

文章编号: 2095-4980(2025)08-0772-12

分布式波形分集阵雷达目标检测与参数估计一体化

朱嘉运, 马润龙, 李坤坤, 魏法, 张翔, 兰岚*

(西安电子科技大学 雷达信号处理国家重点实验室, 陕西 西安 710077)

摘要: 针对传统单站雷达微弱目标探测难问题, 提出一种基于分布式波形分集阵雷达的目标检测和参数估计一体化算法。分布式波形分集阵雷达系统由频率分集阵(FDA)-多输入多输出(MIMO)雷达和阵元脉冲编码(EPC)-MIMO雷达构成。在白噪声背景下, 对每个局部雷达站构建二元假设问题, 其中, 目标角度和距离信息未知。基于上述模型, 在广义似然比检测(GLRT)准则下设计自适应检测器。通过坐标下降(CD)法和梯度投影算法(GPM)求解目标角度和距离信息的估计值并得到局部检测统计量; 随后在融合中心通过计算多组局部检测统计量的对数和, 构建用于最终检测判断的全局检测统计量。仿真实验验证, 相比于单站波形分集阵雷达, 分布式波形分集阵雷达提升了目标检测概率; 相比于分布式相控阵雷达, 分布式波形分集阵雷达显著提升了目标检测概率和参数估计性能。

关键词: 分布式波形分集阵雷达; 广义似然比检测(GLRT); 角度与距离估计; 坐标下降法; 梯度投影法(GPM)

中图分类号: TN957

文献标志码: A

DOI: 10.11805/TKYDA2024637

Simultaneous target detection and parameter estimation with distributed waveform diversity radars

ZHU Jiayun, MA Runlong, LI Kunkun, WEI Fa, ZHANG Xiang, LAN Lan*

(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an Shaanxi 710077, China)

Abstract: Aiming at the problem of weak target detection in traditional single-site radar, an integrated target detection and parameter estimation algorithm based on distributed waveform diversity array radar is proposed. The distributed waveform diversity array radar system consists of Frequency Diverse Array(FDA)-Multiple Input Multiple Output(MIMO) radar and Element Pulse Coding(EPC)-MIMO radar. Under the background of white noise, a binary hypothesis problem is constructed for each local radar station, where the target angle and distance information are unknown. Based on the above model, an adaptive detector is designed under the Generalized Likelihood Ratio Test(GLRT) criterion. The Coordinate Descent(CD) method and Gradient Projection Method(GPM) are employed to solve the estimates of target angle and distance information and obtain local detection statistics. Subsequently, at the fusion center, the global detection statistic for the final detection decision is constructed by calculating the logarithmic sum of multiple sets of local detection statistics. Simulation experiments verify that compared with single-site waveform diversity array radar, the distributed waveform diversity array radar improves the target detection probability. Compared with distributed phased array radar, the distributed waveform diversity array radar significantly enhances the target detection probability and

收稿日期: 2024-12-26; 修回日期: 2025-02-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62471348; 62101402)

*通信作者: 兰岚 email:lanlan@xidian.edu.cn

引用格式: 朱嘉运,马润龙,李坤坤,等. 分布式波形分集阵雷达目标检测与参数估计一体化[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2025,23(8):772-783. DOI:10.11805/TKYDA2024637.

Citation format: ZHU Jiayun,MA Runlong,LI Kunkun,et al. Simultaneous target detection and parameter estimation with distributed waveform diversity radars[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2025,23(8):772-783. DOI:10.11805/TKYDA2024637.

parameter estimation performance.

Keywords: distributed waveform diversity radars; Generalized Likelihood Ratio Test(GLRT); angle and range estimation; Coordinate Descent algorithm; Gradient Projection Method(GPM)

近年来, 分布式雷达系统因其在目标检测^[1]、抗干扰^[2-3]和目标定位^[4]等方面的性能提升而备受关注。与传统单基地雷达相比, 分布式雷达系统利用多个相距甚远的雷达站实现了空间分集, 表现出更为卓越的性能^[1]。当前, 根据融合中心的数据处理方法, 分布式雷达系统中的目标检测方法可分为两类: 集中式目标检测方法和分布式目标检测方法^[5]。在集中式目标检测方法中, 每个雷达站观测到的数据被直接传输至融合中心; 而在分布式目标检测方法中, 观测数据首先在各自的雷达站内进行处理, 然后将处理后的检测统计量传输至融合中心。分布式目标检测方法的特点在于计算复杂度较低, 且所需的带宽较小^[6]。

Varshney 等^[7]研究了分布式单元平均恒虚警(Cell Averaging Constant False Alarm Rate, CA-CFAR)检测算法。在均匀背景条件下, 在局部传感器采用 CA-CFAR 得到局部判决后, 设计最优的融合准则; 在非均匀背景条件下, 每个局部传感器采用有序类(Ordered Statistics, OS) CFAR 检测器得到局部判决结果后传送至数据融合中心, 得到最终判决结果^[6]。由于基于局部判决的分布式检测方法丢失了大部分数据, 导致检测性能损失较大。除传输局部判决结果外, 另一种降低数据率的方法是传输局部检测统计量。文献[8]研究了分布式 GLRT 和加权融合的分布式 GLRT。这两种算法都具有恒虚警特性, 比融合局部判决算法的检测性能更好, 但相关研究无法同步实现多维参数估计与目标检测。

在相控阵基础上, 兴起了频率分集阵-多输入多输出(FDA-MIMO)与阵元脉冲编码(EPC)-MIMO 雷达等新型雷达架构的研究。通过在发射阵列元件间引入微小的频率增量或在发射的空间域和脉冲域同时进行相位调制, FDA-MIMO 和 EPC-MIMO 雷达能够在距离域中获得额外的自由度^[9-12]。由于 FDA-MIMO 雷达具有能同时获取目标距离和角度信息的优势, 因此可同步实现多维参数估计与目标检测^[13-16]。通过将 FDA-MIMO 和 EPC-MIMO 雷达与分布式雷达系统相结合, 能够充分发挥波形分集与空间分集的优势, 增强目标检测与参数估计性能。

本文探讨基于分布式波形分集阵雷达的目标检测和参数估计一体化算法。对于每个雷达站, 将目标检测问题表述为一个二元假设检验问题, 其中目标参数(包括角度、增量距离和距离模糊指数)视为未知, 并基于 GLRT 准则设计了检测器; 目标存在的假设下, 利用坐标下降(CD)算法和梯度投影法(GPM)获取目标的角度和距离信息并得到局部检测统计量; 在融合中心融合多组局部检测统计量构建全局检测统计量, 进而检测目标是否存在。

1 信号模型

分布式波形分集阵雷达场景如图 1 所示。分布式波形分集阵雷达由 L 个收发共址的雷达组成, 其中包括 L_1 个 FDA-MIMO 雷达和 L_2 个 EPC-MIMO 雷达。各个雷达对接收到的目标回波进行参数估计, 求解目标参数估计值并得到局部检测统计量。局部统计量被各个雷达传送至融合中心, 融合中心通过融合局部统计量进行目标检测。

1.1 FDA-MIMO 雷达信号模型

1) 发射信号模型

考虑第 q 个($q = 1, 2, \dots, L_1$)FDA-MIMO 雷达具有 M 个发射阵元和 N 个接收阵元, 且发射、接收阵列均为均匀共址线性阵列, 如图 2 所示。在发射信号各阵元间引入一个很小的频率步进量 Δf (远小于载频), 第 m 个($m = 1, 2, \dots, M$)阵元发射频率为:

$$f_m = f_0 + (m - 1)\Delta f \tag{1}$$

式中 f_0 为参考阵元(第 1 个阵元)频率。

第 m 个阵元的发射由 P 个子脉冲构成相位编码脉冲, 第 m 个阵元发射的信号可表示为:

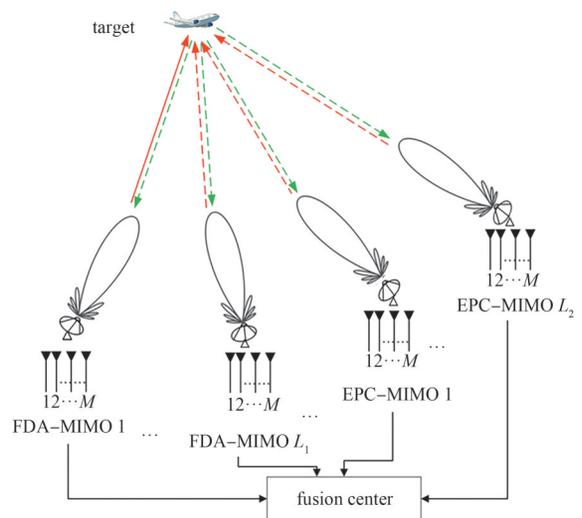


Fig.1 Schematic diagram of distributed waveform diversity array radar
图 1 分布式波形分集阵雷达示意图

$$s_m(t) = \sqrt{\frac{E}{M}} x_m(t) e^{j2\pi f_0 t}, \quad 0 \leq t \leq T_p \quad (2)$$

式中: E 为发射总能量; T_p 为脉冲宽度; $x_m(t)$ 为信号的复包络:

$$x_m(t) = \frac{1}{\sqrt{\tau}} \sum_{l=1}^P \varphi_m(l) u\left[\frac{t - (l-1)\tau}{\tau}\right], \quad l=1, 2, \dots, P \quad (3)$$

式中: $\tau = \frac{T_p}{P}$; $u(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq 1 \\ 0, & \text{else} \end{cases}$; $\varphi_m(l) = e^{j\phi_m(l)}$, $\phi_m(l) \in [0, 2\pi]$, l 为第 l 个子脉冲。

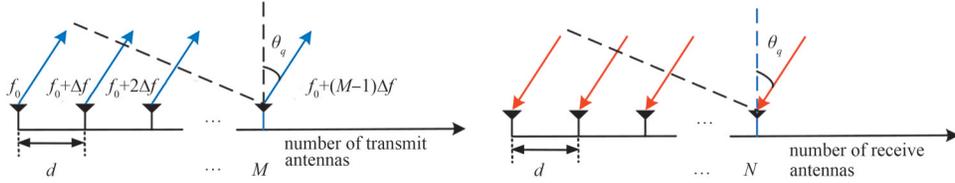


Fig.2 Signal transmission and reception model of FDA-MIMO radar
图2 FDA-MIMO 雷达的信号发射与接收模型

2) 接收信号模型

假设空间远场存在一个点目标, 对于第 q 个 FDA-MIMO 雷达, 其角度为 θ_q , 距离为 R_q 。在窄带情况下, 第 n 个 ($n=1, 2, \dots, N$) 阵元接收的来自第 m 个发射阵元的信号为:

$$y_{m,n}(t) = \beta x_m(t - \tau_{m,n}) e^{j2\pi f_m(t - \tau_{m,n})} \approx \beta x_m(t - \tau_{0,q}) e^{j2\pi f_m(t - \tau_{m,n})} \quad (4)$$

式中: $\tau_{m,n} = \frac{2R_q - d(n-1)\sin\theta_q - d(m-1)\sin\theta_q}{c}$ 为往返时间, c 为光速, d 为阵元间隔; β 为复回波幅度(考虑发射功率、相位、目标反射率和信道传播效应等因素); $\tau_{0,q} = \frac{2R_q}{c}$ 为公共双程时延。考虑窄带条件, 有 $x_m(t - \tau_{m,n}) \approx x_m(t - \tau_{0,q})$ 。

第 n 个阵元接收的回波信号为:

$$y_n(t) = \sum_{m=1}^M y_{m,n}(t) = \beta e^{j2\pi f_0(t - \tau_0)} e^{j2\pi \frac{d}{\lambda_0}(n-1)\sin\theta_q} \sum_{m=1}^M x_m(t - \tau_0) e^{j2\pi \Delta f(m-1)(t - \tau_0)} \times e^{j2\pi(m-1)(n-1)\Delta f \frac{d}{c} \sin\theta_q} e^{j2\pi(m-1)^2 \Delta f \frac{d}{c} \sin\theta_q} e^{j2\pi \frac{d}{\lambda_0}(m-1)\sin\theta_q} \approx \beta e^{j2\pi f_0(t - \tau_0)} e^{j2\pi \frac{d}{\lambda_0}(n-1)\sin\theta_q} \sum_{m=1}^M x_m(t - \tau_0) e^{j2\pi \Delta f(m-1)(t - \tau_0)} e^{j2\pi \frac{d}{\lambda_0}(m-1)\sin\theta_q} \quad (5)$$

式中 $\lambda_0 = \frac{c}{f_0}$ 为波长。由于 $(M-1)^2 \Delta f \times \frac{d}{c} \ll 1$, $(M-1)(N-1)\Delta f \times \frac{d}{c} \ll 1$, 式(5)近似成立。

接收信号先混频, 即乘以 $e^{-j2\pi f_0 t}$, 然后每个接收信道上的信号经过 M 组匹配滤波器进行处理, 其中第 i 个 ($i=1, 2, \dots, M$) 匹配滤波器可表示为 $g_i(t) = \varphi_i^*(-t) e^{j2\pi \Delta f(i-1)t}$ 。因此, 总的接收信号可表示为 $MN \times 1$ 维的矢量^[10]:

$$\mathbf{y}_s = \beta_1 \mathbf{b}(\theta_q) \otimes [\mathbf{c}(\theta_q) \odot \mathbf{a}(\Delta\tau_q)] = \beta_1 \mathbf{s}(\theta_q, \Delta\tau_q) \quad (6)$$

式中: $\beta_1 = \beta e^{-j2\pi f_0 \tau_0}$; $\Delta\tau_q$ 为目标相对于第 q 个 FDA-MIMO 雷达的时延增量, 即每个距离单元内目标实际时延与采样值之差, 如图 3 所示, 其中 $t^* = \tau_0 + \Delta\tau$, 表示信号的采样时间;

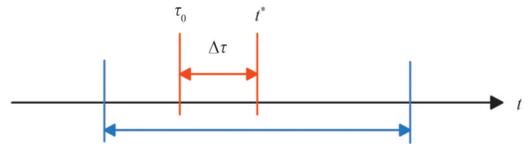


Fig.3 Definition of $\Delta\tau$
图3 $\Delta\tau$ 的定义

间; $\mathbf{b}(\theta_q) = \left[1, e^{j2\pi \frac{d}{\lambda_0} \sin\theta_q}, \dots, e^{j2\pi \frac{d}{\lambda_0} (N-1)\sin\theta_q}\right]^T \in \mathbb{C}^N$, $\mathbf{c}(\theta_q) = \left[1, e^{j2\pi \frac{d}{\lambda_0} \sin\theta_q}, \dots, e^{j2\pi \frac{d}{\lambda_0} (M-1)\sin\theta_q}\right]^T \in \mathbb{C}^M$ 分别表示与角度相关的接收导向矢量和发射导向矢量; $\mathbf{a}(\Delta\tau_q) = \left[1, e^{j2\pi \Delta f \Delta\tau_q}, \dots, e^{j2\pi \Delta f (M-1)\Delta\tau_q}\right]^T \in \mathbb{C}^M$ 表示与距离增量 Δr 相关的发射导向矢量, 距离增量 Δr 为目标相对于距离门中心的偏移距离, 其与时延增量 $\Delta\tau$ 的关系为 $\Delta r = \frac{c\Delta\tau}{2}$; $\mathbf{s}(\theta_q, \Delta\tau_q) = \mathbf{b}(\theta_q) \otimes [\mathbf{c}(\theta_q) \odot \mathbf{a}(\Delta\tau_q)] \in \mathbb{C}^{MN}$ 为目标的虚拟收发导向矢量; \otimes 为 Kronecker 积; \odot 为 Hadamard 积。

1.2 EPC-MIMO 雷达信号模型

1) 发射信号模型

考虑第 p 个 ($p=1, 2, \dots, L_2$) EPC-MIMO 雷达具有 M 个发射阵元和 N 个接收阵元, 且发射、接收阵列为均匀共址线性阵列, 如图 4 所示。雷达相干积累时间内包括 K 个发射脉冲, 第 k 个 ($k=1, 2, \dots, K$) 脉冲的第 m 个阵元的发射信号为:

$$s_{m,k}(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) c_{m,k} \varphi_m(t) e^{j2\pi f_0(t+(k-1)T_r)} \quad (7)$$

式中: $\text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq T_p \\ 0, & \text{else} \end{cases}$, $t \in (0, T_r)$ 为雷达脉冲重复时间 T_r 的时间变量; $c_{m,k}$ 为相位系数, $c_{m,k} = e^{j2\pi\gamma(m-1)(k-1)}$, $\gamma \in (0, 1)$ 为可调节的编码参数; $\varphi_m(t)$ 为第 m 个发射阵元的基带波形, 并满足

$$\int \varphi_m(t) \varphi_{m'}^*(t-\tau) dt = 0, \forall m, m' = 1, 2, \dots, M, m \neq m' \quad (8)$$

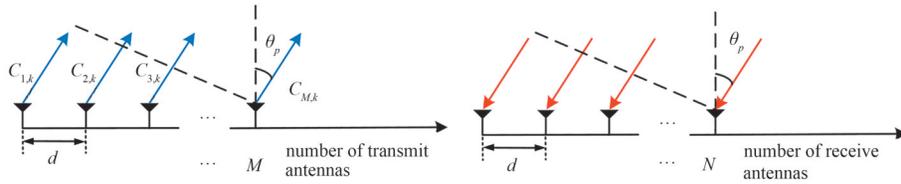


Fig.4 Signal transmission and reception model of EPC-MIMO radar
图4 EPC-MIMO雷达的信号发射与接收模型

2) 接收信号模型

假设空间远场存在一个点目标, 对于第 p 个 EPC-MIMO 雷达, 其角度为 θ_p , 距离为 R_p 。第 m 个发射阵元发出、第 n 个接收阵元接收第 k 个脉冲的信号为:

$$x_{n,m,k}(t) = \alpha \varphi_m(t - \tau_0) e^{j2\pi\gamma(m-1)(k-p_s-1)} e^{j2\pi f_0(t-\tau_{n,m})} \quad (9)$$

式中: α 为点目标的复振幅(考虑发射功率、相位、目标发射率和信道传播效应等); $p_{s,p}$ 为目标对于第 p 个 EPC-MIMO 雷达的延迟脉冲数(距离模糊数)。

将接收信号乘以 $e^{-j2\pi f_0 t}$ 进行混频, 然后每个接收通道经过 M 个匹配滤波器, 实现波形分离, 且第 i 个 ($i=1, 2, \dots, M$) 匹配滤波器表示为 $\tilde{h}_i(t) = \varphi_i^*(-t)$ 。第 n 个接收阵元的接收信号经过第 m 个匹配滤波器处理后为:

$$\tilde{x}_{n,m,k}(t) = \alpha_0 \tilde{r}_m e^{j2\pi\gamma(m-1)(k-p_{s,p}-1)} e^{-j2\pi f_0 \tau_{n,m}} \quad (10)$$

式中: $\alpha_0 = \alpha e^{-j2\pi f_0 \tau_0}$; \tilde{r}_m 为第 m 个匹配滤波器的输出结果。

来自第 k 个脉冲的各个接收阵元信号经匹配滤波器后可表示为一个 $M \times N$ 维的列矢量:

$$\mathbf{x}_k(t) = [\tilde{x}_{1,1,k}(t), \dots, \tilde{x}_{n,m,k}(t), \dots, \tilde{x}_{N,M,k}(t)]^T \quad (11)$$

在 EPC-MIMO 雷达中, 由于进行了脉冲和发射通道的二维编码, 因此在进行回波信号处理时, 应首先利用发射编码对接收信号进行匹配。随后, 再慢时间进行解码, 得

$$\mathbf{y}_k(t) = [\text{diag}(\mathbf{g}_k)]^H \mathbf{x}_k(t) \quad (12)$$

式中: $\mathbf{g}_k \in \mathbb{C}^{MN}$ 为第 k 个脉冲内的解码向量:

$$\mathbf{g}_k = \mathbf{1}_N \otimes \mathbf{c}_k \quad (13)$$

式中: $\mathbf{1}_N$ 为 $N \times N$ 的全 1 矩阵; 第 k 个脉冲的 EPC 向量为 $\mathbf{c}_k = [1, c_{1,k}, \dots, c_{M,k}]^T$ 。

第 k 个脉冲的接收信号可表示为:

$$\mathbf{y}_s = \alpha_0 [\mathbf{r} \circ \mathbf{b}(\theta_p) \otimes \mathbf{a}(\gamma_{s,p}, \theta_p)] \quad (14)$$

式中: $\mathbf{r} = \mathbf{1}_N \otimes \tilde{\mathbf{r}} \in \mathbb{C}^{MN}$, $\tilde{\mathbf{r}} = [\tilde{r}_1 \ \tilde{r}_2 \ \dots \ \tilde{r}_M]^T \in \mathbb{C}^M$; $\mathbf{a}(\gamma_{s,p}, \theta_p)$ 、 $\mathbf{b}(\theta_p) \in \mathbb{C}^N$ 分别为发射导向矢量、接收导向矢量,

可具体表示为:

$$\mathbf{a}(\gamma_{s,p}, \theta_p) = \left[1, e^{-j2\pi\gamma_{s,p}}, \dots, e^{-j2\pi\gamma_{s,p}(M-1)} \right]^T \odot \left[1, e^{j2\pi\frac{d}{\lambda_0}\sin\theta_p}, \dots, e^{j2\pi\frac{d}{\lambda_0}(M-1)\sin\theta_p} \right]^T \in \mathbb{C}^M \quad (15)$$

$$\mathbf{b}(\theta_p) = \left[1, e^{j2\pi\frac{d}{\lambda_0}\sin\theta_p}, \dots, e^{j2\pi\frac{d}{\lambda_0}(N-1)\sin\theta_p} \right]^T \in \mathbb{C}^N \quad (16)$$

式中 $\gamma_{s,p} = \gamma P_{s,p}$ 。

2 目标检测和参数估计一体化算法

对于各个雷达站, 假设噪声协方差矩阵以及目标的某些参数(如距离增量、角度、回波幅度)均未知, 将检测问题用二元假设检验问题进行描述。基于上述模型, 在 GLRT 准则下设计自适应检测器。在目标存在的假设下, 利用坐标下降算法和梯度投影算法估计目标的角度和距离信息并得到局部检测统计量。在融合中心融合多组局部检测统计量构建全局检测统计量, 进而用于最终检测判断。

2.1 雷达站的目标检测与参数估计

首先, 考虑各个雷达站基于 GLRT 的目标检测和参数估计。在白噪声背景下, 对于第 p 个 FDA-MIMO 雷达, 假设存在一组训练样本, 即 $\mathbf{x}_{p,k}$, $k=1, 2, \dots, K_p \geq MN$, K_p 表示快拍数, \mathbf{x}_p 为来自待检测单元的回波矢量, 如图 5 所示。

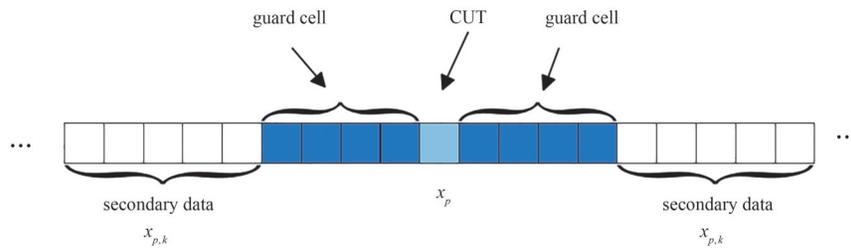


Fig.5 Range cells partitioning in adaptive detection process

图5 自适应检测过程中的距离单元划分

因此检测问题转化为以下二元假设检测问题:

$$\begin{aligned} H_0: & \begin{cases} \mathbf{x}_p = \mathbf{n}_p \\ \mathbf{x}_{p,k} = \mathbf{n}_{p,k}, \quad k=1, 2, \dots, K_p \end{cases} \\ H_1: & \begin{cases} \mathbf{x}_p = \beta_p \mathbf{s}(\theta_p, \Delta\tau_p) + \mathbf{n}_p \\ \mathbf{x}_{p,k} = \mathbf{n}_{p,k}, \quad k=1, 2, \dots, K_p \end{cases} \end{aligned} \quad (17)$$

式中: H_0 表示目标不存在于待检测单元(Cell Under Test, CUT)中^[17-18]; H_1 表示目标存在于 CUT 中; β_p 为目标相对于第 p 个 FDA-MIMO 雷达的幅度; \mathbf{n}_p 和 $\mathbf{n}_{p,k} \in \mathbb{C}^{MN}$ 为满足独立同分布条件的、具有零均值的复高斯噪声, 且为循环对称的, 即 $\mathbf{n}_p, \mathbf{n}_{p,k} \sim \text{CN}(0, \mathbf{M})$, $\mathbf{M} \in \mathbb{C}^{MN \times MN}$ 为正定的噪声协方差矩阵。

根据 Neyman-Pearson 准则, 上述二元假设检验问题的最优检测器为似然比检测(LRT), 即采用 H_1 检验下数据的似然函数与 H_0 检验下似然函数的比值与检测门限对比。但由于变量 β_p 、 \mathbf{M} 、 θ_p 和 $\Delta\tau_p$ 在实际中未知, 则 LRT 无法计算。因此, 为设计实际中可用的检测器, 提出 GLRT 方法, 即一次便估计出未知参数的最大似然估计, 用其代替未知参数。则第 p 个 FDA-MIMO 雷达的检测统计量可表示为:

$$z_p = \frac{\max_{\beta_p, \theta_p \in \mathcal{A}, \Delta\tau_p \in \mathcal{C}, \mathbf{M}} g(\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_{p,1}, \dots, \mathbf{x}_{p,K_p} | \beta_p, \theta_p, \Delta\tau_p, \mathbf{M}; H_1)}{\max_{\mathbf{M}} g(\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_{p,1}, \dots, \mathbf{x}_{p,K_p} | \mathbf{M}; H_0)} \quad (18)$$

式中: \mathcal{A} 为 θ_p 所有可能值的集合, 即 $[-90^\circ, 90^\circ]$; \mathcal{C} 为 $\Delta\tau_p$ 所有可能值的集合, 即 $\left[-\frac{1}{2B}, \frac{1}{2B}\right]$, 其中, B 为雷达系

统带宽; $g(\cdot; H_i), i=0, 1$ 表示在 H_0 假设和 H_1 假设下的联合概率密度。

定义矩阵 $\mathbf{S}_p = \sum_{k=1}^{K_p} \mathbf{x}_{p,k} \mathbf{x}_{p,k}^H \in \mathbb{C}^{MN \times MN}$ 。对 z_p 的分子和分母关于 \mathbf{M} 最大化, 得

$$z_p = \frac{1 + \mathbf{x}_p^H \mathbf{S}_p^{-1} \mathbf{x}_p}{1 + \min_{\beta_p, \theta_p \in \mathcal{A}, \Delta\tau_p \in \mathcal{C}} \hat{\mathbf{x}}_p^H \mathbf{S}_p^{-1} \hat{\mathbf{x}}_p} \quad (19)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_p = \mathbf{x}_p - \beta_p \mathbf{s}(\theta_p, \Delta\tau_p)$ 。

对式(19)的分母关于 β_p 最大化^[15], 得

$$\hat{\beta}_p = \frac{\mathbf{s}^H(\theta_p, \Delta\tau_p) \mathbf{S}_p^{-1} \mathbf{x}_p}{\mathbf{s}^H(\theta_p, \Delta\tau_p) \mathbf{S}_p^{-1} \mathbf{s}(\theta_p, \Delta\tau_p)} \quad (20)$$

将 $\hat{\beta}_p$ 代入式(17)中, 得

$$z_p = \frac{1 + \mathbf{x}_p^H \mathbf{S}_p^{-1} \mathbf{x}_p}{1 + \mathbf{x}_p^H \mathbf{S}_p^{-1} \mathbf{x}_p - \max_{\theta_p \in \mathcal{A}, \Delta\tau_p \in \mathcal{C}} \frac{|\mathbf{s}^H(\theta_p, \Delta\tau_p) \mathbf{S}_p^{-1} \mathbf{x}_p|^2}{\mathbf{s}^H(\theta_p, \Delta\tau_p) \mathbf{S}_p^{-1} \mathbf{s}(\theta_p, \Delta\tau_p)}} \quad (21)$$

式(21)可等效为:

$$\eta_p = \frac{1}{1 + \mathbf{x}_p^H \mathbf{S}_p^{-1} \mathbf{x}_p} \max_{\theta_p \in \mathcal{A}, \Delta\tau_p \in \mathcal{C}} \varphi(\theta_p, \Delta\tau_p) \quad (22)$$

式中:

$$\varphi(\theta_p, \Delta\tau_p) = \frac{|\mathbf{s}^H(\theta_p, \Delta\tau_p) \mathbf{S}_p^{-1} \mathbf{x}_p|^2}{\mathbf{s}^H(\theta_p, \Delta\tau_p) \mathbf{S}_p^{-1} \mathbf{s}(\theta_p, \Delta\tau_p)} \quad (23)$$

η_p 和 z_p 之间的关系为:

$$\eta_p = \frac{z_p - 1}{z_p} \quad (24)$$

1) CD 算法参数估计

由于式(22)需通过二维网格搜索实现, 带来的计算量很大。为减少上述过程所需的计算量, 设计了一个近似求解方法, 即 CD 算法。CD 算法将二维搜索转变为一系列的一维搜索, 使计算量大幅降低^[19]。

在每次一维搜索的最大化问题中, 利用网格搜索方法, 将感兴趣的可行区间离散到有限的点集合中。具体地, 关于 θ_p 和 $\Delta\tau_p$ 的一维搜索分别在离散区间 I_θ 和 $I_{\Delta\tau}$ 上进行, I_θ 和 $I_{\Delta\tau}$ 分别定义为:

$$\begin{aligned} I_\theta &= \left\{ -90^\circ + \frac{180^\circ j}{N_\theta}, j=0, 1, \dots, N_\theta \right\} \\ I_{\Delta\tau} &= \left\{ -\frac{1}{2B} + \frac{j}{BN_{\Delta\tau}}, j=0, 1, \dots, N_{\Delta\tau} \right\} \end{aligned} \quad (25)$$

式中: N_θ 为离散区间 I_θ 中存在的间隔数; $N_\theta + 1$ 为角度 θ_p 的离散点数量; $N_{\Delta\tau}$ 为离散区间 $I_{\Delta\tau}$ 中存在的间隔数; $N_{\Delta\tau} + 1$ 为时延增量 $\Delta\tau_p$ 的离散点数量。

存在两种优化顺序, 即一种为先优化 θ_p , 然后优化 $\Delta\tau_p$; 另一种为先优化 $\Delta\tau_p$, 再优化 θ_p 。值得指出的是, 不可能先验地确定哪种优化顺序会得到最佳估计。为克服这个问题, 使用 CD 算法 2 次, 每次针对一个可能的初始搜索方向。因此, 在得到的 2 个解中, 选择使式(22)最大化的解作为估计值。每一次迭代过程设置退出条件为 $|\varphi^{n+1} - \varphi^n| \leq \varepsilon, \varepsilon > 0$ 。

设 θ_0 和 $\Delta\tau_0$ 为标称角度和标称时延增量, 初始估计值选择 $\theta_p^0 = \theta_0, \Delta\tau_p^0 = \Delta\tau_0$ 。CD 算法流程为:

Algorithm 1: FDA-MIMO radar based on CD algorithm

input: $\mathbf{x}_p, \mathbf{S}_p, \mathbf{s}, \theta_p, \Delta\tau_p, \varepsilon$

output: $\hat{\theta}_p, \hat{\Delta\tau}_p$

initialization: set $k = 0$, $\hat{\theta}_p^0 = \theta_0$, $\Delta\hat{\tau}_p^0 = \Delta\tau_0$, $\varphi^0 = \varphi(\hat{\theta}_p^0, \Delta\hat{\tau}_p^0)$
 repeat(optimization for initial search direction given by θ_p)
 1. find $\hat{\theta}_p^{k+1} = \arg \max_{\theta \in I_\theta} \varphi(\theta, \Delta\hat{\tau}_p^k)$;
 2. find $\Delta\hat{\tau}_p^{k+1} = \arg \max_{\Delta\tau \in I_\Delta} \varphi(\hat{\theta}_p^k, \Delta\tau)$ and set φ^k as the corresponding maximum value;
 3. $k = k + 1$;
 until $|\varphi^{k+1} - \varphi^k| \leq \varepsilon$;
 $\varphi_x = \varphi^k$; $\hat{\theta}_x = \hat{\theta}_p^k$; $\Delta\hat{\tau}_x = \Delta\hat{\tau}_p^k$;
 Set $n = 0$, $\hat{\theta}_p^0 = \theta_0$, $\Delta\hat{\tau}_p^0 = \Delta\tau_0$, $\varphi^0 = \varphi(\hat{\theta}_p^0, \Delta\hat{\tau}_p^0)$
 repeat(optimization for initial search direction given by $\Delta\tau_p$)
 1. find $\Delta\hat{\tau}_p^{k+1} = \arg \max_{\Delta\tau_p \in I_\Delta} f(\hat{\theta}_p^{k+1}, \Delta\tau_p)$;
 2. find $\hat{\theta}_p^{k+1} = \arg \max_{\theta_p \in I_\theta} \varphi(\theta_p, \Delta\hat{\tau}_p^{k+1})$ and set φ^k as the corresponding maximum value;
 3. $k = k + 1$;
 until $|\varphi^{k+1} - \varphi^k| \leq \varepsilon$;
 $\varphi_y = \varphi^k$; $\hat{\theta}_y = \hat{\theta}_p^k$; $\Delta\hat{\tau}_y = \Delta\hat{\tau}_p^k$;
 If $\varphi_x > \varphi_y$
 output $\hat{\theta}_p = \hat{\theta}_x$, $\Delta\hat{\tau}_p = \Delta\hat{\tau}_x$.
 else
 output $\hat{\theta}_p = \hat{\theta}_y$, $\Delta\hat{\tau}_p = \Delta\hat{\tau}_y$.
 end
 2) GPM 算法参数估计

为解决式(22)最大化问题, 将 $\mathcal{D} = [-90^\circ, 90^\circ] \times \left[-\frac{1}{2B}, \frac{1}{2B}\right]$ 表示可行集, 未知向量 $\mathbf{h} = [\theta_p, \Delta\tau_p]^T \in \mathbb{R}^2$, 通过投影梯度技术迭代计算 \mathbf{h} 的估计值。因此, 在第 k 次迭代中, 通过从先前估计的点 \mathbf{h}_{k-1} 沿当前上升方向(由 \mathbf{h}_{k-1} 处评估的梯度给出)移动, 然后将得到的点投影到凸集 \mathcal{D} 上, 从而获得更新后的估计值^[20]:

$$\mathbf{h}_k = \mathbf{P}_{\mathcal{D}}(\mathbf{h}_{k-1} + \eta \mathbf{g}_{\Delta}(\mathbf{h}_{k-1})) \quad (26)$$

式中: $\mathbf{h}_{k-1} = [\theta_p^{k-1}, \Delta\tau_p^{k-1}]$ 为第 $k-1$ 次估计出的参数向量; η_k 为步长; $\mathbf{g}_{\Delta}(\mathbf{h}_{k-1}) = \left[\frac{\partial \varphi(\theta_p, \Delta\tau_p)}{\partial \theta_p}, \frac{\partial \varphi(\theta_p, \Delta\tau_p)}{\partial \Delta\tau_p} \right]^T \Big|_{(\theta_p^{k-1}, \Delta\tau_p^{k-1})}$

为 $\varphi(\theta_p, \Delta\tau_p)$ 在 θ_p^{k-1} 和 $\Delta\tau_p^{k-1}$ 处的梯度; $\mathbf{P}_{\mathcal{D}}$ 为投影算子。

将得到的点投影到凸集 \mathcal{D} 上, 即 $\mathbf{P}_{\mathcal{D}}([\tilde{\theta}_p, \Delta\tilde{\tau}_p]^T) = \begin{bmatrix} \min\{\max\{\tilde{\theta}_p, -90^\circ\}, 90^\circ\} \\ \min\{\max\{\Delta\tilde{\tau}_p, -\frac{1}{2B}\}, \frac{1}{2B}\} \end{bmatrix}$, $\tilde{\theta}_p, \Delta\tilde{\tau}_p \in \mathbb{R}$ 。

η_k 可以是恒定步长 $\bar{\eta} \in \left(0, \frac{2}{L}\right)$, L 为 $\varphi(\theta_p, \Delta\tau_p)$ 的最小 Lipschitz 常数, 或通过回溯算法自适应地选择:

$$\begin{cases} \eta_k^{\text{cons}} = \bar{\eta}, & \text{常数步长} \\ \eta_k^{\text{back}} = \kappa \mu^{i_k}, & \text{自适应改变} \end{cases} \quad (27)$$

式中 i_k 为最小非负整数, 且满足

$$\varphi(\tilde{\mathbf{h}}^{(i_k)}) - \varphi(\mathbf{h}_{k-1}) \geq \zeta \kappa \mu^{i_k} \|\mathbf{G}_{1/\kappa \mu^{i_k}}(\mathbf{h}_{k-1})\| \quad (28)$$

式中: $\kappa > 0$; $\zeta \in (0, 1)$; $\mu \in (0, 1)$ 为算法调整函数。

$$\tilde{\mathbf{h}}^{(i_k)} = \mathbf{P}_{\mathcal{D}}(\mathbf{h}_{k-1} + \kappa \mu^{i_k} \mathbf{g}_{\Delta}(\mathbf{h}_{k-1})) \quad (29)$$

梯度映射函数表示为:

$$\mathbf{G}_{\aleph}(\mathbf{h}) = \aleph \left[\mathbf{h} - \mathbf{P}_D \left(\mathbf{h} + \frac{1}{\aleph} \mathbf{g}_{\Delta}(\mathbf{h}) \right) \right] \quad (30)$$

式中 \aleph 为系数, $\aleph > 0$ 。

算法 2 为梯度投影算法过程, 设置 $\mathbf{h}_0 = [\theta_p^0, \Delta\tau_p^0]^T$ 为初始向量, 其中退出条件设置为 $\|\mathbf{h}_k - \mathbf{h}_{k-1}\| < \varepsilon_1$, $\varepsilon_1 > 0$ 。

Algorithm 2 FDA-MIMO radar based on GPM

input: $\mathbf{x}_p, S_p, \theta_p^0, \Delta\tau_p^0, \mathbf{s}, \zeta, \varepsilon_1$

output: $\hat{\mathbf{h}}_{\text{GPM}}$

1. set $k = 0, \mathbf{h}_k = \mathbf{h}_0 = [\theta_p^0, \Delta\tau_p^0]^T$;
2. repeat
3. $k = k + 1$;
4. update η_k using either a constant or adaptive stepsize;
5. compute \mathbf{h}_k via (26);
6. until $\|\mathbf{h}_k - \mathbf{h}_{k-1}\| < \varepsilon_1$;

output $\hat{\mathbf{h}}_{\text{GPM}} = [\hat{\theta}_p^{\text{GPM}}, \Delta\hat{\tau}_p^{\text{GPM}}]^T = \mathbf{h}_k$ 。

类似地, 对于第 q 个 EPC-MIMO 雷达, 采用 CD 和 GPM 算法估计角度 θ_q 和距离模糊数 $p_{s,q}$ 。式(21)可表示为:

$$\varphi(\theta_q, p_{s,q}) = \frac{|\mathbf{s}^H(\theta_q, p_{s,q}) \mathbf{S}_q^{-1} \mathbf{x}_q|^2}{\mathbf{s}^H(\theta_q, p_{s,q}) \mathbf{S}_q^{-1} \mathbf{s}(\theta_q, p_{s,q})} \quad (31)$$

对于第 l 个 ($l = 1, 2, \dots, L$) 相控阵, 式(22)可表示为:

$$\eta_l = \frac{1}{1 + \mathbf{x}_l^H \mathbf{S}_l^{-1} \mathbf{x}_l} \max_{\theta_l \in \mathcal{A}} \varphi(\theta_l) \quad (32)$$

式中:

$$\varphi(\theta_l) = \frac{|\mathbf{s}^H(\theta_l) \mathbf{S}_l^{-1} \mathbf{x}_l|^2}{\mathbf{s}^H(\theta_l) \mathbf{S}_l^{-1} \mathbf{s}(\theta_l)} \quad (33)$$

式中: $\mathbf{s}(\theta_l) = \left[1, e^{j2\pi \frac{d}{\lambda_0} \sin(\theta_l)}, \dots, e^{j2\pi \frac{d}{\lambda_0} (N-1) \sin(\theta_l)} \right]^T \in \mathbb{C}^N$ 。

式(33)可通过一维网格搜索实现, 即在离散区间 I_θ 使式(33)最大化的解作为估计值。估计角度 $\hat{\theta}_l$ 表示为:

$$\hat{\theta}_l = \arg \max_{\theta \in I_\theta} \varphi(\theta) \quad (34)$$

3) 融合中心的 GLRT 检测器

基于 GLRT 准则建立全局检验统计量与局部雷达站检验统计量之间的关系。设 \mathbf{X} 为来自所有局部雷达站的整体观测向量。在假设不同局部雷达站的噪声在统计上相互独立的条件下, \mathbf{X} 在 H_0 假设和 H_1 假设的概率密度函数为^[9]:

$$g(\mathbf{X}|H_j) = \prod_{i=1}^L g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i,1}, \dots, \mathbf{x}_{i,K_i}|H_j), \quad j=0, 1 \quad (35)$$

式中 $g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i,1}, \dots, \mathbf{x}_{i,K_i}|H_j)$ 为 H_0 假设和 H_1 假设来自第 i 个 ($i = 1, 2, \dots, L$) 雷达的 CUT 的观测向量的概率密度函数。

根据 GLRT, 融合中心的全局检验统计量可表示为:

$$\Gamma = \frac{\max_{\beta_1, \dots, \beta_L, M_1, \dots, M_L} \prod_{i=1}^L g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i,1}, \dots, \mathbf{x}_{i,K_i}|H_1)}{\max_{M_1, \dots, M_L} \prod_{i=1}^L g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i,1}, \dots, \mathbf{x}_{i,K_i}|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma \quad (36)$$

式中 γ 为全局门限。

然后, 对全局检验统计量的最大化可转化为对 L 个局部检测统计量的最大化, 式(36)可进一步计算得:

$$\Gamma = \frac{\prod_{i=1}^L \max_{\beta_i, M_i} g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i,1}, \dots, \mathbf{x}_{i,K_i} | H_1)}{\prod_{i=1}^L \max_{M_i} g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i,1}, \dots, \mathbf{x}_{i,K_i} | H_0)} = \prod_{i=1}^L \left\{ \frac{\max_{\beta_i, M_i} g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i,1}, \dots, \mathbf{x}_{i,K_i} | H_1)}{\max_{M_i} g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i,1}, \dots, \mathbf{x}_{i,K_i} | H_0)} \right\}^{K_i+1} = \prod_{i=1}^L z_i^{K_i+1} \quad (37)$$

式中 z_i 为第 i 个雷达站的检验统计量。对式(37)取对数形式后，全局检验统计量可表示为：

$$\rho = \ln(\Gamma) = \sum_{i=1}^L (K_i + 1) \ln(z_i) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma \quad (38)$$

式(38)表明，全局检验统计量可通过局部检验统计量的对数和构建。通过这种方法，可有效利用来自本地雷达站的局部检验统计量，提高整体检测性能。

3 仿真实验与分析

设置的分布式波形分集阵雷达包括 4 个雷达站，其中雷达站 1~2 为 FDA-MIMO 雷达，雷达站 3~4 为 EPC-MIMO 雷达。雷达站 1~4 坐标分别为 [9 428, 65 129]、[10 576, 66 370]、[0, 0]、[8 765, 38 328]，目标的坐标为 [9 881, 70 309]，如图 6 所示。FDA-MIMO 和 EPC-MIMO 雷达的发射阵元数和接收阵元数相等，即 $M=N$ ，且 EPC-MIMO 雷达的编码参数为发射阵元数的倒数。系统仿真参数如表 1 所示。目标相对于各个雷达站的参数如表 2 所示。分布式相控阵雷达由 4 个相控阵组成，每个相控阵的接收阵元、带宽、载频和单位阵元间隔等参数与表 1 中参数一致，相控阵的发射阵元数为 1。

表 1 分布式波形分集阵雷达仿真参数

Table 1 Simulation parameters of distributed waveform diversity array radar

parameter	value	parameter	value
bandwidth B/MHz	10	carrier frequency f_0/GHz	1
receive elements N	8,10	transmit elements M	8,10
inter-element spacing d/m	0.15	frequency increment Δf	B/M

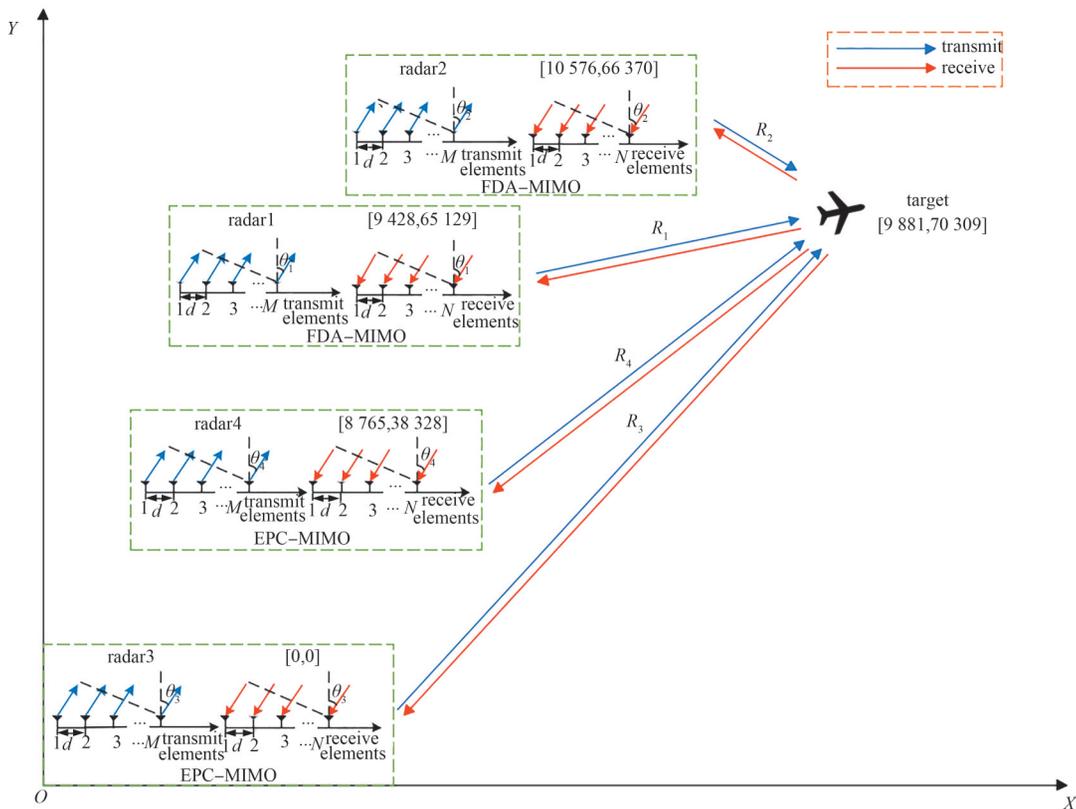


Fig.6 Schematic diagram of a four-station scenario for distributed waveform diversity array radar

图 6 分布式波形分集阵雷达四站场景示意图

表2 目标参数
Table2 Simulation parameters of target

item	angle/(°)	incremental range	range ambiguity number
radar1	5	2/(5B)	0
radar2	-10	1/(3B)	0
radar3	2	-	1
radar4	8	-	2

在高斯白噪声背景下, 噪声协方差矩阵为 $M = \sigma_n^2 I_{MN}$, 其中 $\sigma_n^2 = 0$ dB 表示噪声功率, 参考单元数量取 $4MN$ 。 P_{fa} 设置为 10^{-4} , 通过 $100/P_{fa}$ 次蒙特卡罗实验计算检测门限; 通过 1 000 次蒙特卡罗实验计算检查概率; 通过计算角度、距离增量和距离模糊数的均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)评估算法的目标参数估计性能。在 4 个雷达站场景下, 为分析不同阵元数的目标检测和参数估计性能, 对不同阵元数的参数环境进行仿真。

图 7 对比了在频偏 $\Delta f = B/M$ 下采用不同的发射阵元数的分布式波形分集阵雷达、分布式相控阵雷达、各个雷达站的检测概率。从图 7 可知, 在同一发射阵元数下, 检测概率随信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)的增加而增加; 在同一 SNR 下, 检测概率随发射阵元数的增加而增加。图 7(a)~(b)分别为发射阵元数为 8、10 情况下分布式波形分集阵雷达、分布式相控阵雷达、各个雷达站的检测概率。从图 7(a)可知, 分布式波形分集阵雷达采用 CD 算法得到的检测性能和采用 GPM 算法得到检测性能几乎一样; 相比于各个雷达站和分布式相控阵雷达, 分布式波形分集阵雷达在 $P_d=0.9$ 时, 检测性能分别提高了约 3.5 dB 和 8 dB。从图 7(b)可知, 相比于各个雷达站和分布式相控阵雷达, 分布式波形分集阵雷达在 $P_d=0.9$ 时, 检测性能分别提高了约 3 dB 和 8.5 dB。

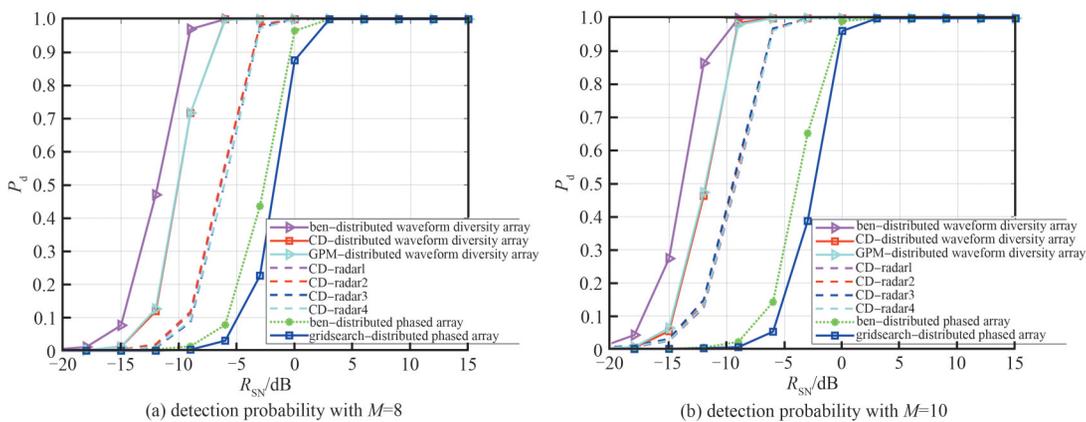


Fig.7 Relationship between detection probability and SNR for different numbers of array elements with $\Delta f = B/M$
图 7 $\Delta f = B/M$ 时采用不同阵元数的检测概率与 SNR 的关系

图 8 对比了在频偏 $\Delta f = B/M$ 下采用不同的发射阵元数的分布式波形分集阵雷达和分布式相控阵雷达的角度 RMSE。从图 8 可知, 在同一发射阵元数下, 随着 SNR 的增长, 角度 RMSE 降低; 在同一 SNR 下, 角度 RMSE 随发射阵元数的增加而降低。各个雷达站的角度 RMSE 几乎一致; 当 SNR 足够高时, 角度估计的 RMSE 与克拉美罗界(Cramér-Rao Bound, CRB)水平相当。图 8(a)~(b)分别为发射阵元数为 8、10 个情况下, 分布式波形分集阵雷达和分布式相控阵雷达的角度 RMSE。从图 8(a)可知, 在 $R_{SN} = -6$ dB 时, 相较于分布式相控阵雷达, 分布式波形分集阵雷达通过 CD 算法得到的角度 RMSE 精确度可提升 73.5%, 通过 GPM 算法得到的角度 RMSE 精确度可提升 54%; 在高信噪比时, 分布式波形分集阵雷达和分布式相控阵雷达之间的角度估计性能差异随信噪比的增加而减小。从图 8(b)可知, 在 $R_{SN} = -6$ dB 时, 相较于分布式相控阵雷达, 分布式波形分集阵雷达通过 CD 算法得到的角度 RMSE 精确度可提升 81.1%, 通过 GPM 算法得到的角度 RMSE 精确度可提升 58%。

图 9 对比了在频偏 $\Delta f = B/M$ 下采用不同的发射阵元数的分布式波形分集阵雷达的增量距离 RMSE。从图 9 可知, 在同一发射阵元数下, 随着 SNR 的增长, 分布式波形分集阵雷达通过 CD 算法得到的距离增量 RMSE 相比 GPM 算法得到的距离增量 RMSE 降低; 在同一 SNR 下, 距离增量 RMSE 随着发射阵元数的增加而降低。图 9(a)~(b)分别评估了发射阵元数为 8、10 个的分布式波形分集阵雷达的距离增量 RMSE。分布式波形分集阵雷达通过 CD 算法得到的距离增量 RMSE 精确度和 GPM 算法得到的距离增量 RMSE 精确度基本相同, 雷达站 1 和雷达站 2 得到的距离增量 RMSE 精确度基本相同。

图 10 对比了在频偏 $\Delta f = B/M$ 下采用不同的发射阵元数的分布式波形分集阵雷达的距离模糊数 RMSE。从图 10 可知, 在同一发射阵元数下, 随着 SNR 的增长, 通过 CD 算法得到的距离模糊数 RMSE 和 GPM 算法得到的距离

模糊数 RMSE 降低；在同一信噪比下，距离模糊数 RMSE 随着发射阵元数的增加而降低；当 SNR 足够高时，距离模糊数 RMSE 低于 CRB 水平。图 10(a)~(b) 分别评价了阵元数为 8、10 个的分布式波形分集阵雷达的距离模糊数 RMSE。其中，相较于 CD 算法，通过 GPM 算法得到的距离模糊数 RMSE 精确度相对较高。

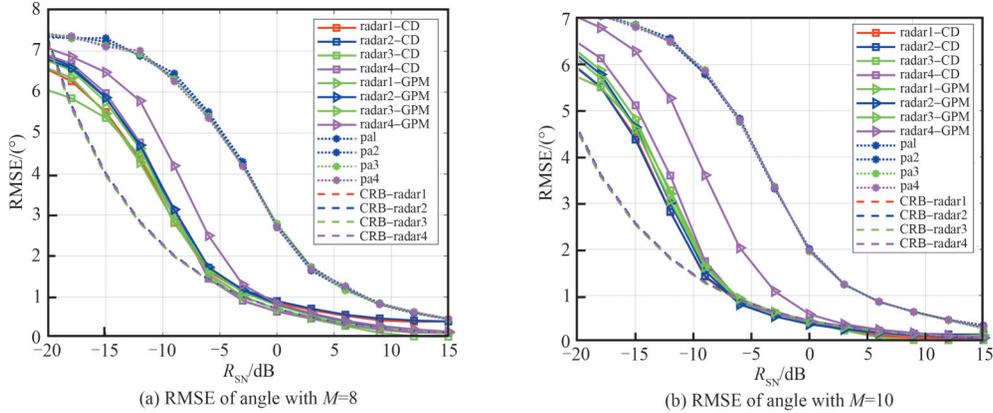


Fig.8 RMSE of angle with different numbers of array elements with $\Delta f = B/M$

图 8 $\Delta f = B/M$ 时采用不同阵元数的角度 RMSE

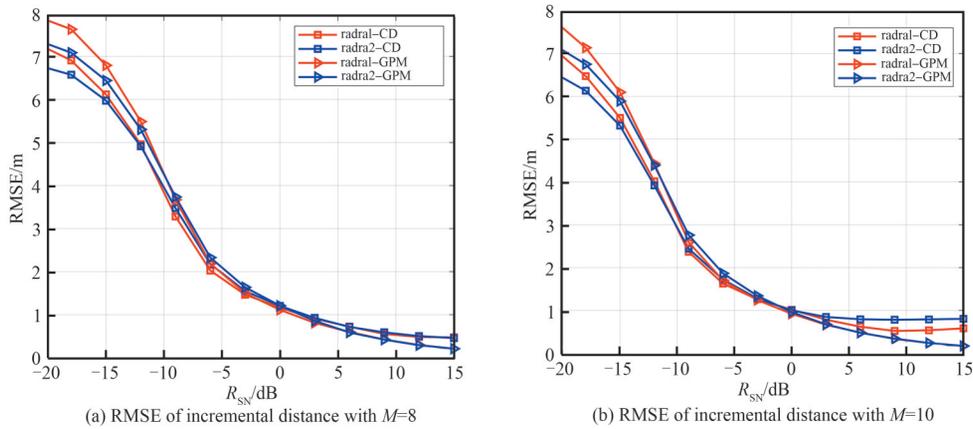


Fig.9 RMSE of incremental distance with different numbers of array elements under $\Delta f = B/M$

图 9 $\Delta f = B/M$ 下采用不同阵元数的距离增量 RMSE

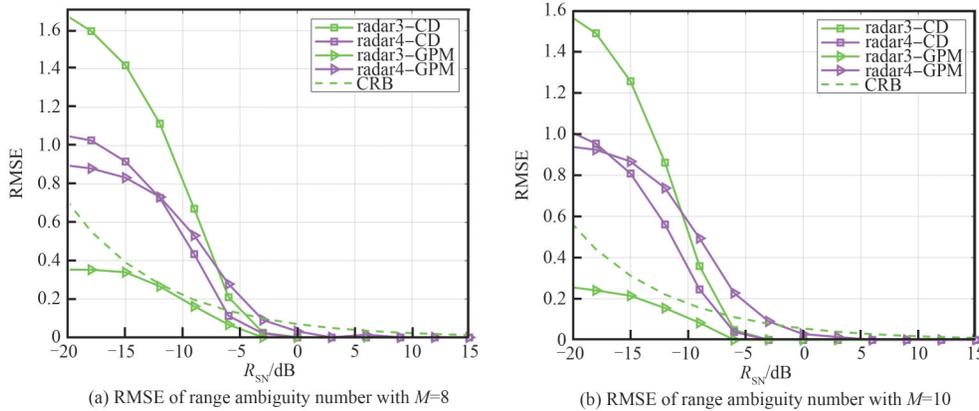


Fig.10 RMSE of range ambiguity number with different numbers of array elements under $\Delta f = B/M$

图 10 $\Delta f = B/M$ 时采用不同阵元数的距离模糊数 RMSE

4 结论

本文考虑了白噪声背景下基于分布式波形分集阵雷达的目标检测和参数估计问题，对于每个雷达站，利用 CD 算法和 GPM 算法求解目标参数并得到局部检测统计量，随后在融合中心通过融合局部检测统计量得到用于

最终目标检测的全局检测统计量。相较于各个雷达站和分布式相控阵雷达, 分布式波形分集阵雷达在 $P_d=0.9$ 时, 检测性能分别提高了约 3.5 dB 和 8 dB, 并在 $R_{SN}=-6$ dB 时, 角度 RMSE 精确度可提升 54%。未来研究工作考虑利用加权融合算法检测微弱目标。

参考文献:

- [1] YANG S X, YI W, JAKOBSSON A. Multitarget detection strategy for distributed MIMO radar with widely separated antennas[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022(60):1–16. DOI:10.1109/TGRS.2022.3175046.
- [2] YANG Biao, ZHU Shengqi, HE Xiongpeng, et al. Cognitive FDA-MIMO radar network for target discrimination and tracking with main-lobe deceptive trajectory interference[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(4):4207–4222. DOI:10.1109/TAES.2023.3237663.
- [3] 潘步年, 谭睿, 汪兵, 等. 分布式雷达多域张量分解抗复合干扰方法[J]. *太赫兹科学与电子信息学报*, 2024, 22(10):1117–1126. (PAN Bunian, TAN Rui, WANG Bing, et al. Joint multi-domain tensor decomposition method for compound jamming in distributed radars[J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2024, 22(10):1117–1126.) DOI:10.11805/TKYDA2023066.
- [4] YI W, ZHOU T, AI Y, et al. Suboptimal low complexity joint multi-target detection and localization for non-coherent MIMO radar with widely separated antennas[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020(68):901–916. DOI:10.1109/TSP.2020.2968282.
- [5] 杨阳. 多站雷达协同目标检测方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2019. (YANG Yang. Research on multi-station radar cooperative target detection methods[D]. Xi'an, China: Xidian University, 2019.) DOI: 10.7666/d.D01907885.
- [6] ZHANG Man, DOU Fabing, ZHOU Shenghua, et al. Distributed radar target detection with ordered local statistics*[C]// 2023 IEEE International Radar Conference(RADAR). Sydney, Australia: IEEE, 2023:1–6. DOI:10.1109/RADAR54928.2023.10371137.
- [7] BARKAT M, VARSHNEY P K. Cell-averaging CFAR detection with distributed radars and data fusion[C]// *Proceeding of the International Conference on Radars*. London, England: [s.n.], 1987:55–60.
- [8] ELIAS-FUSTE A R, BROQUETAS-IBARS A, ANTEQUERA J P, et al. CFAR data fusion center with inhomogeneous receivers[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1992, 28(1):276–285. DOI:10.1109/7.135453.
- [9] ZHOU S H, LIU H W. Signal fusion-based target detection algorithm for spatial diversity radar[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2011, 5(3):204–214. DOI:10.1049/iet-rsn.2010.010.
- [10] AUBRY A, DE MAIO A, MARANO S, et al. Single-pulse simultaneous target detection and angle estimation in a multichannel phased array radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020(68):6649–6664.
- [11] LAN L, MARINO A, AUBRY A, et al. GLRT-based adaptive target detection in FDA-MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(1):597–613. DOI:10.1109/TAES.2020.3028485.
- [12] XU Jingwei, ZHANG Yuhong, LIAO Guisheng, et al. Resolving range ambiguity via multiple-input multiple-output radar with element-pulse coding[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020(68):2770–2783. DOI:10.1109/TSP.2020.2988371.
- [13] LAN L, ROSAMILIA M, AUBRY A, et al. Adaptive target detection with polarimetric FDA-MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(3):2204–2220. DOI:10.1109/TAES.2022.3210887.
- [14] LAN L, ROSAMILIA M, AUBRY A, et al. Single-snapshot angle and incremental range estimation for FDA-MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(6):705–718. DOI:10.1109/TAES.2021.3083591.
- [15] LIU Weijian, LIU Jun, HAO Chengpeng, et al. Multichannel adaptive signal detection: basic theory and literature review[J]. *Science China Information Sciences*, 2022, 65(2):121301. DOI:10.1007/s11432-020-3211-8.
- [16] DAVIS R C, BRENNAN L E, REED L S. Angle estimation with adaptive arrays in external noise fields[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1976, AES-12(2):179–186. DOI:10.1109/TAES.1976.308293.
- [17] XU Yanhong, SHI Xiaowei, LI Wentao, et al. Low-sidelobe range-angle beamforming with FDA using multiple parameter optimization[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(5): 2214–2225. DOI: 10.1109/TAES. 2018. 2883873.
- [18] XU Jingwei, LIAO Guisheng, ZHU Shengqi, et al. Joint range and angle estimation using MIMO radar with frequency diverse array[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(13):3396–3410. DOI:10.1109/TSP.2015.2422680.
- [19] WRIGHT S J. Coordinate descent algorithms[J]. *Mathematical Programming*, 2015, 151(1):3–34. DOI:10.1007/s10107-015-0892-3.
- [20] BECK A. Introduction to nonlinear optimization: theory, algorithms, and applications with Matlab[M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2014.