

文章编号:1007-5321(2020)05-0041-07

DOI:10.13190/j.jbupt.2020-063

多站雷达干扰对抗系统子站选择策略

聂 璽, 刘洁怡, 张明阳, 李 豪

(西安电子科技大学 电子工程学院, 西安 710071)

摘要: 基于参数联合估计的假目标鉴别方法可通过增加雷达站数量来提高假目标鉴别概率,然而,过度增加雷达站数量会造成设备资源的严重浪费. 对此,提出基于多站雷达系统假目标鉴别过程中渐进收缩的子站选择策略. 对于空间已有的雷达站,在满足预设假目标鉴别性能的前提下,考虑通过快速收缩和全局收缩2种筛选方式,迭代选出系统中空间分布更有优势、鉴别能力更强的发射或接收站,共同组成雷达子站. 相比于穷举搜索方法,子站选择策略可大幅降低筛选过程的时间复杂度. 仿真结果表明,子站能够保持与原多站雷达系统近似的鉴别效果,同时优化了雷达设备数量,减少了融合中心处理的数据量和所需的通信链路,有效节约了运作成本.

关键词: 多站雷达系统; 参数估计; 子站选择; 假目标鉴别

中图分类号: TN97

文献标志码: A

A Subset Selection Strategy on Multiple-Radar Anti-Jamming Systems

NIE Zhao, LIU Jie-yi, ZHANG Ming-yang, LI Hao

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: For the false target identification method based on joint estimation of parameters, the discrimination of false target probability can be improved by increasing the number of radar stations. However, the excessive increased radar stations will cause a serious waste of equipment resources. For this problem, a gradual shrinkage subset selection strategy on multiple-radar anti-jamming systems is proposed. Aiming to existing radar stations, the rapid shrinkage method and the global shrinkage method are considered to select some transmitting and receiving stations to form the radar subset which guarantee the preset false target discrimination performance. All of the selecting stations have better spatial distribution or stronger discrimination ability in the system. Compared with exhaustive search, the proposed subset selection strategy has a great reduction in computational complexity. Simulation shows that the radar subset can maintain the similar discrimination performance with the original multiple-radar systems. At the same time, it optimizes the number of radar stations, reduces the amount of data processed by the fusion center and the required communication links, which effectively save the operating cost.

Key words: multiple radar architectures; parameter estimation; subset selection strategy; false target discrimination

随着现代电子技术的快速发展,以电子干扰为代表的电子战对雷达系统的工作性能和生存能力构

收稿日期: 2020-06-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(61906146, 61906147); 陕西省自然科学基金项目(2020JQ-313, 2019JQ-417); 2019年新教师创新基金项目(XJS190205)

作者简介: 聂 璽(1991—),男,工程师.

通信作者: 刘洁怡(1991—),女,讲师,硕士生导师, E-mail: liujieyi0220@163.com.

成了严峻的挑战和威胁^[1-2]. 欺骗式干扰作为一种常用的有源干扰样式, 经过对发射信号的延迟、调制、转发, 模拟产生多个与真目标高度相似的虚假目标, 达到掩护真实目标的目的^[3]. 因此, 强大的干扰对抗能力是复杂电磁干扰环境下雷达系统能够生存并完成作战任务的重要保障.

现有抗干扰的方法大多是系统中的雷达站各自独立地完成目标探测, 然后将预处理后的回波信息统一传送到多站雷达系统信息融合中心. 融合中心根据各雷达站的检测结果^[4-5], 依据一定的分布式检测准则, 得到目标最终的系统检测结果^[6-9]. 然而, 在信噪比 (SNR, signal noise ratio) 较低、部分雷达跟踪丢失等非理想环境下, 各雷达站很难对目标进行独立检测, 导致融合中心无法对检测结果联合处理. 针对该问题, 多站雷达需要采用目标联合检测模式, 以保证对目标的整体检测概率. 此时, 雷达系统将作为一个整体, 各节点雷达直接将目标原始的回波数据传送到系统信息融合中心, 在融合中心对目标进行联合检测或参数估计^[10], 从而达到最优的干扰对抗效果.

基于参数联合估计的假目标鉴别方法是一种有效的目标联合检测算法^[11], 从该算法的仿真实验结果中可以发现, 雷达站数量是一个重要参数, 增加发射或接收雷达站的设备数量可有效提升假目标的鉴别能力. 然而, 随着多站雷达系统中雷达站数量的增多, 各雷达站与融合中心的通信需求和响应时间也相应增加, 占用了部分作战效果并不明显的雷达站, 造成不必要的设备资源消耗.

针对以上问题, 提出一种假目标鉴别过程中渐进收缩的子站选择策略. 对于空间已有的雷达站, 在满足预设假目标鉴别性能的前提下, 通过多次迭代、筛选系统中空间分布更有优势、鉴别能力更强的发射或接收站, 共同组成雷达子站, 在保持原有系统相同鉴别能力的同时, 使得所需设备的需求最小化, 从而减少了融合中心处理的数据量和所需的通信链路, 有效地降低系统成本, 优化雷达配置.

1 基于参数估计的假目标鉴别方法

1.1 多站雷达系统模型构建

由 M 个发射站和 N 个接收站共同构建目标联合检测模式的多站雷达系统, 其中: 发射站位于 $\mathbf{R}_i^t =$

$[x_i^t, y_i^t]$, $i = 1, 2, \dots, M$, 接收站位于 $\mathbf{R}_k^r = [x_k^r, y_k^r]$, $k = 1, 2, \dots, N$, 分布状态如图 1 所示. 系统中各发射站均发射一组有效带宽为 β 的正交信号. 传输窄带信号 $s_k(t)$, 即 $\beta^2/f^2 \ll 1$, 其中, t 为时间, 单位为 s; f 为信号载频. 假设系统总功率恒定, 且各发射站以相同的功率发射信号.

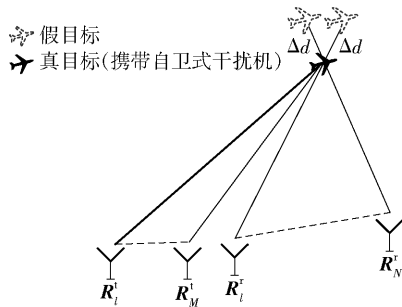


图1 多站雷达系统距离欺骗式干扰示意图

干扰机接收、调制、转发与真实目标高度相似的欺骗式干扰信号, 形成假目标, 无论真实目标还是欺骗式假目标, 回波均为接收站无法区分的物理信号, 从而构建兼容的目标模型加以表示. 假设信号服从扩展 Swerling-I 起伏, 第 l 个发射机发射信号, 信号到达目标 $\mathbf{T} = [x, y]$, 再转发回第 k 个接收站的欧式距离表示为 $d_{lk} = \|\mathbf{T} - \mathbf{R}_l^t\|_2 + \|\mathbf{T} - \mathbf{R}_k^r\|_2$, 则真目标回波时延为 $\tau_{lk} = d_{lk}/c$, c 为光速. 若真目标携带自卫式干扰机, 干扰机通过延迟转发, 实施距离欺骗式干扰, 干扰回波的时延为目标传播时延和转发时延之和, τ_{lk} 可表示为 $\tau_{lk} = (d_{lk} + \Delta d)/c$, Δd 为转发式欺骗距离. 从而将回波信号统一建模为

$$r_l(t) = \sum_{k=1}^N \alpha_{lk} s_k(t - \tau_{lk}) + w_{lk}(t) \quad (1)$$

其中: $w_{lk}(t)$ 为零均值高斯噪声, α_{lk} 为未知复幅度.

欺骗距离可以作为区分真假目标的重要依据. 如果接收机捕获到的是真目标回波, 目标是空间中真实的物理定位, 欺骗距离 Δd 为 0. 而假目标是由于干扰机接收后调制转发形成的, Δd 不为 0. 因此, 欺骗距离可以作为估计参数对欺骗式假目标进行有效鉴别, 达到对抗欺骗式干扰的目的.

1.2 假目标的鉴别方法

克拉美罗界 (CRLB, Cramer Rao lower bound) 确定了任意无偏估计量均方方差的下限, 所以随着 SNR 的增加, 被估计参数最大似然估计量 (MLE, maximum likelihood estimation) 的均方误差 (MSE,

mean square error)逼近 CRLB. Godrich 等^[12]证明了在 SNR 较高(超过 10 dB)的情况下, MSE 与 CRLB 渐近紧密. 因此,使用 CRLB 代表被估计参数的 MSE. 可利用

$$C_{\Delta d} = \frac{\sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N [c^2 \sigma_w^2 (A_{11} A_{22} - A_{12} A_{21}) / (8\pi^2 \beta^2 |A|)]}{}$$

表示 Δd 的均方误差,推导及验证过程见文献[12].

将欺骗距离作为主要特征用于干扰鉴别. H_0 : 假设鉴别目标是真目标,即 $\Delta d = 0$; H_1 : 假设鉴别目标是假目标,即 $\Delta d \neq 0$. 依据内曼-皮尔逊准则构建鉴别器,鉴别门限设置为 $\eta = F_{\chi_1^2}^{-1}(P_{PT})$, 其中: $F_{\chi_1^2}^{-1}(\cdot)$ 为 χ_1^2 的逆累积分布函数,对真实目标的鉴别概率为 $P_{PT} = P\{H_0 | H_0\}$; 对假目标的鉴别概率为 $P_{FT} = P\{H_1 | H_1\} = 1 - F_{\chi_1^2(\Delta d^2/\sigma_{\Delta d}^2)}(\eta)$, $F_{\chi_1^2(\Delta d^2/\sigma_{\Delta d}^2)}(\cdot)$ 为 $\chi_1^2(\Delta d^2/\sigma_{\Delta d}^2)$ 的累积分布函数, χ_1^2 是自由度为 1 的卡方分布, $\sigma_{\Delta d}^2$ 为欺骗距离估计精度的均方误差.

$$\sigma_{\Delta d}^2(q^l, q^r) = C_{\Delta d}(q^l, q^r) = \left[\sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N q_l^l q_k^r J_{lk}(u) \right]_{(3,3)}^{-1} =$$

$$\sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N \sum_{l'=1}^M \sum_{k'=1}^N q_l^l q_k^r q_{l'}^l q_{k'}^r (A_{11} A_{22} - A_{21} A_{12})$$

$$\sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N \sum_{l'=1}^M \sum_{k'=1}^N \sum_{l''=1}^M \sum_{k''=1}^N [q_l^l q_k^r q_{l'}^l q_{k'}^r q_{l''}^l q_{k''}^r (A_{11} A_{22} A_{33} + A_{21} A_{13} A_{32} + A_{12} A_{23} A_{31} - A_{13} A_{22} A_{31} - A_{21} A_{12} A_{33} - A_{23} A_{32} A_{11})]$$

其中: $[\cdot]_{(3,3)}$ 为矩阵中位于第 3 列第 3 行的元素.

当第 l 个发射站 R_l^l ($R_l^l \in R^l$) 和第 k 个接收站 R_k^r ($R_k^r \in R^r$) 被选择时,将选择矢量发射/接收站集合 q^l 和 q^r 中对应的 q_l^l 和 q_k^r 设置为 1. 根据式(3)中选取的部分雷达,计算假目标的鉴别概率 $P_{FT}(q^l, q^r)$.

因为系统中各雷达站相对目标的位置不同,进行 Δd 精度估计时一些发射/接收站的贡献程度更多. 可以通过遍历寻找 q^l 和 q^r 的所有可能性,得到最优子站的选择方法,这种穷举的搜索方法需要迭代多次,计算代价很高. 因此,提出了雷达站数量快速收缩的选择方法,在鉴别效果符合指标要求的条件下,可减少配置的雷达数量,节约设备需求;同时,可有效地降低穷举搜索选择方式的时间复杂度. 该方法可借助尽量少的设备数量,获取预设的鉴别性能,是一个渐进收缩的优化方法. 如式(4)所示,目标函数为子站中被选雷达数量最少,约束条件为假

2 多站雷达系统子站选择策略

2.1 多站雷达收缩模型的构建

Zhao 等^[11]提出的欺骗式假目标鉴别方法中,系统中的雷达站数量是一个重要参数. 设备数量越多,假目标的鉴别效果越好. 但大量增多的设备容易导致部分雷达站无法高效利用,资源浪费严重. 针对该问题,引入发射/接收雷达站选择量 q^l 和 q^r , 其中 $q^l = [q_1^l, q_2^l, \dots, q_M^l]^T_{M \times 1}$, $q^r = [q_1^r, q_2^r, \dots, q_N^r]^T_{N \times 1}$, 当系统选中第 l 个发射站或第 k 个接收站时,将 q_l^l 和 q_k^r 设置为 1; 反之,设为 0, 从而对 $C_{\Delta d}$ 进行扩展设计.

对于最终被选的雷达站子站 $R = \{R_l^l \in R^l, R_k^r \in R^r | q_l^l = 1, q_k^r = 1\}$, 其中: R^l 表示所有发射站集合, R^r 表示所有接收站集合. R 的 CRLB 可定义为

$$C_{CRLB}(q_l^l, q_k^r) = \left[\sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N q_l^l q_k^r J_{lk}(u) \right]^{-1} \quad (2)$$

其中 $J_{lk}(u)$ 为对新的待估计参数矢量 u 的费希尔信息矩阵. 这里仅对 Δd 的估计精度进行分析,雷达子站 R 对于 Δd 的最小均方误差为

目标鉴别性能达到预设值 η_{\max} .

$$\begin{aligned} & \underset{q^l, q^r}{\text{minimize}} \quad \sum_{l=1}^M q_l^l + \sum_{k=1}^N q_k^r \\ & \text{s. t.} \quad P_{FT}(q^l, q^r) \geq \eta_{\max} \\ & \quad q_l^l \in \{0, 1\}, l = 1, 2, \dots, M \\ & \quad q_k^r \in \{0, 1\}, k = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (4)$$

2.2 快速收缩子站选择策略

提出一种针对给定鉴别性能阈值,通过快速收缩构建设备数量最少的雷达子站选择策略. 为降低筛选过程的时间复杂度,选取距离目标欧氏距离最短的雷达组合,并设置为初始雷达站,然后将每轮循环迭代选取鉴别性能最优的雷达站组成雷达子站,步骤如下.

1) 构建欧氏距离最短初始子站. 分别遍历寻找系统中与目标最近的发射站 R_l^l 和接收站 R_k^r , 将其联合添加至雷达子站 $S_{\min} = \{R_l^l, R_k^r\}$, 对应的选择

量 q_l^i 和 q_k^r 设置为 1. 从 \mathbf{R}^l 和 \mathbf{R}^r 中分别剔除已经通过筛选的初始雷达站.

2) 进入循环迭代选取阶段. 当雷达子站对假目标的鉴别性能低于设定门限, 且子站中雷达数量不超过系统雷达数量时, 对剩余雷达站进行筛选. 每轮从 \mathbf{R}^l 和 \mathbf{R}^r 中遍历寻找一个鉴别性能最好的发射站或接收站, 添加进雷达子站 \mathbf{S}_{\min} , 同时, 从发射组或接收组中将其剔除. 更新完成后, \mathbf{S}_{\min} 中的雷达数量 j 增加, 将选择矢量中对应的位置设置为 1.

通过多轮迭代, 被选雷达数量逐步增加, 当鉴别概率 $P_{\text{PF}}(\mathbf{S}_{\min})$ 达到预设门限或所有雷达均被选入时, 停止迭代过程, 获取相对应的选择量 q_l^* 和 q_r^* . 快速收缩子站选择策略的算法如下.

算法 1 快速收缩子站选择策略

```

1 系统初始化:  $q^l = \mathbf{0}$  且  $q^r = \mathbf{0}$ ;
2 寻找初始子站:  $\min_{\mathbf{R}_l^l \in \mathbf{R}^l, \mathbf{R}_k^r \in \mathbf{R}^r} d_{ij} = \|\mathbf{T} - \mathbf{R}_l^l\|_2 + \|\mathbf{T} - \mathbf{R}_k^r\|_2$ , 选择  $d_{ij}$  最小对应的  $\mathbf{R}_l^l$  和  $\mathbf{R}_k^r$ , 设置其为初始雷达站
3 设置:  $\mathbf{S}_{\min} = \{\mathbf{R}_l^l, \mathbf{R}_k^r\}$ ,  $q_l^l = 1, q_k^r = 1$ , flag = 0
4 设置:  $\mathbf{R}^l = \mathbf{R}^l \setminus \mathbf{R}_l^l, \mathbf{R}^r = \mathbf{R}^r \setminus \mathbf{R}_k^r, j = 2$ 
5 当  $P_{\text{PF}}(\mathbf{S}_{\min}) < \eta_{\max}$  且  $\text{num} < M + N$ , flag = 0
6 如果:  $\mathbf{R}^l$  不为空
7 选择:  $\mathbf{R}_l^l \in \mathbf{R}^l$ 
8 寻找:  $\mathbf{R}_l^l = \arg \max_{\mathbf{R}_l^l \in \mathbf{R}^l} P_{\text{PF}}(\mathbf{R}_l^l \cup \mathbf{S}_{\min})$ 
9 更新:  $\mathbf{R}_{\text{T\_temp}} = \mathbf{R}_l^l, D_{\text{T\_temp}} = P_{\text{PF}}(\mathbf{R}_l^l \cup \mathbf{S}_{\min})$ 
10 如果:  $\mathbf{R}^r$  不为空
11 选择:  $\mathbf{R}_k^r \in \mathbf{R}^r$ 
12 寻找:  $\mathbf{R}_k^r = \arg \max_{\mathbf{R}_k^r \in \mathbf{R}^r} P_{\text{PF}}(\mathbf{R}_k^r \cup \mathbf{S}_{\min})$ 
13 更新:  $\mathbf{R}_{\text{R\_temp}} = \mathbf{R}_k^r, D_{\text{R\_temp}} = P_{\text{PF}}(\mathbf{R}_k^r \cup \mathbf{S}_{\min})$ 
14 如果:  $D_{\text{T\_temp}} > D_{\text{R\_temp}}$ 
15 更新:  $\mathbf{S}_{\min} = \mathbf{S}_{\min} \cup \mathbf{R}_{\text{T\_temp}}, \mathbf{R}^l = \mathbf{R}^l \setminus \mathbf{R}_{\text{T\_temp}}$ 
16 设置:  $j = j + 1, q_l^l = 1$ 
17 否则
18 更新:  $\mathbf{S}_{\min} = \mathbf{S}_{\min} \cup \mathbf{R}_{\text{R\_temp}}, \mathbf{R}^r = \mathbf{R}^r \setminus \mathbf{R}_{\text{R\_temp}}$ 
19 设置:  $j = j + 1, q_k^r = 1$ 
20 如果:  $\mathbf{R}^l$  为空, 且  $\mathbf{R}^r$  为空
21 设置: flag = 1
22 返回 5
23 如果:  $P_{\text{PF}}(\mathbf{S}_{\min}) \geq \eta_{\max}$  或  $\text{num} = M + N$ 
24 设置:  $q_l^* = q_l^l$  且  $q_r^* = q_r^r$ 
25 最终输出  $P_{\text{PF}}(q_l^*, q_r^*)$ 

```

快速收缩子站选择策略中, 对于 $M \times N$ 的多站雷达系统, 遍历寻找初始雷达组合的时间复杂度为 $\sim O(M + N)$. 之后, 每轮在系统剩余雷达站中迭代筛选一个雷达站加入雷达子站, 每轮的时间复杂度均为 $\sim O(M + N)$, 则该策略的整体时间复杂度为 $\sim O(J(M + N))$, 其中 J 是最终子站中雷达总数. 通过快速收缩方法将时间复杂度由穷举搜索的指数阶 $\sim O(2^{M+N})$ 大幅降低至线性阶 $\sim O(J(M + N))$.

2.3 全局收缩子站选择策略

在子站构建的过程中, 最初发射/接收站的选择直接影响后续的选择结果, 2.2 节中的快速收缩子站选择策略可以达到最低的时间复杂度, 但雷达数量只是局部最小值, 并未完成全局筛选, 依旧可能存在设备冗余. 考虑构建全局扫描的子站选择策略, 在 2.2 节基础上, 从 MN 个通道对中扩展扫描所有分支, 对比所有局部最小值, 获取鉴别性能最优的雷达子站. 虽然增加了一定的计算量, 但有效地缓解了局部最优问题.

首先, 构建鉴别性能最优的初始子站. 对系统全部参数初始化后, 遍历选择一个 \mathbf{R}_l^l 和 \mathbf{R}_k^r 设置为初始子站 $\mathbf{S}_{\min}^{lk} = \{\mathbf{R}_l^l, \mathbf{R}_k^r\}$. 将对应的选择量 q_l^l 和 q_k^r 设置为 1, 同时剔除 \mathbf{R}^l 和 \mathbf{R}^r 中的 \mathbf{R}_l^l 和 \mathbf{R}_k^r , 子站雷达数量设置为 2.

然后, 基于初始子站 \mathbf{S}_{\min}^{lk} 执行算法 1 中 5 ~ 22 步, 获取对应的选择量 $\{q_l^l, q_r^r\}$, 并存储进矩阵 \mathbf{A}_{\min} . 初始化选择矢量, 同时预选子站的雷达数量增加 1, 进行下一轮筛选. 通过 MN 次子站选择后, 结束迭代.

最后, 通过比较多个选择矢量, 得到雷达数量最少情况下假目标鉴别效果最好的雷达子站, 相对应的选择量设置为 $\{q_l^*, q_r^*\}$, 具体算法如下.

算法 2 全局收缩子站选择策略

```

1 系统初始化:  $q^l = \mathbf{0}, q^r = \mathbf{0}, \mathbf{A}_{\min} = \emptyset, \text{set\_A} = 0, \text{set\_B} = 0$ 
2 for  $l = 1, 2, \dots, M$  及  $k = 1, 2, \dots, N$ 
3 初始子站:  $\mathbf{S}_{\min}^{lk} = \{\mathbf{R}_l^l, \mathbf{R}_k^r\}$ 
4 更新:  $\mathbf{R}^l = \mathbf{R}^l \setminus \mathbf{R}_l^l, \mathbf{R}^r = \mathbf{R}^r \setminus \mathbf{R}_k^r, q_l^l = 1, q_k^r = 1$ 
5 设置:  $j = 2$ 
6 执行算法 1 中 5 ~ 22 步, 得到  $\{q_l^l, q_r^r, \text{flag}\}$ 
7 如果: flag = 0
8 设置:  $\mathbf{A}_{\min} = \mathbf{A}_{\min} \cup \{q_l^l, q_r^r\}$ 
9 设置:  $q^l = \mathbf{0}, q^r = \mathbf{0}, \text{set\_A} = \text{set\_A} + 1$ 
10 end for

```



```
11 for index_A = 1, 2, ..., set_A
12   选择:  $\{q'_t, q'_r\} \in A_{\min}$ 
13   条件:  $\{q'_t, q'_r\} = \min_{q^l, q^r \in A_{\min}} \sum_{l=1}^M q^l_i + \sum_{k=1}^N q^r_k$ 
14   设置:  $B_{\min} = B_{\min} \cup \{q'_t, q'_r\}$ , set_B = set_B + 1
15 end for
16 for index_B = 1, 2, ..., set_B
17   选择:  $\{q_t^*, q_r^*\} \in B_{\min}$ 
18   条件:  $\{q_t^*, q_r^*\} = \arg \max_{q^l, q^r \in A_{\min}} \|P_{PF}(S_{\min}^{lk})\|$ 
19 end for
20 最终输出  $\{q_t^*, q_r^*\}$ 
```

通过以上步骤,得到预设鉴别性能全局收缩子站选择策略. 这种探索式的收缩方法使得时间复杂度下降至 $\sim O(JMN(M+N))$, 其中 J 为被选的雷达数量. 根据 MN 种不同的初始选择, 获取未知的雷达组合方式, 从而得到全局最优的收缩效果.

3 数值仿真与分析

3.1 子站选择策略的仿真验证

假设系统包含 7 个发射雷达和 5 个接收雷达, 通过多种分布方式对此算法进行验证, 具体分布及选择情况如图 2 所示. 设置假目标鉴别性能 $\eta_{\max} \geq 0.99$, 且系统所有雷达站的传输功率相同, $\beta = 500$ MHz, $\Delta d = 150$ m, SNR 为 10 dB.

布站 1 中, 目标携带自卫式干扰机位于多站雷达系统最大孔径的中心轴线上. 对比 3 种子站选择策略, 分别筛选出 8 个雷达站和 7 个雷达站, 达到预设 $\eta_{\max} \geq 0.99$ 的鉴别性能, 如图 2(a) 和(b) 所示. 可见, 此算法能够大幅减少雷达站数量, 降低通讯需求, 节约设备资源. 从图 2(b) 和(c) 可见, 穷举搜索方法和全局收缩方法能够筛选出相同的子站, 从而得到最优解, 但相比穷举搜索方法, 全局收缩子站选择策略在保证相同鉴别性能的同时, 能够大幅降低时间复杂度, 更具有优越性.

由于初始雷达的选取方法不同, 最终的筛选结果也存在区别. 一般来说, 全局收缩子站选择策略牺牲了时间复杂度, 达到了最优的鉴别性能, 对于设备的节约更加明显. 快速收缩子站选择策略与之相反, 更适用于雷达数量较多的情况, 可节约计算时间.

与其他布站方式进行了对比, 选择结果如图 3 和表 1 所示. 可以看出, 雷达空间位置对于子站选择的结果影响较明显. 对比图 2 和图 3, 布站 2 中

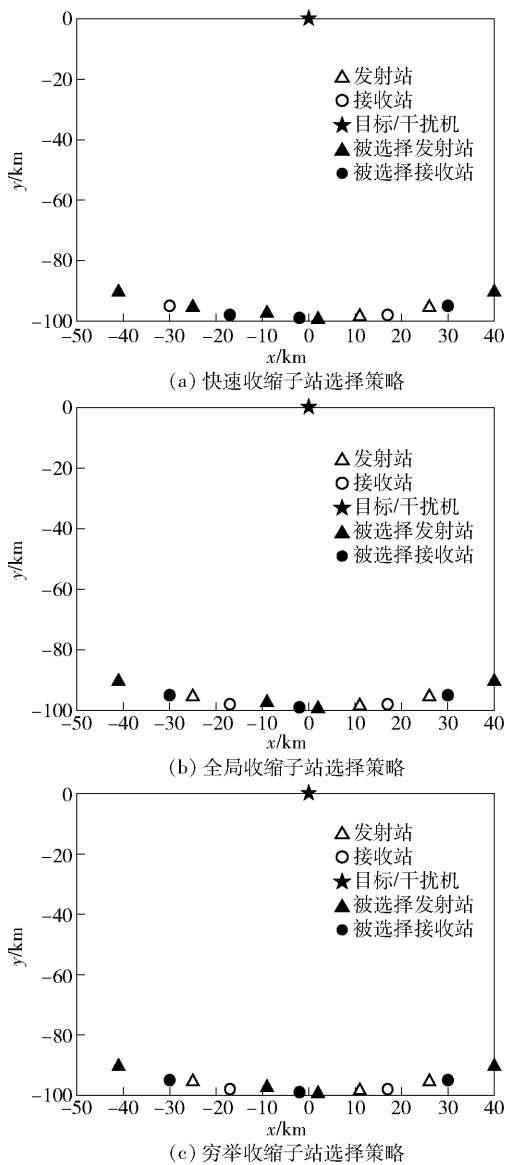


图 2 3 种子站选择策略的仿真结果(布站 1)

发射站和接收站分别聚集在目标两侧, 鉴别性能较差, 选择过程可能需要更多雷达站以达到预设的鉴别效果. 布站 3 中发射站与接收站交叉分布在目标单侧, 鉴别效果不如布站 1, 但优于布站 2, 说明发射站和接收站散乱分布时的鉴别效果更好, 所需雷达站数量更少.

3.2 相关因素仿真分析

鉴别概率受信号处理过程中多重因素的影响, 下面讨论部分影响因素变化时子站的选择结果. 基于布站 1 的系统配置, 仅分析 SNR 和欺骗距离对子站选择策略的影响.

从表 2 所示的仿真结果可见, 鉴别概率对 SNR 和欺骗距离的影响较为敏感. 随着 SNR 和欺骗距离

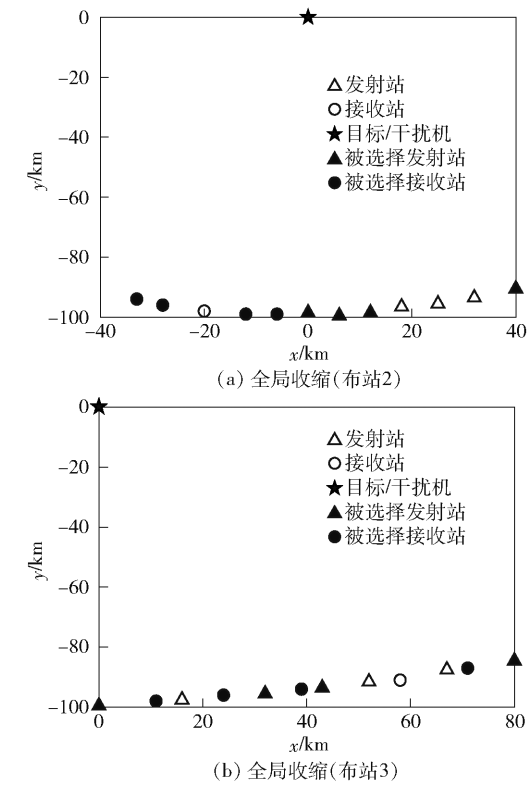


图3 不同布站方式的仿真结果

表2 不同欺骗距离和 SNR 时子站中雷达站数量及鉴别概率

SNR/dB	$\Delta d/\text{m}$											
	50		100		150		200		250		300	
	鉴别 概率/%	雷达 数量	鉴别 概率/%	雷达 数量	鉴别 概率/%	雷达 数量	鉴别 概率/%	雷达 数量	鉴别 概率/%	雷达 数量	鉴别 概率/%	雷达 数量
3	2	12	21	12	68	12	96	12	99	10	99	9
7	9	12	74	12	99	11	99	9	99	7	99	6
11	43	12	99	10	99	8	99	6	99	5	100	5
15	95	12	99	7	99	5	100	5	100	5	99	4
19	99	9	99	5	100	5	99	4	100	4	100	4

时,仿真结果明显优于距离孔径中心轴线较远甚至超出最大孔径范围的鉴别效果. 所以,子站的选择过程中,构成最大孔径的雷达组合一定会被选择.

2) 初始雷达的选择对迭代结果有较大影响. 由于初始子站的选取方法不同,导致最终被选雷达的结果存在差异. 所提算法需要在鉴别性能与时间复杂度之间权衡,但 2 种选择方式均优于穷举搜索的子站选择方式.

3) 发射站与接收站各自聚集的分布方式没有混合散乱分布的鉴别效果好,雷达站初始设置时,在空间中最好分散设置.

4) SNR 较低或欺骗距离较小时,若使用系统中

表 1 不同选择策略仿真结果				
鉴别方法	布站	q_t^*	q_r^*	$P_{\text{FT}}/\%$
穷举搜索	1	[1,0,1,1,0,0,1]	[1,0,1,0,1]	99.6
	1	[1,1,1,1,0,0,1]	[0,1,1,0,1]	99.4
快速收缩	1	[1,0,1,1,0,0,1]	[1,0,1,0,1]	99.6
	2	[1,1,1,0,0,0,1]	[1,1,0,1,1]	99.1
全局收缩	2	[1,1,1,0,0,0,1]	[1,1,0,1,1]	99.1
	3	[1,0,1,1,0,0,1]	[1,1,1,0,1]	99.3

的增大,子站中筛选得到的雷达站数量逐渐减少. 此时会出现鉴别概率忽然降低的情况,使筛选得到的子站中雷达数量减少,假目标的鉴别性能降低,但此时的鉴别概率仍旧符合预设要求,能够满足系统性能的要求.

同时,存在 SNR 或欺骗距离较低时,调配全部的雷达站仍不能达到预设鉴别要求的情况,此时需要利用全部雷达站以达到最高的鉴别性能,提出的子站选择策略不再适用.

基于以上分析,对比表 1、表 2 中的仿真结果可以总结出以下结论.

1) 雷达孔径对鉴别效果的影响较大. 目标携带自卫式干扰机处于多站雷达系统最大孔径的范围

的全部雷达依旧不能满足预设的鉴别性能,则不适用笔者提出的子站选择策略,应使用全部雷达站对假目标进行鉴别.

4 结束语

针对参数联合估计的假目标鉴别方法,通过增加雷达站数量来提高假目标鉴别概率,造成严重系统资源浪费这一问题,提出一种渐进收缩的子站选择策略. 在满足预设假目标鉴别性能的前提下,通过迭代选择多站雷达系统中部分空间位置更有优势的发射/接收站组成雷达子站,使多站雷达系统中应用的设备数量最小化,减少了融合中心处理的数据

量和所需的通信链路,有效地节约了运作成本,降低了资源消耗。通过仿真对子站选择策略进行了验证,并进一步分析了 SNR 和欺骗距离对选择策略的影响。

参考文献:

- [1] Zhang Jindong, Zhu Daiyin, Zhang Gong. New antiveloc-
ity deception jamming technique using pulses with adap-
tive initial phases [J]. IEEE Trans on Aerospace and
Electronic Systems, 2013, 49(2): 1290-1300.
- [2] Luo Meifang, Hao Zhimei, Zhu Yimin. Intelligent ECCM
technology via cognition and agility for the airborne radar
[J]. The Journal of Engineering, 2019, 20(10): 6656-
6659.
- [3] Li Nengjing, Zhang Yiting. A survey of radar ECM and
ECCM [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Elec-
tronic Systems, 1995, 31(3): 1110-1120.
- [4] Liu Jieyi, Zhang Linrang, Zhao Shanshan, et al. Echo
correlation analysis in diversity multiple-input multiple-
output radars [J]. IET Radar, Sonar & Navigation,
2016, 10(6): 1112-1117.
- [5] Liu Jieji, Zhang Linrang, Zhao Shanshan, et al. Correla-
tion characteristic analysis in diversity multiple-input mul-
tiple-output radar [J]. Electronics Letters, 2017, 53
(5): 349-351.
- [6] 刘洁怡, 张林让, 赵珊珊, 等. 欺骗式干扰下组网雷
达优化布站方法分析与仿真[J]. 电子科技大学学报,
2017, 46(4): 513-519.
Liu Jieyi, Zhang Linrang, Zhao Shanshan, et al. Analy-
sis and simulation of optimal deployment for netted radar
under deception jamming [J]. Journal of University of
Electronic Science and Technology of China, 2017, 46
(4): 513-519.
- [7] 刘洁怡, 张林让, 赵珊珊, 等. 一种考虑站址误差的
抗欺骗式假目标方法[J]. 西安交通大学学报, 2017,
51(6): 54-58.
Liu Jieyi, Zhang Linrang, Zhao Shanshan, et al. A
method against deception-false-target jamming based on
position error [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University,
2017, 51(6): 54-58.
- [8] Zhao Shanshan, Zhang Linrang, Zhou Yu, et al. Dis-
crimination of active false targets in multistatic radar using
spatial scattering properties [J]. IET Radar, Sonar &
Navigation, 2016, 10(5): 817-826.
- [9] Zhao Shanshan, Zhang Linrang, Zhou Yu, et al. Signal
fusion-based algorithms to discriminate between radar tar-
gets and deception jamming in distributed multiple-radar
architectures [J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(11):
6697-6706.
- [10] Zhao Shanshan, Liu Nan, Zhang Linrang, et al. Dis-
crimination of deception targets in multistatic radar based
on clustering analysis [J]. IEEE Sensors Journal, 2016,
16(8): 2500-2508.
- [11] Zhao Shanshan, Liu Ziwei. Deception parameter estima-
tion and discrimination in distributed multiple-radar
architectures [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17
(19): 6322-6330.
- [12] Godrich H, Haimovich A, Blum R S. Target localiza-
tion accuracy gain in MIMO radar-based systems [J].
IEEE Trans Inf Theory, 2010, 56(6): 2783-2803.