

冲击噪声下基于张量分解和 K-means 聚类的 MIMO 雷达阵列诊断

陈金立^{1,2}, 王亚鹏², 李家强^{1,2}, 龙伟军³

(1. 南京信息工程大学气象灾害预报预警与评估协同创新中心, 江苏南京 210044;
2. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 江苏南京 210044; 3. 南京电子技术研究所, 江苏南京 210039)

摘要: 针对冲击噪声下多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)雷达阵列诊断失效问题, 对基于二阶矩的传统匹配滤波器进行改进以适应非高斯噪声, 并提出一种基于张量分解和 K-means 聚类的阵列诊断方法. 该方法利用 MIMO 雷达各接收阵元回波信号的高斯核函数值来自适应地调整匹配滤波器的系数, 以有效形成虚拟阵列. 为挖掘正常和故障阵元的匹配滤波输出数据的多维特征, 将虚拟阵列协方差矩阵构建成为三阶平行因子(PARALLEL FACTOR, PARAFAC)张量, 并通过 COMFAC(COMplex parallel FACTor analysis)算法分解获得收发阵列流形矩阵, 使用欧式距离度量其相似性, 确定两个簇类数据的聚类中心并划分出异常簇类, 以完成故障阵元位置的诊断. 仿真结果验证了所提算法的有效性.

关键词: MIMO 雷达; 阵列诊断; 冲击噪声; 匹配滤波; 张量分解; K-means 聚类

中图分类号: TN951; TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2021)12-2315-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20210347

Tensor Decomposition and K-means Clustering Based Array Diagnosis for MIMO Radar in Impulsive Noise Environment

CHEN Jin-li^{1,2}, WANG YA-peng², LI Jia-qiang^{1,2}, LONG Wei-jun³

(1. Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210044, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210044, China;

3. Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing, Jiangsu 210039, China)

Abstract: The traditional array diagnosis methods for multiple-input multiple-output(MIMO) radar may fail in the presence of impulse noise. The traditional matched filter based on second-order statistics is modified to obtain a reliable performance in the non-Gaussian noise, and then the array diagnosis method based on tensor decomposition and K-means clustering is proposed. The coefficients of the matched filters are adjusted with the Gaussian kernel function values of the echo signal observed at each receive element, which makes the MIMO radar form a virtual array successfully in the presence of impulsive noise. To further utilize the inherent multidimensional structure of the matched filter output data of the damaged and normal antennas, a third-order parallel factor(PARAFAC) model of the virtual array covariance matrix is formulated. By exploiting the complex parallel factor analysis(COMFAC) algorithm on the third-order covariance tensor, the manifold matrices of the transmit and receive arrays are obtained. The similarity of manifold matrix data is measured using Euclidean distance, and the clustering centers of the two clusters corresponding to the normal and fault elements are determined. The abnormal cluster data is selected to diagnose the location of the fault elements in MIMO radar array. Numerical simulation results confirm the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: MIMO radar; array diagnosis; impulsive noise; matched filter; tensor decomposition; K-means clustering

1 引言

多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)雷达是将通信系统中MIMO技术应用到雷达中而诞生的一种新体制雷达,一经提出立即引起了广大学者的关注^[1,2].受实际工作环境影响,如恶劣天气、元器件腐蚀等,MIMO雷达在长时间执行任务中收发阵列中不可避免地会存在故障阵元,而受损阵元无法正常发射和接收信号,从而导致MIMO雷达的目标探测和参数估计性能下降.阵列诊断的目的是在含有大量阵元的阵列中检测故障天线单元的位置和数量,这对雷达故障阵元的维修是至关重要的^[3,4].阵列雷达在每次开机时一般利用雷达自带的激励源对各通道的幅相误差进行校正并检测通道故障.但是该方法只能在雷达开机时对故障阵元位置进行诊断,而阵元故障往往会在雷达工作过程中发生.因此现有文献主要研究在雷达工作状态时的阵列诊断方法^[5-7],这样能及时检测故障阵元以便利用性能补偿算法来保障雷达任务的顺利执行.文献[5]利用近场探头采集近场数据,并利用矩阵法等算法估计近场探头电压与阵列的激励系数,通过与理想激励系数的对比实现故障阵列的诊断.文献[6]中提出一种基于压缩感知方法的阵列诊断技术,通过采集较少的数据来确定故障阵元的位置,进一步提高了阵列诊断的效率.文献[7]提出一种基于PCA(Principal components analysis)主成分分析的气象故障传感器数据检测方法,该方法通过对接收数据协方差矩阵做特征值分解得到主成分,并根据各接收数据到主成分的马尔科夫距离来确定故障传感器的位置.文献[8]提出一种基于信号子空间聚类的MIMO雷达阵列诊断方法,该方法通过计算各阵元对应的信号子空间的局部密度,并划分出异常簇类来确定故障阵元的位置.

以上对于阵列中故障阵元诊断问题的研究均以高斯噪声为假设前提.MIMO雷达实际工作环境中,受雷电、大气等自然产生、系统电路上的瞬时尖峰以及人为干扰的影响,所涉及的加性噪声大多数为冲击噪声.冲击噪声的分布特性具有尖峰或厚重拖尾,通常以 α 稳定分布来表示^[9].由于冲击噪声在时域中分布呈脉冲状,导致阵列接收数据呈非线性且不具备二阶统计量特性^[10],从而导致现有基于高斯噪声背景下的阵列诊断方法性能下降甚至失效.

MIMO雷达通过匹配滤波处理在接收信号中分离出各个发射通道信号以形成大孔径虚拟阵列.在加性高斯白噪声信道中,由于二阶统计量的存在,因此保证了匹配滤波器的最优性^[11].然而,冲击噪声往往带有冲击特性和厚重拖尾特性,符合 α 稳定分布,不具有二阶及二阶以上的矩特性^[12],因此在冲击噪声下匹配滤波效果会大为降低,从而严重影响MIMO雷达的通道分离效

果,进而导致MIMO雷达阵列诊断失效.针对此问题,文献[13]提出一种基于无穷范数互信息的MIMO雷达阵列诊断方法,该方法对阵列接收数据进行无穷范数归一化处理来抑制冲击噪声,然后通过匹配滤波处理形成虚拟阵列,对虚拟阵列输出数据取模处理并等效于灰度图像数据,通过计算各阵元之间的互信息值实现故障阵元位置的诊断.由于无穷范数归一化处理方法对冲击噪声抑制效果有限,因此残余的冲击噪声仍然会对MIMO雷达匹配滤波处理产生影响.为此,本文利用MIMO雷达接收阵列回波信号的高斯核函数值来自适应地调整匹配滤波器系数,使其对冲击噪声具有较好的适应性,以有效形成虚拟阵列,并构建虚拟协方差矩阵的三阶平行因子(PARALLEL FACTOR, PARAFAC)张量形式,以便能更好地提取正常阵元和故障阵元经匹配滤波后的数据特征,然后通过COMFAC(COMplex parallel FACTOR analysis)算法分解三阶协方差张量,获得发射阵列和接收阵列的流形矩阵,最后利用阵列流形矩阵中与正常阵元和故障阵元相对应的两个簇类数据的聚类中心差异,分别诊断出发射阵列和接收阵列中故障阵元的位置.本文方法能够在冲击噪声下有效检测出MIMO雷达发射阵列与接收阵列中故障阵元的位置,且无需额外的测量探头.

2 阵元故障MIMO雷达信号模型

双基地MIMO雷达的发射阵列和接收阵列均为线性阵列,分别由 M 个发射阵元和 N 个接收阵元组成,其中发射和接收的各阵元间距分别为 d_t 和 d_r .各发射阵元发射相互正交的同频相位编码信号 $\mathbf{B} = [\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_M]^T \in \mathbb{C}^{M \times P}$, $\mathbf{b}_m \in \mathbb{C}^{P \times 1}$ 为第 m 个发射阵元的发射信号矢量, P 为每个脉冲周期内的采样个数, $(\cdot)^T$ 表示转置.假设在空间远场中存在 L 个非相干观测目标,第 l ($l=1, 2, \dots, L$)个目标相对于发射阵列的波离方向角(DOD)和相对接收阵列的波达方向角(DOA)为 (ϕ_l, θ_l) ,则接收阵列在第 k 个脉冲周期的输出信号 \mathbf{X}_k 为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}_r \text{diag}(\mathbf{s}_k) \mathbf{A}_t^T \mathbf{B} + \mathbf{Z}_k \quad (1)$$

式中, $\mathbf{A}_r = [\mathbf{a}_r(\theta_1), \mathbf{a}_r(\theta_2), \dots, \mathbf{a}_r(\theta_L)] \in \mathbb{C}^{N \times L}$, $\mathbf{a}_r(\theta_l) = [1, e^{j2\pi d_r \sin\theta_l/\lambda}, \dots, e^{j2\pi(N-1)d_r \sin\theta_l/\lambda}]^T$ 为接收阵列导向矢量; $\mathbf{A}_t = [\mathbf{a}_t(\phi_1), \mathbf{a}_t(\phi_2), \dots, \mathbf{a}_t(\phi_L)] \in \mathbb{C}^{M \times L}$, $\mathbf{a}_t(\phi_l) = [1, e^{j2\pi d_t \sin\phi_l/\lambda}, \dots, e^{j2\pi(M-1)d_t \sin\phi_l/\lambda}]^T$ 为发射阵列导向矢量, λ 为发射信号波长; $\text{diag}(\mathbf{s}_k)$ 表示由矢量 \mathbf{s}_k 构成的对角矩阵,其中 \mathbf{s}_k 中每个元素包含了对应目标的散射系数和多普勒频率等信息; $\mathbf{Z}_k \in \mathbb{C}^{N \times P}$ 表示第 k 个脉冲周期内的冲击噪声矩阵,噪声矩阵 \mathbf{Z}_k 中每一行元素服从 α

稳定分布^[9].

在实际应用中,阵列天线持续高温的运作以及所处的恶劣自然环境因素等影响,MIMO 雷达的收发阵列中可能会存在故障阵元. 定义 Q_T 和 Q_R 为发射阵列和接收阵列中故障阵元的位置集合,当第 q_t ($q_t \in Q_T$) 个发射阵元和第 q_r ($q_r \in Q_R$) 个接收阵元出现故障时,发射阵列流形矩阵 A_t 中第 q_t 行元素为零,接收阵列流形矩阵 A_r 中第 q_r 行元素为零,则含故障阵元的发射和接收阵列流形矩阵分别记为 \tilde{A}_t 和 \tilde{A}_r . 则存在阵元故障时 MIMO 雷达接收阵列在第 k 个脉冲周期内的输出信号为

$$\tilde{X}_k = \tilde{A}_r \text{diag}(s_k) \tilde{A}_t^T B + Z_k \quad (2)$$

3 基于高斯核函数的自适应匹配滤波器

传统的匹配滤波器是基于二阶最优性准则来解决信号检测问题的. 从理论上讲,匹配滤波器在加性高斯白噪声下能使输出信噪比达到最大^[11]. 也就是,当噪声 Z_k 为高斯白噪声时,匹配滤波器的性能是最优的. 但理论和实验证据表明,实际的雷达回波中往往受到具有较强脉冲特性的冲击噪声的影响,此时 MIMO 雷达采用匹配滤波处理时,具有较强脉冲特性的噪声经匹配滤波后的输出分量会将滤波后的目标分量淹没,从而导致传统匹配滤波处理无法有效分离发射信号通道,对目标参数估计和阵列诊断带来非常严重的负面影响.

核函数通常作为一种加权函数,应用最为广泛的是高斯核函数^[14]. 本文利用接收阵列回波信号的高斯核函数值对匹配滤波器系数进行加权调整,以解决因冲击噪声的存在而对匹配滤波器产生失配的问题. 引入高斯核函数值,则第 k 个脉冲周期内对第 n ($n = 1, 2, \dots, N$) 个接收阵元回波信号中分离出第 m ($m = 1, 2, \dots, M$) 个发射通道的信号时,所使用的匹配滤波器系数矢量为

$$W_{m,n,k} = \kappa_\sigma(\tilde{X}_{n,k}) \oplus (b_m)^T \quad (3)$$

式中, \oplus 表示 Hadamard 乘积; $\tilde{X}_{n,k}$ 为第 n 个接收阵元在第 k 个脉冲周期内的接收信号; $\kappa_\sigma(\tilde{X}_{n,k}) = e^{-[\tilde{X}_{n,k} - \text{med}(\tilde{X}_{n,k})]^2 / \sigma^2}$, 其中, $\sigma > 0$ 为高斯核宽度; $\text{med}(\cdot)$ 表示取中值. 由式(3)可知,当回波信号 $\tilde{X}_{n,k}$ 出现幅度较强的冲击噪声时,相应的高斯核函数值较小,使得对应匹配滤波系数随之减小,从而能自适应地降低冲击噪声对匹配滤波性能的影响. 借助式(3)的改进匹配滤波器,对 MIMO 雷达第 n 个接收阵元接收信号进行分离,可以得到第 m ($m = 1, 2, \dots, M$) 个发射阵元的第 k 个脉冲周期发射信号在第 n ($n = 1, 2, \dots, N$) 接收阵元的分离输出,

$$y_{m,n,k} = \tilde{X}_{n,k} W_{m,n,k}^H / P \approx \sum_{l=1}^L e^{j2\pi(n-1)d_t \sin\theta_l / \lambda} e^{j2\pi(m-1)d_r \sin\phi_l / \lambda} s_{k,l} + g_{m,n,k} \quad (4)$$

式中, $(\cdot)^H$ 表示复共轭转置运算; $s_{k,l}$ 为向量 s_k 中的第 l 个元素; $g_{m,n,k} = Z_{n,k} W_{m,n,k}^H / P$. 将所有接收阵元的第 k 个脉冲周期内回波经匹配滤波后的输出写成向量形式为

$$y_k \approx (\tilde{A}_t \odot \tilde{A}_r) s_k + g_k \quad (5)$$

式中, y_k 为 $MN \times 1$ 的输出向量,即等效为 MN 个虚拟阵元的输出; \odot 表示 Khatri-Rao 积; g_k 为 $MN \times 1$ 的冲击噪声匹配滤波后的输出向量. 由式(5)得到 MIMO 雷达虚拟阵列的协方差矩阵为

$$R = E\{y_k y_k^H\} = (\tilde{A}_t \odot \tilde{A}_r) R_s (\tilde{A}_t \odot \tilde{A}_r)^H + R_g \quad (6)$$

式中, $E\{\cdot\}$ 表示取数学期望; $R_s = E\{s_k s_k^H\} = \text{diag}(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_L)$; $R_g = E\{g_k g_k^H\}$. 考虑到实际接收数据长度有限长,即虚拟阵列协方差矩阵的最大似然估计为

$$\hat{R} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K y_k y_k^H \quad (7)$$

式中, K 为脉冲重复周期数.

4 基于张量分解和 K-means 聚类的阵列诊断方法

MIMO 雷达的传统信号模型表示形式为向量(1阶)和矩阵(2阶),由于阶数较低,向量和矩阵不能很好地反映正常阵元和故障阵元数据的多维结构. 而张量作为向量和矩阵的高阶推广,能更好地体现数据结构相关的多维信息特征. 为挖掘 MIMO 雷达虚拟阵列数据的多维特性,以呈现正常阵元和故障阵元经匹配滤波后的真实数据结构,构建虚拟阵列协方差矩阵 R 的四阶 PARAFAC 模型^[15],即

$$H = C_s \times_1 \tilde{A}_t \times_2 \tilde{A}_r \times_3 \tilde{A}_t^* \times_4 \tilde{A}_r^* + H_g \quad (8)$$

式中, $H \in \mathbb{C}^{M \times N \times M \times N}$ 为四阶协方差张量; $(\cdot)^*$ 表示复共轭; $C_s \in \mathbb{C}^{L \times L \times L \times L}$ 为四阶张量,其第 (l, l, l, l) 个 ($l = 1, 2, \dots, L$) 元素为对角矩阵 R_s 中第 l 个对角元素 β_l ,其他元素均为零; \times_n 为模- n 张量与矩阵的乘积; H_g 为噪声矩阵 R_g 的四阶张量表示形式. 在噪声的条件下,一般通过优化如下问题来估计阵列流形矩阵 \tilde{A}_t 和 \tilde{A}_r ,

$$\min_{\tilde{A}_t, \tilde{A}_r, R_s} \|H - C_s \times_1 \tilde{A}_t \times_2 \tilde{A}_r \times_3 \tilde{A}_t^* \times_4 \tilde{A}_r^*\|_F \quad (9)$$

式中, $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范数. 求解式(9)的常用方法为四线性交替最小二乘(Quadrilinear Alternating Least Squares, QALS)法,但是 QALS 的收敛速度与相关的初

始化矩阵密切相关,当初始化矩阵随机选取时该方法的收敛速度较慢.由文献[16]可知,根据协方差测量数据的低秩特性和多维结构,可以将四阶协方差张量 \mathbf{H} 改写成三阶 PARAFAC 张量,

$$\mathbf{H}_{\text{new}} = \mathbf{U}_{3,L} \times \tilde{\mathbf{A}}_1 \times \tilde{\mathbf{A}}_r \times \tilde{\mathbf{A}}^* + \mathbf{H}_{\text{gnew}} \quad (10)$$

式中, $\mathbf{U}_{3,L}$ 为 $L \times L \times L$ 单位张量,即第 (l, l, l) 个 $(l = 1, 2, \dots, L)$ 个元素为 1,其余均为零; $\tilde{\mathbf{A}} = (\tilde{\mathbf{A}}_1 \circ \tilde{\mathbf{A}}_r) \mathbf{R}_s$; \mathbf{H}_{gnew} 为噪声矩阵 \mathbf{H}_g 的三阶张量表示形式. \mathbf{H}_{new} 的模 n ($n=1, 2, 3$) 展开为^[16]

$$\begin{cases} [\mathbf{H}_{\text{new}}]_{(1)} = \tilde{\mathbf{A}}_1 [\tilde{\mathbf{A}}_r \circ \tilde{\mathbf{A}}]^T + \mathbf{E}_1 \\ [\mathbf{H}_{\text{new}}]_{(2)} = \tilde{\mathbf{A}}_r [\tilde{\mathbf{A}} \circ \tilde{\mathbf{A}}_1]^T + \mathbf{E}_2 \\ [\mathbf{H}_{\text{new}}]_{(3)} = \tilde{\mathbf{A}} [\tilde{\mathbf{A}}_1 \circ \tilde{\mathbf{A}}_r]^T + \mathbf{E}_3 \end{cases} \quad (11)$$

式中, $[\mathbf{H}_{\text{new}}]_{(n)}$ 为张量 \mathbf{H}_{new} 的模- n ($n=1, 2, 3$) 矩阵展开; $\mathbf{E}_n = [\mathbf{H}_{\text{gnew}}]_{(n)}$, $n = 1, 2, 3$. 为了从式(11)中求解矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}_1$, $\tilde{\mathbf{A}}_r$ 和 $\tilde{\mathbf{A}}$, 可以利用三线性交替最小二乘 (Trilinear Alternating Least Squares, TALS) 法,它是求解 PARAFAC 分解问题的一种有效方法,主要包括以下步骤:(a)假设 $\tilde{\mathbf{A}}_1$, $\tilde{\mathbf{A}}_r$ 和 $\tilde{\mathbf{A}}$ 中的两个矩阵已知,采用最小二乘 (Least Squares, LS) 的方法拟合其中的某个矩阵;(b)采用 LS 的方法拟合剩下的两个矩阵;(c)重复步骤(a)和(b)直到拟合误差达到一定范围内时算法结束. TALS 算法的具体迭代过程如下,在噪声条件下对三个矩阵进行的拟合代价函数为

$$\begin{cases} \min_{\tilde{\mathbf{A}}_1} \left\| [\mathbf{H}_{\text{new}}]_{(1)} - \tilde{\mathbf{A}}_1 [\tilde{\mathbf{A}}_r \circ \tilde{\mathbf{A}}]^T \right\|_F \\ \min_{\tilde{\mathbf{A}}_r} \left\| [\mathbf{H}_{\text{new}}]_{(2)} - \tilde{\mathbf{A}}_r [\tilde{\mathbf{A}} \circ \tilde{\mathbf{A}}_1]^T \right\|_F \\ \min_{\tilde{\mathbf{A}}} \left\| [\mathbf{H}_{\text{new}}]_{(3)} - \tilde{\mathbf{A}} [\tilde{\mathbf{A}}_1 \circ \tilde{\mathbf{A}}_r]^T \right\|_F \end{cases} \quad (12)$$

则 $\tilde{\mathbf{A}}_1$, $\tilde{\mathbf{A}}_r$ 和 $\tilde{\mathbf{A}}$ 的最小二乘解为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{A}}_1 = [\mathbf{H}_{\text{new}}]_{(1)} \left([\tilde{\mathbf{A}}_r \circ \tilde{\mathbf{A}}]^T \right)^\dagger \\ \hat{\mathbf{A}}_r = [\mathbf{H}_{\text{new}}]_{(2)} \left([\tilde{\mathbf{A}} \circ \tilde{\mathbf{A}}_1]^T \right)^\dagger \\ \hat{\mathbf{A}} = [\mathbf{H}_{\text{new}}]_{(3)} \left([\tilde{\mathbf{A}}_1 \circ \tilde{\mathbf{A}}_r]^T \right)^\dagger \end{cases} \quad (13)$$

式中, $\hat{\mathbf{A}}_1$, $\hat{\mathbf{A}}_r$, $\hat{\mathbf{A}}$ 分别表示本轮拟合过程中 $\tilde{\mathbf{A}}_1$, $\tilde{\mathbf{A}}_r$, $\tilde{\mathbf{A}}$ 的估计值; $(\cdot)^\dagger$ 表示矩阵的伪逆. 与 QALS 算法类似, TALS 算法收敛性能较差,本文利用 COMFAC 算法^[16,17]将 \mathbf{H}_{new} 压缩成更小的三阶张量以进一步降低算法复杂度,仅需若干次迭代便可收敛.

理想情况下, MIMO 雷达的收发阵列流形矩阵估计

值 $\hat{\mathbf{A}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{A}}_r$ 中故障阵元所对应的行元素为零,然而受噪声和拟合误差的影响,故障阵元所对应的行元素不再为零,但是与正常阵元所对应行元素存在本质区别.为了能将 $\hat{\mathbf{A}}_1$ 或 $\hat{\mathbf{A}}_r$ 中的数据划分成正常阵元数据子集和故障阵元数据子集,以便能诊断出发射阵列或接收阵列中故障阵元位置,本文采用 K-means 聚类方法^[18]来挖掘隐藏在数据内容的相关特性. K-means 聚类方法是基于机器学习理论的一种无监督聚类算法,使用欧式距离度量样本数据的相似性,把差异越小的样本数据聚成一类(簇),其特点是简单高效,且无需采集样本进行训练.当发射阵列存在故障阵元时,令 $|\hat{\mathbf{A}}_1|$ 为对发射阵列流形矩阵估计值 $\hat{\mathbf{A}}_1$ 中各元素取绝对值所得矩阵,显然,矩阵 $|\hat{\mathbf{A}}_1|$ 中的数据能划分为两个簇类,其标签分别为 1 和 2,分别对应正常阵元数据和故障阵元数据.随机选择两个簇类的聚类中心 $\boldsymbol{\mu}_j \in \mathbb{C}^{1 \times L}$, $j = 1, 2$, 定义 $|\hat{\mathbf{A}}_1|$ 第 m 行元素与每一个聚类中心的欧式距离,即

$$\text{dist} \left(\left[|\hat{\mathbf{A}}_1| \right]_{m,:}, \boldsymbol{\mu}_j \right) = \sqrt{\left(\left[|\hat{\mathbf{A}}_1| \right]_{m,:} - \boldsymbol{\mu}_j \right) \left(\left[|\hat{\mathbf{A}}_1| \right]_{m,:} - \boldsymbol{\mu}_j \right)^H} \quad (14)$$

其中 $\left[|\hat{\mathbf{A}}_1| \right]_{m,:}$ 为 $|\hat{\mathbf{A}}_1|$ 的第 m 行元素, $m = 1, \dots, M$. 依次对比 $|\hat{\mathbf{A}}_1|$ 每一行元素与每一个聚类中心的距离,将 $|\hat{\mathbf{A}}_1|$ 中每一行元素分配到距离最近的簇类中,

$$C_m = \min_j \left\{ \text{dist} \left(\left[|\hat{\mathbf{A}}_1| \right]_{m,:}, \boldsymbol{\mu}_j \right) \right\} \quad (15)$$

式中, C_m 表示 $|\hat{\mathbf{A}}_1|$ 中第 m 行元素所属的簇类标签,其取值为 1 或 2. 为了获取准确的聚类中心,重新计算 j ($j = 1, 2$) 类的聚类中心 $\boldsymbol{\mu}_j$,

$$\boldsymbol{\mu}_j = \frac{\sum_{m=1}^M I(C_m, j) \left[|\hat{\mathbf{A}}_1| \right]_{m,:}}{\sum_{m=1}^M I(C_m, j)} \quad (16)$$

其中, $I(C_m, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } C_m = j \\ 0, & \text{if } C_m \neq j \end{cases}$ 为指示函数. 重复式(14)~式(16)直至两个簇类的聚类中心 $\boldsymbol{\mu}_j$ 不再变化. 根据聚类中心 $\boldsymbol{\mu}_{11}$ 和 $\boldsymbol{\mu}_{12}$ 计算出门限值

$$T_t = \frac{\beta_t}{2} \cdot \sum_{j=1}^2 \text{sum}(\boldsymbol{\mu}_j) \quad (17)$$

式中, $\text{sum}(\mathbf{v})$ 表示对矢量 \mathbf{v} 中元素求和, β_t 为调节因子.

令 $\boldsymbol{\omega}_t = [\omega_{t1}, \omega_{t2}, \dots, \omega_{tM}]$, 其中 $\omega_{tm} = \text{sum} \left(\left[|\hat{\mathbf{A}}_1| \right]_{m,:} \right)$, $m = 1, 2, \dots, M$, 对 $\boldsymbol{\omega}_t$ 每个元素进行过门限值检测. 当 ω_t 中元素小于门限值 T_t 时,则该元素所对应的索引为故障发射阵元的位置,最后获得故障发射阵元的位置集合估计值 \hat{Q}_T .

同样,为了确定接收阵列中故障阵元的位置,根据接收阵列流形矩阵估计值的绝对值 $|\hat{A}_r|$ 来计算其两个簇类的聚类中心 $\mu_{ij} \in \mathbb{C}^{1 \times L}, j = 1, 2$,并计算出门限阈值

$$T_r = \frac{\beta_r}{2} \cdot \sum_{j=1}^2 \text{sum}(\mu_{ij}) \quad (18)$$

式中, β_r 为调节因子.令 $\omega_r = [\omega_{r1}, \omega_{r2}, \dots, \omega_{rN}]$,其中 $\omega_m = \text{sum}\left(\left[\left[\hat{A}_r\right]\right]_{m,:}\right), n = 1, 2, \dots, N$,对 ω_r 中每个元素进行门限阈值检测.当 ω_r 中第 n 个元素小于门限值 T_r 时,则接收阵列中第 n 个阵元即为故障阵元,获得故障接收阵元的位置集合 \hat{Q}_R .

根据以上分析,实现步骤如算法1所示.

算法1 基于张量分解和K-means聚类的MIMO雷达阵列诊断方法

步骤1 根据MIMO雷达接收阵列在第 k 个脉冲周期的输出信号 \tilde{X}_k ,获得在第 $n(n = 1, 2, \dots, N)$ 个接收阵元回波信号中分离出第 $m(m = 1, 2, \dots, M)$ 个发射通道的信号时所使用的匹配滤波器系数矢量 $w_{m,n,k} = \kappa_\sigma(\tilde{X}_{n,k}) \oplus b_m$.

步骤2 利用所设计的匹配滤波器对MIMO雷达输出信号进行匹配滤波处理,得到虚拟阵列输出 $y_k \approx (\tilde{A} \odot \tilde{A})s_k + g_k$,并计算出虚拟阵列协方差矩阵 $\hat{R} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K y_k y_k^H$.

步骤3 根据虚拟阵列输出数据的多维特性,由虚拟阵列协方差矩阵构建三阶PARAFAC张量形式 $H_{\text{new}} = U_{3,L \times 1} \tilde{A}_{1 \times 2} \times \tilde{A}_{1 \times 3} \times \tilde{A}^* + H_{\text{new}}$.

步骤4 利用COMFAC算法快速分解三阶协方差张量 H_{new} 得到发射阵列和接收阵列流形矩阵的估计值 \hat{A}_t, \hat{A}_r .

步骤5 计算收发阵列流形矩阵的聚类中心如算法2所示.

步骤6 计算用于诊断发射阵列和接收阵列中故障阵元的门限阈值分别为 $T_t = \frac{\beta_t}{2} \cdot \sum_{j=1}^2 \text{sum}(\mu_{ij})$ 和 $T_r = \frac{\beta_r}{2} \cdot \sum_{j=1}^2 \text{sum}(\mu_{ij})$.

步骤7 由发射阵列和接收阵列的流形矩阵估计值,获得 $\omega_t = [\omega_{t1}, \omega_{t2}, \dots, \omega_{tM}]$ 和 $\omega_r = [\omega_{r1}, \omega_{r2}, \dots, \omega_{rN}]$,其中 $\omega_m = \text{sum}\left(\left[\left[\hat{A}_t\right]\right]_{m,:}\right), \omega_m = \text{sum}\left(\left[\left[\hat{A}_r\right]\right]_{m,:}\right), m = 1, 2, \dots, M, n = 1, 2, \dots, N$.对 ω_t 和 ω_r 中每个元素分别关于阈值 T_t 和 T_r 进行门限检测,获得发射阵列和接收阵列故障阵元的位置集合 \hat{Q}_T 和 \hat{Q}_R .

5 仿真实验

假设双基地MIMO雷达阵列有10个发射阵元和20个接收阵元组成,收发阵元间距 $d_t = d_r = \lambda/2$.远场空间中的探测目标个数为3,各目标相对发射阵列的发射角 $\phi = \{15^\circ, -15^\circ, 20^\circ\}$,相对接收阵列的接收角 $\theta = \{-10^\circ, -25^\circ, -15^\circ\}$.各发射阵元发射相互正交的Hadamard编码信号,每个脉冲周期内采样个数为 $P=256$,脉冲周期数 $K=200$.K-means聚类中门限检测调节因子 $\beta_t = \beta_r =$

0.85.仿真实验中的噪声属于冲击噪声,因此采用广义信噪比(GSNR)来代替一般信噪比,其表达式如下:

$$\text{GSNR} = 10 \lg \left(\frac{1}{\gamma KP} \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{X}_k - Z_k \right\|_F^2 \right) \quad (19)$$

定义故障阵元的诊断准确率为

$$P_d = D_r / \text{MT} \quad (20)$$

式中, D_r 为发射阵列和接收阵列中故障阵元均诊断成功的次数;MT为蒙特卡洛实验次数.

5.1 实验1:收发阵列流形矩阵数据聚类结果分析

假设发射阵列中第4,6个阵元为故障阵元,接收阵列中第4,7,11,17个阵元为故障阵元,广义信噪比 $\text{GSNR} = -5\text{dB}$,特征指数 $\alpha = 1.6$.MIMO雷达收发阵列流形矩阵中正常阵元与故障阵元对应数据所包含的信息存在差异,则存在不同的聚类中心,采用K-means算法对收发阵列流形矩阵估计值中数据进行聚类,如图1所示.图1中圆圈和三角分别表示故障阵元和正常阵元这两个簇类的聚类中心,两者的聚类中心在空间间隔较远,计算各个数据点到两个聚类中心的欧式距离并将其分配到距离最小的聚类中心所对应的簇类中,聚类结果如图1所示.通过门限阈值检测处理,可以诊断出在收发阵列流形矩阵中对应故障阵元的异常数据,即图1中十字符号所表示的数据.根据收发阵列中故障阵元与异常数据点的位置关系从而可以检测出故障阵元的位置.

算法2 发射阵列流形矩阵的聚类中心的选取

输入: $|\hat{A}_t|$

输出: μ_{t1} 和 μ_{t2}

迭代过程:

(1) 随机选择两个簇类的聚类中心 $\mu_{ij} \in \mathbb{C}^{1 \times L}, j = 1, 2$;

(2) 依次对比 $|\hat{A}_t|$ 每一行元素与每一个聚类中心的距离,将 $|\hat{A}_t|$ 中每一行元素分配到距离最近的簇类中, $|\hat{A}_t|$ 中第 m 行元素所属的簇

类标签为 $C_m = \min_j \left\{ \text{dist} \left(\left[\left[\hat{A}_t \right] \right]_{m,:}, \mu_{ij} \right) \right\}$;

(3) 重新计算聚类簇的中心:

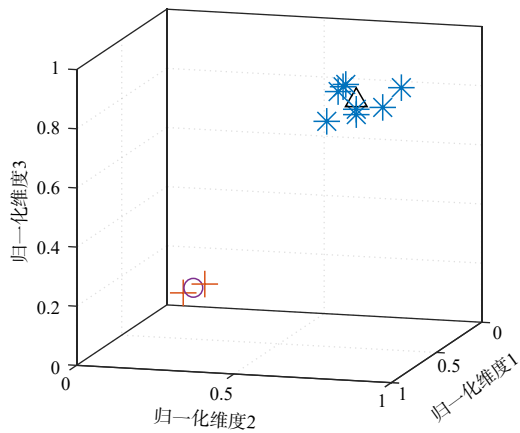
$$\mu_{ij} = \frac{\sum_{m=1}^M I(C_m, j) \left[\left[\hat{A}_t \right] \right]_{m,:}}{\sum_{m=1}^M I(C_m, j)}, j = 1, 2.$$

(4) 重复(2),(3)两步,直到聚类中心 μ_{t1} 和 μ_{t2} 不再变化.

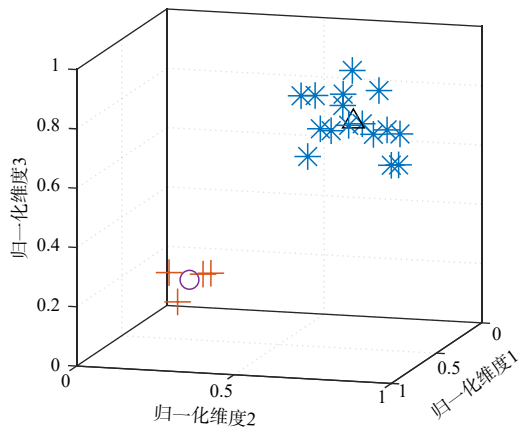
同样,接收阵列流形矩阵的聚类中心 μ_{r1} 和 μ_{r2} 的计算采用相同的迭代方法.

5.2 实验2:诊断准确率随信噪比变化关系

本文主要工作集中在改进匹配滤波器以适应冲击噪声和联合利用张量分解和K-means聚类实现阵列诊



(a) 发射阵列流形矩阵数据聚类结果



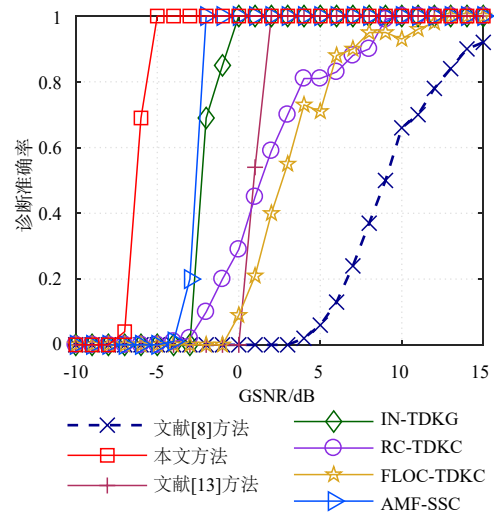
(b) 接收阵列流形矩阵数据聚类结果

图1 收发阵列流形矩阵估计值数据聚类结果图

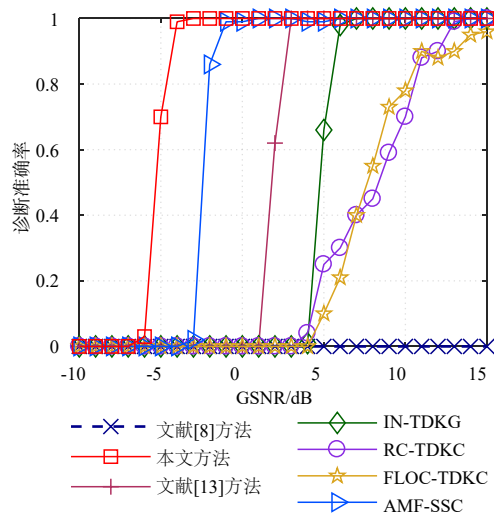
断这两方面. 本仿真实验主要围绕上述两个方面来设计:(1)为了验证张量分解和K-means聚类在阵列诊断方面的优势,设计了信号子空间聚类方法^[8]、无穷范数互信息方法^[13]以及本文方法的对比实验,同时将文献[8]中的匹配滤波器替换成本文提出的自适应匹配滤波器,简称AMF-SSC(Adaptive Matched Filter-Signal Subspace Clustering)方法,并加入仿真对比中;(2)同时为了验证本文提出的自适应匹配滤波器对冲击噪声的抑制性能,采用传统的冲击抑制方法如无穷范数(Infinite Norm, IN)、类相关熵(Related Correntropy, RC)和分数低阶(Fractional Lower Order Covariance, FLOC)来对MIMO雷达经传统匹配滤波后输出数据进行冲击噪声抑制,然后统一采用张量分解和K-means聚类进行阵列诊断,这些方法分别简称为IN-TDKC、RC-TDKC、FLOC-TDKC,其中TDKC(Tensor Decomposition and K-means Clustering)表示张量分解和K-means聚类方法.

假设MIMO雷达的发射阵列中存在2个故障阵元,接收阵列中存在4个故障阵元,广义信噪比GSNR变化

范围为-10~15dB,进行100次蒙特卡洛实验,在每次实验中故障阵元的位置是随机出现的.图2(a)和图2(b)分别为 $\alpha=1.6$ 和 $\alpha=1.2$ 时的故障阵元诊断成功概率随信噪比的变化关系.由图2可知,由于冲击噪声不具备二阶统计量特性,传统匹配滤波效果会大为降低,导致MIMO雷达无法有效形成虚拟阵列,因此文献[8]方法对MIMO雷达的阵列诊断失效,而IN-TDKC、RC-TDKC方法以及FLOC-TDKC方法在不同 α 值下的阵列诊断性能较差,这是由于传统匹配滤波对冲击噪声不具备适应性.本文方法由于采用基于高斯核函数的自适应匹配滤波器,因此故障阵元的诊断性能明显优于这些方法.通过比较本文方法、文献[13]方法和AMF-SSC方法的性能曲线可知,在信噪比较高时,这三种方法均能



(a) $\alpha=1.6$



(b) $\alpha=1.2$

图2 不同 α 值的故障阵元诊断准确概率随信噪比变化关系

准确诊断故障阵元,而随着信噪比的降低,三种方法对于故障阵元的诊断准确率均出现不同程度的下降,但是本发明方法在低信噪比时的阵列诊断性能优于其他两种方法,这是由于本文方法通过张量表示和分解技术能更好地体现正常阵元和故障阵元数据的多维结构特征,提高了阵列诊断性能。

5.3 实验3:诊断成功概率随故障阵元数变化关系

为验证不同故障阵元数情况下本文方法的诊断性能,假设发射阵列中位置随机的故障阵元数 M_t 变化范围为 1~5,接收阵列中位置随机的故障阵元数 N_r 由 1~10

依次增加,广义信噪比 $\text{GSNR}=1\text{dB}$,冲击噪声特征指数 $\alpha=1.6$ 。其余参数与实验 2 一致。图 3 为不同方法对故障阵元诊断准确率随故障阵元数的变化关系。由图 3 可知,当 MIMO 雷达收发阵列中故障阵元较少时,AMF-SSC 方法、文献[13]方法和本文方法的诊断准确率达 100%,然而随着收发阵列中故障阵元数的增多,AMF-SSC 方法和文献[13]方法的诊断准确率出现不同程度的下降,而本发明方法在所测试的故障阵元数范围内诊断准确率均维持在 100%,因此本文方法对故障阵元数具有较好的稳健性。

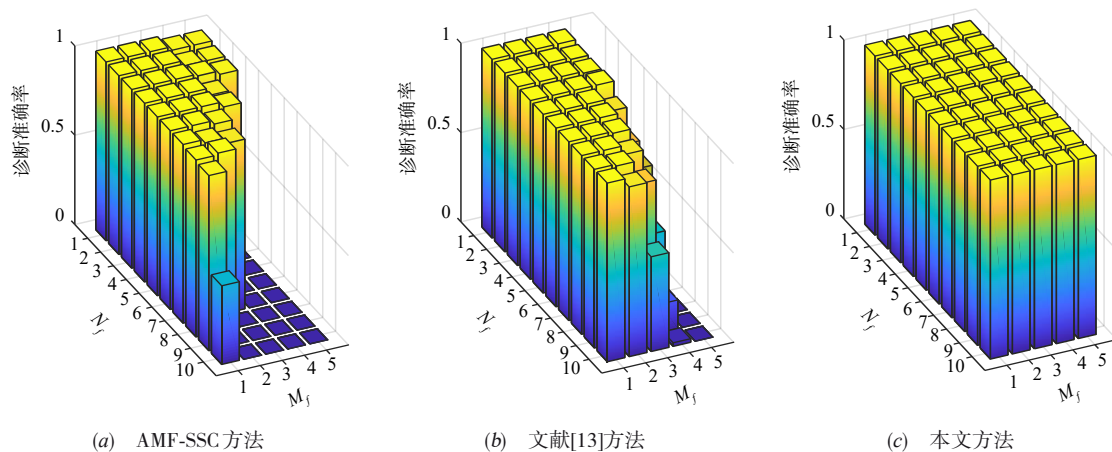


图3 故障阵元诊断准确率随故障阵元数的变化关系

6 结论

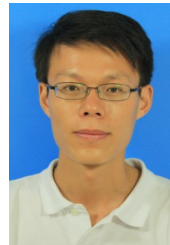
MIMO 雷达在接收端一般利用基于二阶最优性准则的传统匹配滤波器来分离发射信号通道,然而冲击噪声不存在有限的二阶矩,从而导致现有阵列诊断方法在冲击噪声背景下性能下降甚至失效。本文利用接收阵列回波信号的高斯核函数值对匹配滤波器系数进行自适应加权调整,以使得匹配滤波器能较好地适应冲击噪声;为了更好地体现正常阵元和故障阵元数据多维结构特征,通过构建阵元故障时的 MIMO 雷达三阶协方差张量,并利用 COMFAC 算法对三阶张量进行快速分解获得收发阵列流形矩阵的估计值,最后利用 K-means 聚类方法确定收发阵列流形矩阵中的异常数据,从而能诊断出收发阵列中故障阵元的位置。仿真实验表明,本文方法在冲击噪声背景下能对 MIMO 雷达阵列中的故障阵元进行有效诊断且无需额外的测量探头。

参考文献

- [1] Xi F, Xiang Y, Zhang Z, Chen S, et al. Joint angle and doppler frequency estimation for MIMO radar with one-bit sampling: a maximum likelihood-based method[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 56(6): 4734 – 4748.
- [2] 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 Zheng-yan, ZHANG Jian-yun, ZHENG Zhi-dong, 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)
- [3] Liu C, Vaidyanathan P P. Robustness of difference coarrays of sparse arrays to sensor failures—part I: a theory motivated by coarray MUSIC[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(12): 3213 – 3226.
- [4] 孙兵,吴晨曦,阮怀林,叶文强,等.阵元失效条件下的高精度 DOA 估计方法[J].电子学报,2020,48(9):1688 – 1694. SUN Bing, WU Chen-xi, RUAN Huai-lin, et al. High accuracy DOA estimation method with array sensor failure[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(9): 1688 – 1694. (in Chinese)
- [5] Bucci O M, Migliore M D, Panariello G, et al. Accurate diagnosis of conformal arrays from near-field data using the matrix method[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2005, 53(3): 1114 – 1120.

- [6] Migliore M D. A compressed sensing approach for array diagnosis from a small set of near-field measurements[J]. IEEE Transactions on Antennas & Propagation, 2011, 59(6): 2127 – 2133.
- [7] Xie K, Ning X, Wang X, et al. Recover corrupted data in sensor networks: a matrix completion solution[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(5): 1434 – 1448.
- [8] Zhang T, Chen J, Chen X. Array diagnosis using signal subspace clustering in MIMO radar[J]. Electronics Letters, 2020, 56(2): 99 – 102.
- [9] Shao M, Nikias C L. Signal processing with fractional lower order moments: stable processes and their applications[J]. Proceedings of the IEEE, 1993, 81(7): 986 – 1010.
- [10] Alam M S, Kaddoum G, Agba B L. Bayesian MMSE estimation of a Gaussian source in the presence of bursty impulsive noise[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 22(9): 1846 – 1849.
- [11] Erdogmus D, Agrawal R, Principe J C. A mutual information extension to the matched filter[J]. Signal Processing, 2005, 85(5): 927 – 935.
- [12] Pokharel P P, Liu W, Principe J C. A low complexity robust detector in impulsive noise[J]. Signal Processing, 2009, 89(10): 1902 – 1909.
- [13] 陈金立,王亚鹏,苗玉叶,等. 冲击噪声下基于无穷范数互信息的MIMO雷达阵列诊断[J]. 中国电子科学研究院学报, 2020, 15(10):49 – 56.
CHEN Jin-li, Wang Ya-peng, Miao Yu-ye, et al. Infinite norm mutual information based array diagnosis for MIMO radar in impulsive noise environment[J]. Journal of CAEIT, 2020, 15(10):49 – 56. (in Chinese)
- [14] Xu W, Li B J, Ma R B, et al. A novel kernel correlation coefficient with robustness against nonlinear attenuation and impulsive noise[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2017, 89(2): 395 – 413.
- [15] Wang Z Y, Cai C X, Wen F Q, et al. A quadrilinear decomposition method for direction estimation in bistatic MIMO radar[J]. IEEE Access, 2018, 6:13766 – 13772.
- [16] Wen F Q, Zhang Z J, Zhang G. Joint DOD and DOA estimation for bistatic MIMO radar: a covariance trilinear decomposition perspective[J]. IEEE Access, 2019, 7:53273 – 53283.
- [17] Bro R, Sidiropoulos N D, Giannakis G B. A fast least squares algorithm for separating trilinear mixtures[A]. International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Separation[C]. Aussois, France: ICA, 1999. 11 – 15.
- [18] Hua M, Lau M K, Pei J, et al. Continuous K-means monitoring with low reporting cost in sensor networks[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2009, 21(12):1679 – 1691.

作者简介



陈金立 男,1982年8月出生于浙江宁波市.现为南京信息工程大学副教授、硕士生导师.研究方向为MIMO雷达信号处理,阵列信号处理.

E-mail:chen820803@yeah.net



王亚鹏 男,1995年5月出生于江苏省盐城市,硕士研究生,主要研究方向为雷达阵列故障阵元诊断.

E-mail:wangyapeng9505@163.com

李家强 男,1976年5月出生于安徽省滁州市.现为南京信息工程大学副教授,从事信号检测与估计和雷达系统设计的研究工作.

E-mail:lijiaqiang@sina.com

龙伟军 男,1979年1月出生于重庆市合川区.现为南京电子技术研究所研究员,从事雷达系统理论与工程应用的研究工作.

E-mail:chinacohit2020@163.com