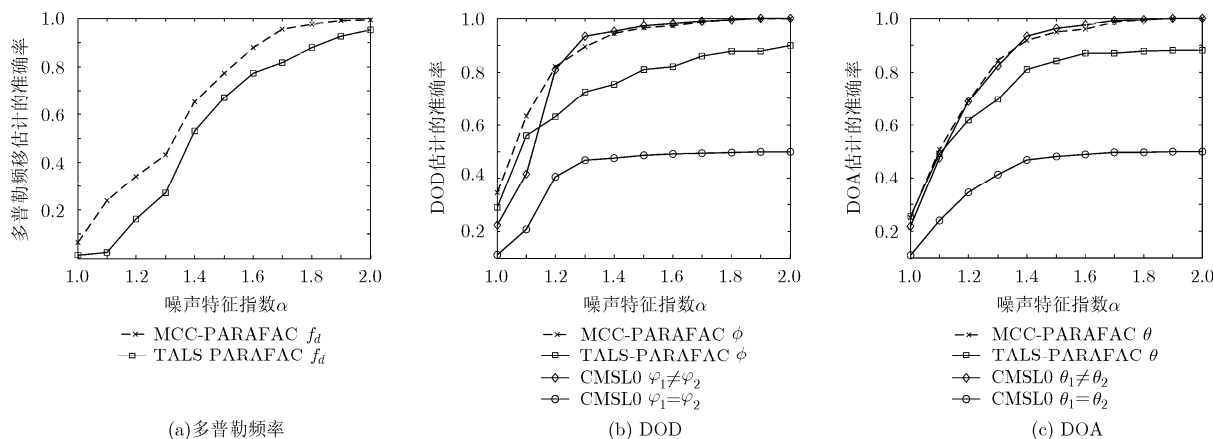


图 6 3 种算法参数估计的准确率随噪声特征指数 α 的变化曲线

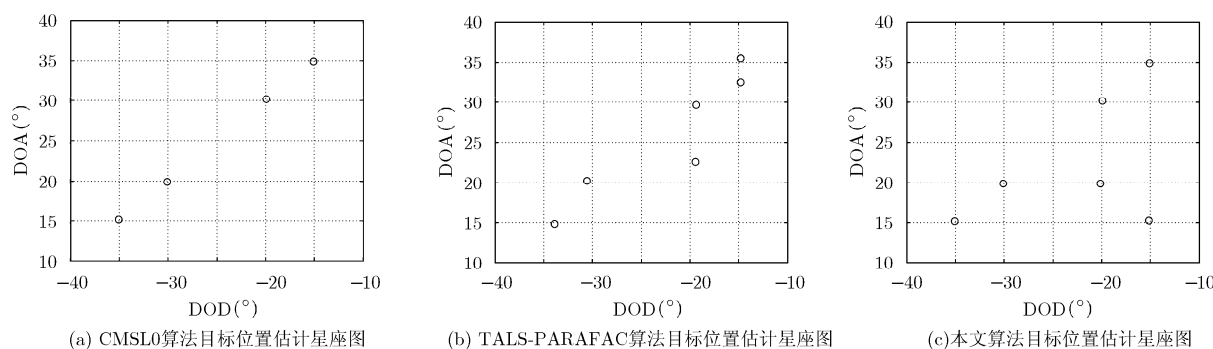


图 7 3 种算法目标位置估计星座图

TLAS 准则的 PARAFAC 算法和 CMSL0 算法相比, MCC-PARAFAC 算法均具有很好的参数估计性能, 尤其对突变的信号环境体现出更好的适应性。

参 考 文 献

[1] FISHLER E, HAIMOVICH A, BLUM R, *et al*. MIMO radar: an idea whose time has come in[C]. Proceedings of the IEEE Radar Conference, Newark, NJ, USA, 2004: 71-78. doi: 10.1109/NRC.2004.1316398.

[2] 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. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.01861. ZHENG Zhidong, YUAN Honggang, and ZHANG Jianyun. Multitarget localization based on sparse representation for bistatic MIMO radar in the presence of impulsive noise[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(12): 3001-3007. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.01861.

[3] 谢荣, 刘铮. 基于多项式求根的双基地 MIMO 雷达多目标定位方法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(9): 2197-2220. doi: 10.3724/SP.J.1146.2009.00151. XIE Rong and LIU Zheng. Multi-target localization based on polynomial rooting for bistatic MIMO radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(9):

2197-2220. doi: 10.3724/SP.J.1146.2009.00151.

[4] BENCHEIKH M L and WANG Y. Joint DOD-DOA estimation using combined ESPRIT-MUSIC approach in MIMO radar[J]. *Electronics Letters*, 2010, 46(15): 1081-1083. doi: 10.1049/el.2010.1195.

[5] YAN H, LI J, and LIAO G. Multitarget identification and localization using bistatic MIMO radar systems[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008, 8(2): 1-8. doi: 10.1155/2008/283483.

[6] 张剑云, 郑志东, 李小波. 双基地 MIMO 雷达收发角及多普勒频率的联合估计算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(8): 1843-1848. doi: 10.3724/SP.J.1146.2009.01133. ZHANG Jianyun, ZHENG Zhidong, and LI Xiaobo. An algorithm for DOD-DOA and doppler frequency jointly estimating of bistatic MIMO radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(8): 1843-1848. doi: 10.3724/SP.J.1146.2009.01133.

[7] CHEN D F, CHEN B X, and QIN G D. Angle estimation using ESPRIT in MIMO radar[J]. *Electronics Letters*, 2008, 44(12): 770-771. doi: 10.1049/el:20080276.

[8] CHEN Yunfei and CHEN Jiming. Novel alpha PDF approximations and their applications in wireless signal detection[J]. *IEEE Transactions on Wireless*

- Communications*, 2015, 14(2): 1080–1091. doi: 10.1109/TWC.2014.2364181.
- [9] 宋爱民, 邱天爽, 佟祉谏. 对称稳定分布的相关熵及其在时间延迟估计上的应用[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(2): 494–498. doi: 10.3724/SP.J.1146.2010.00309.
- SONG Aimin, QIU Tianshuang, and TONG Zhijian. Correntropy of the symmetric stable distribution and its application to the time delay estimation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(2): 494–498. doi: 10.3724/SP.J.1146.2010.00309.
- [10] 张金凤, 邱天爽, 李森. 冲激噪声环境下基于最大相关熵准则的韧性子空间跟踪新算法[J]. 电子学报, 2015, 43(3): 483–488. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.03.010.
- ZHANG Jinfeng, QIU Tianshuang, and LI Sen. A robust PAST algorithm based on maximum correntropy criterion for impulsive noise environments[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(3): 483–488. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.03.010.
- [11] SANTAMARÍA I, POKHAREL P P, and PRINCIPE J C. Generalized correlation function: definition, properties, and application to blind equalization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(6): 2187–2197. doi: 10.1109/TSP.2006.872524.
- [12] LIU W, POKHAREL P P, and PRÍNCIPE J C. Correntropy: properties and applications in non-Gaussian signal processing [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(11): 5286–5298. doi: 10.1109/TSP.2007.896065.
- [13] KOMATY A, BOUDRAA A O, NOLAN J P, *et al.* On the behavior of EMD and MEMD in presence of symmetric alpha-stable noise[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(7): 818–822. doi: 10.1109/LSP.2014.2371132.
- [14] NIKIAS C L, SHAO M, *et al.* *Signal Processing with Alpha Stable Distributions and Applications*[M]. New York: John Wiley & Sons Inc, 1995: 13–30.
- [15] SIDROPOULOS N D and GIANNAKIS G B. Parallel factor analysis in sensor array processing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, 48(8): 2377–2388. doi: 10.1109/78.852018.
- [16] CAO R Z, ZHANG X F, and CHEN W Y. Compressed sensing parallel factor analysis-based joint angle and Doppler frequency estimation for monostatic multiple-input-multiple-output radar[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2014, 8(6): 597–606. doi: 10.1049/iet-rsn.2013.0242.
- [17] DU J H, YUAN C W, and ZHANG J B. Semi-blind parallel factor based receiver for joint symbol and channel estimation in amplify-and-forward multiple-input multiple-output relay systems[J]. *IET Communications*, 2015, 9(6): 737–744. doi: 10.1049/iet-com.2014.0553.
- 李 丽: 女, 1979 年生, 博士, 副教授, 主要研究方向为阵列信号处理、非高斯非平稳信号处理.
- 邱天爽: 男, 1954 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为非平稳非高斯统计信号处理、数字信号处理等.