

非理想检测下多雷达网络节点选择与辐射资源联合优化分配算法

时晨光^{*①} 唐志诚^① 周建江^① 严俊坤^② 王子微^③

^①(南京航空航天大学雷达成像与微波光子技术教育部重点实验室 南京 210016)

^②(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

^③(北京控制与电子技术研究所 北京 100045)

摘要: 该文针对分布式相控阵多雷达网络的多目标跟踪场景, 研究非理想检测条件下的节点选择与辐射资源联合优化分配算法。首先, 根据分布式相控阵多雷达网络构成、目标运动模型、雷达量测模型以及雷达节点检测情况, 推导非理想检测下以雷达节点选择、辐射功率和信号带宽为变量的贝叶斯克拉默-拉奥下界(BCRLB)闭式解析表达式, 并以此作为多目标跟踪精度衡量指标。在此基础上, 以最小化系统各雷达节点对所有目标的总辐射功率为优化目标, 以满足目标跟踪精度门限以及给定的系统射频辐射资源限制为约束条件, 建立非理想检测条件下多雷达网络节点选择与辐射资源联合优化分配模型, 对各时刻雷达节点选择、辐射功率和信号带宽等参数进行联合优化设计, 以提升多雷达网络的射频隐身性能。最后, 针对上述非线性、非凸优化问题, 采用基于障碍函数法和循环最小化算法的4步分解算法进行求解。仿真结果表明, 与现有算法相比, 所提算法能在满足给定多目标跟踪精度的条件下有效降低分布式相控阵多雷达网络的总辐射功率, 至少降低了约32.3%, 从而提升其射频隐身性能。

关键词: 雷达资源分配; 分布式多雷达网络; 多目标跟踪; 非理想检测; 贝叶斯克拉默-拉奥下界

中图分类号: TN957

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2024)03-0565-19

DOI: 10.12000/JR23081

引用格式: 时晨光, 唐志诚, 周建江, 等. 非理想检测下多雷达网络节点选择与辐射资源联合优化分配算法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(3): 565–583. doi: 10.12000/JR23081.

Reference format: SHI Chenguang, TANG Zhicheng, ZHOU Jianjiang, *et al.* Joint collaborative radar selection and transmit resource allocation in multiple distributed radar networks with imperfect detection performance[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(3): 565–583. doi: 10.12000/JR23081.

Joint Collaborative Radar Selection and Transmit Resource Allocation in Multiple Distributed Radar Networks with Imperfect Detection Performance

SHI Chenguang^{*①} TANG Zhicheng^① ZHOU Jianjiang^①
YAN Junkun^② WANG Ziwei^③

^①(Key Laboratory of Radar Imaging and Microwave Photonics, Ministry of Education, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

^②(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^③(Beijing Institute of Control and Electronics Technology, Beijing 100045, China)

收稿日期: 2023-05-09; 改回日期: 2023-07-14; 网络出版: 2023-08-01

*通信作者: 时晨光 scg_space@163.com *Corresponding Author: SHI Chenguang, scg_space@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(62271247), 国防基础科研计划资助项目(JCKY2021210B004), 南京航空航天大学前瞻布局科研专项资金, 江淮前沿技术协同创新中心追梦基金课题资助(2023-ZM01D001)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62271247), The Defense Industrial Technology Development Program (JCKY2021210B004), The Prospective Layout of Scientific Research Special Funds of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Dreams Foundation of Jianghuai Advance Technology Center (2023-ZM01D001)

责任编辑: 易伟 Corresponding Editor: YI Wei

©The Author(s) 2023. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Abstract: In this study, a collaborative radar selection and transmit resource allocation strategy is proposed for multitarget tracking applications in multiple distributed phased array radar networks with imperfect detection performance. The closed-form expression for the Bayesian Cramér-Rao Lower Bound (BCRLB) with imperfect detection performance is obtained and adopted as the criterion function to characterize the precision of target state estimates. The key concept of the developed strategy is to collaboratively adjust the radar node selection, transmitted power, and effective bandwidth allocation of multiple distributed phased array radar networks to minimize the total transmit power consumption in an imperfect detection environment. This will be achieved under the constraints of the predetermined tracking accuracy requirements of multiple targets and several illumination resource budgets to improve its radio frequency stealth performance. The results revealed that the formulated problem is a mixed-integer programming, nonlinear, and nonconvex optimization model. By incorporating the barrier function approach and cyclic minimization technique, an efficient four-step-based solution methodology is proposed to solve the resulting optimization problem. The numerical simulation examples demonstrate that the proposed strategy can effectively reduce the total power consumption of multiple distributed phased array radar networks by at least 32.3% and improve its radio frequency stealth performance while meeting the given multitarget tracking accuracy requirements compared with other existing algorithms.

Key words: Radar resource allocation; Multiple distributed radar networks; Multitarget tracking; Imperfect detection; Bayesian Cramér-Rao Lower Bound (BCRLB)

1 引言

近些年来,分布式相控阵多雷达网络已经逐渐吸引了不同军事机构和研究机构的关注。相较于传统的单基地雷达,分布式相控阵多雷达网络具有明显优势,如空间复用、波形分集和抗干扰能力等,同时,它具有强大的系统性能,如较强的分布式并行感知计算能力、优越的鲁棒性和较低的任务容错率。因此,分布式相控阵多雷达网络在空域监视、目标探测和跟踪、参数估计、目标识别和火力控制等方面具有广阔的应用前景^[1-7]。为了进一步挖掘分布式相控阵多雷达网络的潜力,需要在其应用领域中进行更合理的辐射资源分配。

目前,如何合理且高效地分配雷达系统的辐射资源以提升资源利用率,已经成为国内外诸多学者聚焦的研究课题。根据优化目标,雷达辐射资源分配研究可以分为以下两类。

第1类是在满足现有辐射资源约束的情况下,最大化雷达的系统性能^[8-24]。2018年,Xie等人^[8]提出了一种面向多目标跟踪的分布式雷达网络节点选择和功率联合优化分配算法,该算法利用跟踪递归中的反馈信息来实现资源分配,旨在提高最坏情况下的目标跟踪精度。2020年,Zhang等人^[9]针对大规模分布式多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)雷达系统,提出了一种面向多目标跟踪的子阵和功率联合优化分配算法,对收发机选择和辐射功率进行联合优化,最小化多个目标的预测条件克拉默-拉奥下界(Predicted Conditional Cramér-Rao Lower Bound, PC-CRLB)

加权和。同年,Yi等人^[10]针对组网集中式MIMO雷达系统的分布式多目标跟踪场景,提出了一种波束和功率联合调度方法,通过优化系统中各雷达节点的波束和辐射功率,完成多目标跟踪任务并降低通信负担。2021年,Sun等人^[11]将波束图设计考虑进来,研究了组网MIMO雷达系统节点选择和波束图联合优化设计算法,将目标估计状态的确定性协方差作为跟踪性能指标,旨在优化每部雷达的调度方法和波形相关矩阵来最大限度地提高目标跟踪精度。同年,Yan等人^[12]研究了基于目标容量的雷达网络辐射资源优化算法,通过自适应优化辐射功率和驻留时间,在达到预期多目标跟踪性能要求的同时增加了跟踪的目标数量。文献^[13]将节点选择和辐射功率联合优化分配问题扩展到多雷达网络的情况,达到了提升多雷达网络多目标跟踪精度的目的。考虑到传感器位置的不确定性,文献^[14]针对组网雷达多目标跟踪场景以及出现的量测冗余问题,提出了一种量测信息选择与功率联合优化分配算法,可以同时优化辐射功率以提升多目标跟踪精度以及量测信息选择传播路径以降低数据处理负担,该算法采用稀疏性增强的序列凸规划算法进行求解并通过仿真实验进行了有效验证。文献^[16,17]中的研究将时间和孔径资源联合分配的思想应用于逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)成像领域,仿真结果表明,雷达可以利用有限的时间和孔径资源完成所有高分辨率的成像任务。此外,文献^[18-26]也介绍了雷达系统性能最大化的相关研究。

第2类则是雷达系统在满足性能要求的前提下,

最小化辐射资源消耗, 以提升其射频隐身性能, 从而有效降低敌方无源探测系统对雷达系统的截获概率。目前, 国内外学者针对雷达射频辐射控制问题进行了大量研究^[27-31]。2020年, 文献^[32]提出了一种基于低截获概率(Low Probability of Intercept, LPI)的分布式雷达网络多目标跟踪功率带宽联合优化算法, 通过优化设计各时刻的辐射功率和信号带宽, 最小化分布式雷达网络的辐射功率消耗, 从而有效提升系统的LPI性能。2021年, Yuan等人^[33]考虑到雷达系统功率资源可能不足的问题, 针对不同跟踪目标的重要程度赋予不同的权重系数, 采用迭代并行搜索算法进行求解, 仿真结果表明, 所提算法可以在考虑不同目标权重系数的同时最小化功率消耗。同年, 文献^[34]针对机载组网雷达目标跟踪场景, 提出了一种多域辐射资源控制算法, 在满足系统发射波形以及其他给定资源限制的约束条件下结合粒子群算法同时优化机载组网雷达被截获概率以及目标跟踪精度, 仿真结果验证了所提算法对于系统LPI性能和目标跟踪性能的提升。Su等人^[35]研究了组网MIMO雷达机动目标跟踪的波形控制和资源联合优化问题, 并采用改进粒子群算法进行求解。文献^[36]针对雷达传感器网络多目标跟踪场景, 建立了基于服务质量约束的功率时间优化分配模型, 以最小化功率时间乘积为优化目标, 采用梯度投影法进行求解, 仿真结果表明, 所提算法可以在达到预定的多目标跟踪性能前提下有效降低系统资源消耗。Shi等人^[37]将深度强化学习技术引入雷达资源分配问题, 研究了一种数据驱动的多雷达系统节点选择和功率联合优化分配算法, 提升了多雷达系统的射频隐身性能。Deligiannis等人^[38]结合了博弈论的思想, 以满足目标探测的信噪比阈值为约束条件, 最小化了多基地MIMO雷达系统的总辐射功率消耗。此外, 文献^[39-42]也通过射频辐射控制技术有效提升了雷达系统的射频隐身性能。

然而, 上述研究中雷达系统的检测概率均为1, 即处于理想检测环境。在实际作战中, 由于目标雷达散射截面(Radar Cross Section, RCS)起伏、电磁衰减、密集环境杂波等多种不确定因素, 雷达系统中的雷达节点并不都能成功检测所有跟踪目标, 还可能存在漏检的情况, 导致目标检测性能下降, 这种情况称为非理想检测。国内外学者围绕该问题开展研究, 取得了一定进展。2002年, Farina等人^[43]推导了非理想检测下非线性滤波的克拉默-拉奥下界(Cramér-Rao Lower Bounds, CRLB), 并介绍了其在目标跟踪中的应用。2014年, 他们又将目标定位场景考虑进来, 推导出了非理想检测下多基无源雷达系统目标定位的CRLB^[44]。2020年,

Sun等人^[45]提出了一种非理想检测下基于多目标跟踪的功率分配算法, 推导了多基地雷达系统的目标状态估计误差预测克拉默-拉奥下界(Predicted Cramér-Rao Lower Bound, PCRLB)并作为优化目标, 在满足功率资源约束的条件下, 采用了基于Zoutendijk可行方向法的求解算法进行求解, 显著提升了非理想检测环境下的多目标跟踪精度。此外, 文献^[46]针对多目标跟踪背景, 在满足目标跟踪精度门限的前提下, 最小化了非理想检测下雷达系统的总辐射功率消耗。

总的来说, 上述研究成果大多是围绕理想检测下的雷达资源管理展开的, 且近年来对于非理想检测下的雷达资源管理研究均是考虑如何在给定的资源限制下最大限度地提升目标跟踪性能, 并未将射频隐身性能考虑进来。因此, 已有研究并未考虑在非理想检测环境下针对分布式相控阵多雷达网络的多目标跟踪场景进行辐射资源联合优化。本文围绕非理想检测、多目标跟踪以及多雷达网络辐射资源分配等方面展开工作, 研究了非理想检测下多雷达网络节点选择与辐射资源联合优化分配问题。首先, 针对多目标跟踪场景, 结合分布式相控阵多雷达网络构成、目标运动模型、雷达量测模型以及节点检测情况, 在非理想检测下建立了多雷达网络节点选择与辐射资源联合优化模型, 以最小化系统各雷达节点对所有目标的总辐射功率为优化目标, 在满足目标跟踪精度门限以及给定的系统辐射资源限制前提下, 对雷达节点选择与辐射资源进行自适应优化设计, 以提升分布式相控阵多雷达网络的射频隐身性能。仿真结果表明, 与现有算法相比, 所提算法能够有效降低多雷达网络的总辐射功率。

2 系统模型

2.1 系统场景描述

假设二维空间中存在一部由 M 部独立工作的相控阵雷达网络构成的分布式相控阵多雷达网络系统, 第 m ($m = 1, 2, \dots, M$)部雷达网络中存在 N_m 个雷达节点, 假设第 m 部雷达网络中的第 n ($n = 1, 2, \dots, N_m$)个雷达节点的坐标为 $(x_{n,m}, y_{n,m})$ 。系统中所有雷达节点在时间、空间和频率3个维度均保持同步, 时间同步是指所有雷达节点采用统一的时间基准, 空间同步是指所有被分配探测同一目标的雷达节点天线主波束均指向该目标的方向, 频率同步是指所有雷达节点的载波频率和采样率保持一致。

同时, 假设分布式相控阵多雷达网络系统的监视区域中存在 Q 个做匀速直线运动的独立目标, 且通过多帧检测方法、最大可能性概率数据关联算法^[8,10,33]等方法提前初始化这些目标的轨迹。此外,

多雷达网络中各雷达节点的采样间隔为 ΔT , 将目标 q 在 k 时刻的状态向量表示为

$$\mathbf{x}_k^q = [x_k^q, y_k^q, \dot{x}_k^q, \dot{y}_k^q]^T \quad (1)$$

式中, x_k^q 和 y_k^q 表示目标 q 的位置坐标, \dot{x}_k^q 和 \dot{y}_k^q 表示目标 q 的运动速度, $\{\cdot\}^T$ 表示矩阵的转置运算。

2.2 目标运动模型

根据状态向量 \mathbf{x}_k^q , k 时刻目标 q 的运动状态方程可以计算为

$$\mathbf{x}_k^q = \mathbf{F} \mathbf{x}_{k-1}^q + \mathbf{w}_{k-1}^q \quad (2)$$

式中, \mathbf{F} 表示目标 q 的状态转移矩阵, \mathbf{w}_{k-1}^q 表示零均值高斯过程白噪声。由于所有目标均做匀速直线运动, 将 \mathbf{F} 计算为

$$\mathbf{F} = \mathbf{I}_2 \otimes \begin{bmatrix} 1 & \Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, \otimes 表示矩阵的直积运算, \mathbf{I}_2 表示二阶单位矩阵。过程噪声 \mathbf{w}_{k-1}^q 的协方差矩阵可以表示为

$$\mathbf{Q}_{k-1}^q(\Delta T) = (\gamma^q \mathbf{I}_2) \otimes \begin{bmatrix} \frac{(\Delta T)^3}{3} & \frac{(\Delta T)^2}{2} \\ \frac{(\Delta T)^2}{2} & \Delta T \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, γ^q 表示目标 q 的过程噪声强度。

2.3 雷达量测模型

为简单起见, 在每个采样间隔, 假设分布式相控阵多雷达网络中的每个雷达节点的工作体制均为自发自收, 即最多只能跟踪一个目标, 且只能接收自身发射信号的回波。

在多目标跟踪时, 需要对所有雷达节点的辐射资源进行合理分配, 在多目标跟踪精度要求以及给定系统资源约束的限制条件下, 提升其射频隐身性能。在此基础上, 定义一个二元变量 $\mu_{n,m,k}^q$ 来描述多雷达网络中各雷达节点与目标 q 的匹配情况:

$$\mu_{n,m,k}^q = \begin{cases} 1, & k \text{时刻第} m \text{部雷达网络中的第} n \text{个} \\ & \text{雷达节点对目标} q \text{进行照射} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

在目标跟踪过程中, 被分配的雷达节点照射目标, 并获得相应的回波信号, 将这些信号进行门限检测等操作后, 可以得到与跟踪目标状态相关的有效信息, 将这些有效信息称为雷达量测。结合雷达节点-目标配对指标 $\mu_{n,m,k}^q$, k 时刻第 m 部雷达网络中的第 n 个雷达节点对目标 q 的量测方程可以表示如下:

$$\mathbf{z}_{n,m,k}^q = \begin{cases} \mathbf{h}_{n,m,k}(\mathbf{x}_k^q) + \mathbf{u}_{n,m,k}^q, & \text{如果 } \mu_{n,m,k}^q = 1 \\ \emptyset, & \text{如果 } \mu_{n,m,k}^q = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{z}_{n,m,k}^q$ 表示量测矢量, $\mathbf{h}_{n,m,k}(\mathbf{x}_k^q)$ 表示非线性观测函数, 其计算式可以写为

$$\mathbf{h}_{n,m,k}(\mathbf{x}_k^q) = \begin{bmatrix} r_{n,m,k}^q \\ \vartheta_{n,m,k}^q \\ \sqrt{(x_k^q - x_{n,m})^2 + (y_k^q - y_{n,m})^2} \\ \arctan 2 \left(\frac{y_k^q - y_{n,m}}{x_k^q - x_{n,m}} \right) \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中, $r_{n,m,k}^q$ 和 $\vartheta_{n,m,k}^q$ 分别表示 k 时刻第 m 部雷达网络中第 n 个雷达节点与目标 q 之间的实际距离和方位角。式(6)中的 $\mathbf{u}_{n,m,k}^q$ 表示量测噪声, 其协方差矩阵可以计算为

$$\mathbf{G}_{n,m,k}^q = \begin{bmatrix} \sigma_{r_{n,m,k}^q}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\vartheta_{n,m,k}^q}^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, $\sigma_{r_{n,m,k}^q}^2$ 和 $\sigma_{\vartheta_{n,m,k}^q}^2$ 分别表示目标 q 距离和方位角量测误差的方差^[32]。其与雷达相关发射参数的关系可以表示如下:

$$\begin{cases} \sigma_{r_{n,m,k}^q}^2 \propto \left(P_{n,m,k}^q T_{n,m,k}^q \xi_{n,m,k}^q \left(\beta_{n,m,k}^q \right)^2 \right)^{-1} \\ \sigma_{\vartheta_{n,m,k}^q}^2 \propto \left(P_{n,m,k}^q T_{n,m,k}^q \xi_{n,m,k}^q / B_{n,m,NN} \right)^{-1} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $P_{n,m,k}^q$ 表示 k 时刻第 m 部雷达网络中的第 n 个雷达节点对目标 q 的辐射功率; $T_{n,m,k}^q$ 表示驻留时间; $\beta_{n,m,k}^q$ 表示发射信号带宽; $\xi_{n,m,k}^q$ 表示雷达节点观测目标的RCS; $B_{n,m,NN}$ 表示雷达接收天线的波束宽度。根据式(9), 辐射功率与目标的量测误差有关, 当回波信噪比越高时, 量测误差的方差越小, 量测结果越精确; 类似地, 发射信号带宽的大小也会影响目标距离的量测误差。

此外, 多雷达网络采用了集中式融合框架, 即每个采样间隔从雷达节点获得的所有量测数据都被发送到中央融合中心进行后续处理。因此, 为了后续推导, 定义 k 时刻多雷达网络中不同雷达节点关于目标 q 的量测信息为

$$\mathbf{Z}_k^q = \left[\mathbf{z}_{1,1,k}^q, \mathbf{z}_{2,2,k}^q, \dots, \mathbf{z}_{n,m,k}^q, \dots, \mathbf{z}_{N_M,M,k}^q \right]^T \quad (10)$$

同时, 定义多雷达网络中不同雷达节点关于目标 q 的雷达节点选择、辐射功率以及信号带宽矩阵如下:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu}_k^q = \left[\mu_{1,1,k}^q, \mu_{2,2,k}^q, \dots, \mu_{n,m,k}^q, \dots, \mu_{N_M,M,k}^q \right]^T \\ \mathbf{P}_{t,k}^q = \left[P_{1,1,k}^q, P_{2,2,k}^q, \dots, P_{n,m,k}^q, \dots, P_{N_M,M,k}^q \right]^T \\ \boldsymbol{\beta}_k^q = \left[\beta_{1,1,k}^q, \beta_{2,2,k}^q, \dots, \beta_{n,m,k}^q, \dots, \beta_{N_M,M,k}^q \right]^T \end{cases} \quad (11)$$

式中, μ_k^q , $\mathbf{P}_{t,k}^q$ 和 β_k^q 均为维度为 $\sum_{m=1}^M N_m \times 1$ 的矩阵。

3 多雷达网络节点选择与辐射资源联合优化分配算法

在保证多目标跟踪性能的前提下, 通过合理的辐射功率和信号带宽优化分配能够降低多雷达网络的辐射能量, 提升其射频隐身性能。基于此, 针对多目标跟踪场景, 本节建立了非理想检测下的多雷达网络节点选择与辐射资源联合优化模型, 将多目标跟踪精度阈值和系统资源限制作为约束条件, 并根据 $k-1$ 时刻的目标状态信息, 自适应优化 k 时刻的雷达节点选择方式、辐射功率和信号带宽, 目的是最小化多雷达网络对所有跟踪目标的总辐射功率消耗, 其工作步骤如图1所示。

3.1 非理想检测下的异步目标BCRLB推导

由于贝叶斯克拉克默-拉奥下界(Bayesian Cramér-Rao Lower Bound, BCRLB)为参数无偏估计的均方误差(Mean Square Error, MSE)提供了一个下界, 大多数学者将其作为多目标跟踪精度的衡量指标。根据文献[22,33,36], 可以将目标状态的贝叶斯信息矩阵(Bayesian Information Matrix, BIM)写为

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}_{k|k-1}^q) \simeq \mathbf{J}_P(\mathbf{x}_{k-1}^q) + \mathbf{J}_Z(\mathbf{x}_{k|k-1}^q) \quad (12)$$

式中, $\mathbf{x}_{k|k-1}^q$ 表示 k 时刻目标的预测状态向量, $\mathbf{J}_P(\mathbf{x}_{k-1}^q)$ 和 $\mathbf{J}_Z(\mathbf{x}_{k|k-1}^q)$ 分别表示目标先验信息的费希尔信息矩阵(Fisher Information Matrix, FIM)以及量测信息的FIM, 可以分别表示为

$$\mathbf{J}_P(\mathbf{x}_{k-1}^q) = \left[\mathbf{Q}_{k-1}^q + \mathbf{F}^q \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}_{k-1}^q) (\mathbf{F}^q)^T \right]^{-1} \quad (13)$$

$$\mathbf{J}_Z(\mathbf{x}_{k|k-1}^q) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \left[\mu_{n,m,k}^q (\mathbf{H}_{n,m,k}^q)^T \cdot (\mathbf{G}_{n,m,k}^q)^{-1} (\mathbf{H}_{n,m,k}^q) \right] \Big|_{\mathbf{x}_{k|k-1}^q} \quad (14)$$

式中, $\mathbf{H}_{n,m,k}^q$ 表示非线性观测函数的雅可比矩阵。

然而, 在非理想检测下, 多雷达网络中的雷达节点并不都能成功检测所有跟踪目标, 可能会出现漏检的情况。为了描述 k 时刻多雷达网络对目标 q 的检测情况, 定义如下二元变量:

$$d_{n,m,k}^q = \begin{cases} 1, & k \text{ 时刻第 } m \text{ 部雷达网络中的} \\ & \text{第 } n \text{ 个雷达节点检测到目标 } q \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

根据分布式相控阵多雷达网络构成, 可以得知网络中共包含 $\sum_{m=1}^M N_m$ 个雷达节点, 这些节点在每个采样间隔中共计可以得到 $2^{\sum_{m=1}^M N_m}$ 种检测情况:

$$\mathbf{D}_k^q = \left\{ \mathbf{D}_{i,k}^q \mid i = 1, 2, \dots, 2^{\sum_{m=1}^M N_m} \right\} \quad (16)$$

式中, $\mathbf{D}_{i,k}^q$ 表示 k 时刻多雷达网络对目标 q 的第 i 种检测情况。在第 i 种检测情况中, 假设有 $\kappa_{i,k}^q$ 个雷达节点成功检测到目标 q , 则检测失败的雷达节点数目为 $\sum_{m=1}^M N_m - \kappa_{i,k}^q$ 。在此基础上, 定义第 i 种检测情况的出现概率为

$$\Pr \left\{ \mathbf{D}_{i,k}^q \right\} = \left(p_{D,n,m,k}^q \right)^{\kappa_{i,k}^q} \cdot \left(1 - p_{D,n,m,k}^q \right)^{\sum_{m=1}^M N_m - \kappa_{i,k}^q} \quad (17)$$

式中, $p_{D,n,m,k}^q$ 表示 k 时刻第 m 部雷达网络中的第 n 个雷达节点对目标 q 的检测概率。实际上, 由于目标 RCS、雷达节点与目标的距离等参数的影响, 对于不同的雷达节点来说, 对目标的检测概率可能是

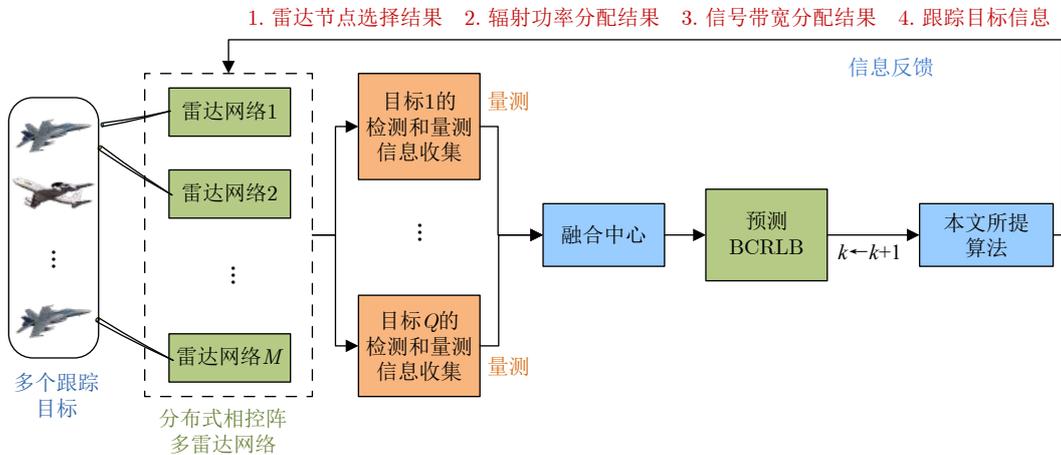


图1 多雷达网络多目标跟踪工作步骤

Fig. 1 The working steps for multitarget tracking of multiple radar networks

不一样的。在本文中,为简化后续推导与计算,将 $p_{D,n,m,k}^q$ 在所有跟踪时刻都定义为常数。

综上所述,对于给定的检测情况 D_k^q ,在非理想检测下,将 k 时刻目标 q 的预测BIM计算为

$$\begin{aligned} & \tilde{J}(\mathbf{x}_{k|k-1}^q) \\ &= \mathbf{J}_P(\mathbf{x}_{k-1}^q) + \mathbf{J}_Z(\mathbf{x}_{k|k-1}^q) \\ &= \left[\mathbf{Q}_{k-1}^q + \mathbf{F}^q \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}_{k-1}^q) (\mathbf{F}^q)^\top \right]^{-1} \\ &+ \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \left[\mu_{n,m,k}^q d_{n,m,k}^q \left(\mathbf{H}_{n,m,k}^q \right)^\top \right. \\ &\quad \left. \cdot \left(\mathbf{G}_{n,m,k}^q \right)^{-1} \left(\mathbf{H}_{n,m,k}^q \right) \right] \mathbf{x}_{k|k-1}^q \end{aligned} \quad (18)$$

结合 $\Pr\{D_{i,k}^q\}$ 和式(18),将非理想检测下 k 时刻目标 q 状态估计误差的BCRLB表达式写为

$$C_{\text{BCRLB},k}^q = \sum_{i=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \left[\tilde{J}(\mathbf{x}_{k|k-1}^q) \right]^{-1} \cdot \Pr(D_{i,k}^q) \quad (19)$$

从式(18)和式(19)可以看出,量测噪声协方差矩阵 $\mathbf{G}_{n,m,k}^q$ 与预测BCRLB表达式 $C_{\text{BCRLB},k}^q$ 的值均与 k 时刻的雷达节点选择、辐射功率和信号带宽优化分配结果紧密相关。

3.2 优化模型建立

本文提出了一种非理想检测下基于多目标跟踪的多雷达网络节点选择与辐射资源联合优化分配算法,在各个多雷达网络的采样间隔,系统对所有跟踪目标同时照射,通过自适应地优化设计雷达节点选择、辐射功率以及信号带宽,在满足多目标跟踪精度要求以及系统射频辐射资源限制的约束条件下,达到最小化多雷达网络总辐射功率的优化目标,从而提升其射频隐身性能。基于此,本文优化模型建立如下:

$$\begin{aligned} & \min_{\mu_k^q, P_{t,k}^q, \beta_k^q, \forall q} \sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \mu_{n,m,k}^q P_{n,m,k}^q, \\ & \text{s.t. : } \begin{cases} \text{C1 : } \mathbb{F}(\mu_k^q, P_{t,k}^q, \beta_k^q) \leq \eta^q, \forall q \\ \text{C2 : } \bar{P}_{\min} \leq P_{n,m,k}^q \leq \bar{P}_{\max}, \forall n, m \\ \text{C3 : } \bar{\beta}_{\min} \leq \beta_{n,m,k}^q \leq \bar{\beta}_{\max}, \forall n, m \\ \text{C4 : } \sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \beta_{n,m,k}^q = \beta_{\text{tot}} \\ \text{C5 : } \sum_{q=1}^Q \mu_{n,m,k}^q \leq 1, \forall n, m \\ \text{C6 : } \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \mu_{n,m,k}^q = L_{\max}, \forall q \\ \text{C7 : } \mu_{n,m,k}^q \in \{0, 1\}, \forall n, m, q \end{cases} \end{aligned} \quad (20)$$

式中, $\mathbb{F}(\mu_k^q, P_{t,k}^q, \beta_k^q)$ 表示多目标跟踪精度的衡量指标。 $C_{\text{BCRLB},k}^q$ 对角线上第1, 2个元素表征了目标预测位置估计MSE的下界,因此,可以将 $\mathbb{F}(\mu_k^q, P_{t,k}^q, \beta_k^q)$ 表示为^[12,13]

$$\mathbb{F}(\mu_k^q, P_{t,k}^q, \beta_k^q) \triangleq \sqrt{C_{\text{BCRLB},k}^q(1,1) + C_{\text{BCRLB},k}^q(2,2)} \quad (21)$$

此外,在式(20)中, η^q 表示预先设定的目标 q 跟踪精度阈值; \bar{P}_{\min} 和 \bar{P}_{\max} 分别表示多雷达网络中雷达节点辐射功率的下限和上限; $\bar{\beta}_{\min}$ 和 $\bar{\beta}_{\max}$ 分别表示信号带宽的下限和上限; β_{tot} 表示所有雷达节点的总信号带宽限制; $\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \mu_{n,m,k}^q = L_{\max}$ 表示 k 时刻多雷达网络固定分配 L_{\max} 个雷达节点去跟踪单个目标。

从式(20)可以看出:约束C1表示多目标跟踪精度阈值要求;约束C2表示雷达节点辐射功率取值范围;约束C3表示雷达节点信号带宽取值范围;约束C4表示多雷达网络分配给所有目标总信号带宽的限制;由于波束宽度的限制^[4,13],约束C5表示 k 时刻每个雷达节点最多只能跟踪1个目标;多雷达网络的数据传输速率、通信带宽和计算复杂度通常是有限的^[8,9],系统很难同时分配所有的雷达节点来跟踪目标,因此,约束C6表示跟踪单个目标的雷达节点数量限制;约束C7表示雷达节点-目标配对的二元变量。

3.3 优化模型求解

式(20)描述的优化模型中包含3个优化变量,即雷达-目标配对指标 $\mu_{n,m,k}^q$ 、辐射功率变量 $P_{n,m,k}^q$ 以及信号带宽变量 $\beta_{n,m,k}^q$ 。不难看出,上述3个优化变量在目标函数和约束条件中互相耦合,且 $\mu_{n,m,k}^q$ 是一个二元变量。因此,式(20)是一个混合整数规划、非线性且非凸的优化问题。基于此,本文提出了一种基于障碍函数法和循环最小化算法的4步分解算法进行求解,具体求解步骤如下:

步骤1 采用凸松弛技术松弛二元变量。

根据文献^[8,45],采用凸松弛技术对二元变量 $\mu_{n,m,k}^q \in \{0, 1\}$ 进行松弛,改写为 $0 \leq \mu_{n,m,k}^q \leq 1$,此时的优化模型(20)可以简化为

$$\begin{aligned} & \min_{\mu_k^q, P_{t,k}^q, \beta_k^q, \forall q} \sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \mu_{n,m,k}^q P_{n,m,k}^q, \\ & \text{s.t. : } \begin{cases} \text{C1} - \text{C6} \\ \text{C8 : } 0 \leq \mu_{n,m,k}^q \leq 1, \forall n, m, q \end{cases} \end{aligned} \quad (22)$$

步骤2 求解雷达节点选择问题。

在起始跟踪时刻,指定跟踪目标 q ,设置初始辐射功率矩阵 $\hat{P}_{t,k}^q$ 和初始信号带宽矩阵 $\hat{\beta}_k^q$,将它们

作为多雷达网络系统中各个雷达节点的初始发射参数，此时的优化模型可以写为

$$\begin{aligned} & \min_{\mu_k^q, \forall q} \sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \mu_{n,m,k}^q \hat{P}_{n,m,k}^q, \\ \text{s.t. : } & \begin{cases} \text{C5, C8} \\ \text{C9 : } \mathbb{F}(\mu_k^q, \hat{P}_{t,k}^q, \hat{\beta}_k^q) \leq \eta^q, \forall q \end{cases} \end{aligned} \quad (23)$$

从式(23)描述的优化模型可以看出，优化目标函数和跟踪精度约束仅与 $\mu_{n,m,k}^q$ 相关，根据文献[41,47,48]，该优化问题是一个凸问题。基于此，对该问题进行求解。首先，根据分配的初始辐射功率和初始信号带宽，采用障碍函数法[47]对式(23)进行求解，得到雷达节点选择系数矩阵 μ_k^q ，该算法的具体求解步骤如算法1所示；其次，将 μ_k^q 中各雷达节点选择系数降序排列，并从大到小依次选取该系数所对应的

算法1 非理想检测下基于障碍函数法的雷达节点选择算法

Alg. 1 Radar node selection algorithm based on barrier function method with imperfect detection

输入：令 $g_1 = \mathbb{F}(\mu_k^q, \hat{P}_{t,k}^q, \hat{\beta}_k^q) - \eta^q$ ， $g_2 = -\mu_{1,1,k}^q$ ， $g_3 = -\mu_{2,1,k}^q, \dots, g_{N_1+1} = -\mu_{N_1,1,k}^q, \dots$ ， $g_{\sum_{m=1}^M N_m+1} = -\mu_{N_M,M,k}^q$ ， $g_{\sum_{m=1}^M N_m+2} = \mu_{1,1,k}^q - 1$ ， $g_{\sum_{m=1}^M N_m+3} = \mu_{2,1,k}^q - 1, \dots$ ， $g_{2\sum_{m=1}^M N_m+1} = \mu_{N_M,M,k}^q - 1$ ，设置迭代索引 $\varphi = 1$ ；设置可行域

$$D = \left\{ \mu_{n,m,k}^q \mid g_a(\mu_{n,m,k}^q) \leq 0, a = 1, 2, \dots, 2\sum_{m=1}^M N_m + 1 \right\},$$

其中 $g_a(\mu_{n,m,k}^q) = g_a$ ；设置 $\varepsilon > 0$ 为算法终止指标， $\xi^{(\varphi)} > 0$ ， $e \geq 2$ 。

步骤1：取 $(\mu_{n,m,k}^q)^{(\varphi-1)} \in D$ 为初始点；

步骤2：求解如下问题：

$$\min \mathbb{G}_1 - \xi^{(\varphi)} \left[\frac{1}{g_1} + \frac{1}{g_2} + \dots + \frac{1}{g_{2\sum_{m=1}^M N_m+1}} \right],$$

s.t. $\mu_{n,m,k}^q \in D$ 。

式中， \mathbb{G}_1 表示优化模型(23)中的目标函数；

步骤3：令上述问题的极小值点为 $(\mu_{n,m,k}^q)^{(\varphi)}$ ；

步骤4：检验终止条件，若

$$-\xi^{(\varphi)} \left[\frac{1}{g_1} + \frac{1}{g_2} + \dots + \frac{1}{g_{2\sum_{m=1}^M N_m+1}} \right] < \varepsilon, \text{ 算法终止；若}$$

未满足终止条件，令 $(\mu_{n,m,k}^q)^{(\varphi+1)} \leftarrow \frac{(\mu_{n,m,k}^q)^{(\varphi)}}{e}$ ， $\varphi \leftarrow \varphi + 1$ 。

输出：雷达节点最优选择结果。

雷达节点，直到选取的雷达节点数目满足 L_{\max} ；最后，将已选取雷达节点对应的二元变量设为 $\mu_{n,m,k}^q = 1$ ，将未选取雷达节点对应的二元变量设为 $\mu_{n,m,k}^q = 0$ ，得到雷达节点选择次优解 $\hat{\mu}_k^q$ 。

步骤3 求解辐射功率和信号带宽分配问题。

步骤2求解得到了 $\hat{\mu}_k^q$ ，将关于雷达节点选择的约束条件舍去，此时的优化模型可以简化为

$$\begin{aligned} & \min_{P_{t,k}^q, \beta_k^q, \forall q} \sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \hat{\mu}_{n,m,k}^q P_{n,m,k}^q \\ \text{s.t. : } & \begin{cases} \text{C2 - C4} \\ \text{C10 : } \mathbb{F}(\hat{\mu}_k^q, P_{t,k}^q, \beta_k^q) \leq \eta^q, \forall q \end{cases} \end{aligned} \quad (24)$$

优化模型式(24)包含辐射功率变量 $P_{n,m,k}^q$ 、信号带宽变量 $\beta_{n,m,k}^q$ 以及相应的资源约束，因此，它仍然是一个非凸问题。本文依然采用障碍函数法对该模型进行求解，据此可以得到跟踪目标 q 时辐射功率和信号带宽的解。

步骤4 采用循环最小化算法迭代得到最优资源分配结果。

当所有跟踪目标都被分配相应的雷达节点、辐射功率和信号带宽时，采用循环最小化算法[49]，重复步骤2至步骤3，直到连续两次迭代的目标函数值小于预设固定值，循环终止。基于此，可以得到非理想检测下多雷达网络多目标跟踪的雷达节点选择结果、辐射功率分配结果和信号带宽分配结果，并将这些求解结果作为 $k+1$ 时刻多雷达网络资源联合优化分配的初始参数。

总的来说，基于本文所提算法的多雷达网络多目标跟踪闭环过程示意图如图2所示，算法过程可以简述为：在 k 时刻计算出的多目标跟踪精度指标小于给定阈值的条件下，基于障碍函数法和循环最小化算法进行计算求解，得到 k 时刻雷达节点选择、辐射功率和信号带宽的优化分配结果并反馈回多雷达网络，系统再根据这些结果自适应地对雷达节点选择方式以及分配给这些雷达节点的辐射功率和信号带宽进行优化，完成 k 时刻的多目标跟踪任务。

4 仿真结果及分析

为了验证本文所提非理想检测下多雷达网络节点选择与辐射资源联合优化分配算法的可行性和优越性，并且进一步分析目标RCS起伏、跟踪场景变化以及跟踪节点数目变化对系统节点选择与辐射资源分配结果的影响，本文设计了如下仿真场景。考虑分布式相控阵多雷达网络系统由 $M=3$ 部独立工作的相控阵雷达网络组成，各部雷达网络包含 $N_m=4$ 个雷达节点。此外，多雷达网络监视区域

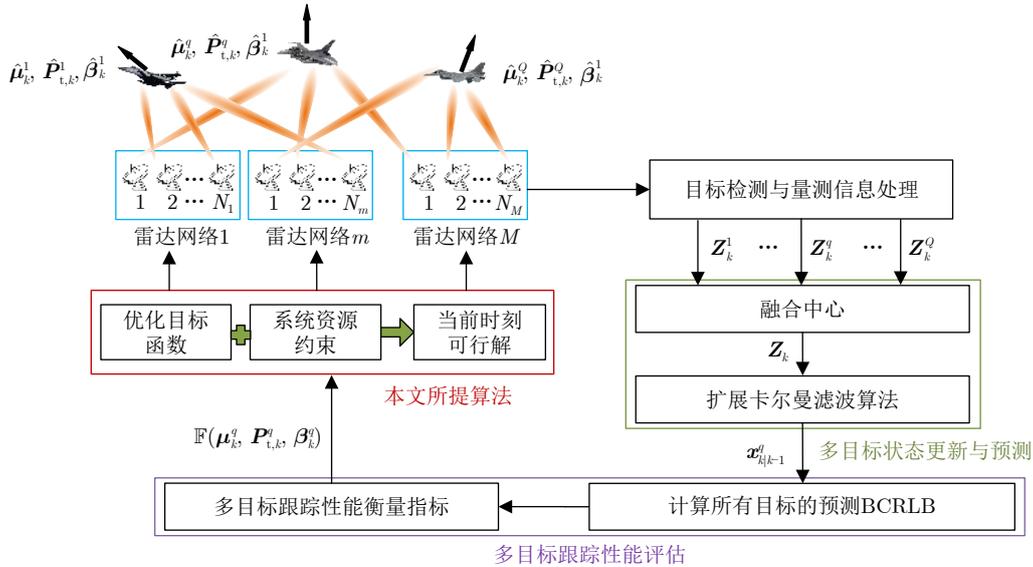


图2 基于本文所提算法的多雷达网络多目标跟踪闭环过程

Fig. 2 The closed-loop process of proposed algorithm for multitarget tracking in multiple radar networks

中的运动目标个数为 $Q = 2$ 。在仿真场景中，将多雷达网络的采样间隔设为 $\Delta T = 3$ s，整个跟踪过程共有45帧，即135 s，且将多目标跟踪精度阈值设为 $\eta^q = 30$ m ($\forall q$)。各雷达节点照射目标的辐射功率上限和下限分别为 $\bar{P}_{\max} = 2800$ W和 $\bar{P}_{\min} = 80$ W，信号带宽上限和下限分别为 $\bar{\beta}_{\max} = 6$ MHz和 $\bar{\beta}_{\min} = 0.1$ MHz，总信号带宽为 $\beta_{\text{tot}} = 12$ MHz，各雷达节点对目标的驻留时间固定为 $T_d = 0.005$ s。

4.1 仿真场景1

图3给出了仿真场景1中的多雷达网络分布与目标运动轨迹，红色轨迹表示目标1，蓝色轨迹则表示目标2。此外，多雷达网络固定分配 $L_{\max} = 5$ 个雷达节点去跟踪每个目标，且目标RCS固定为 $\xi_{n,m,k}^q = 1$ m²。

为了更好地说明雷达节点选择与辐射功率、信号带宽分配的规律与内在关系，将辐射功率与信号带宽分配值进行归一化处理，图4和图5分别给出了 $p_{D,n,m,k}^q = 0.9$ 时目标1和目标2的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果。图中的黑色区域表示该雷达节点在对应采样间隔未被赋予跟踪任务，即 $\mu_{n,m,k}^q = 0$ ；其他颜色区域则表示该雷达节点在对应采样间隔对目标分配了相应辐射资源，即 $\mu_{n,m,k}^q = 1$ 。从图中可以看出，多雷达网络会优先考虑选择距离目标较近雷达网络中的雷达节点，在目标距离雷达节点越来越远时，系统会分配越来越少的辐射功率以完成总辐射功率消耗最低的优化目标，提升其射频隐身性能。例如，对于目标1，在第20帧之前，多雷达网络选择雷达网络1的第1—3个节点以及雷达网络2的第1, 2个节点进行跟踪，且雷达网络1的第2个节

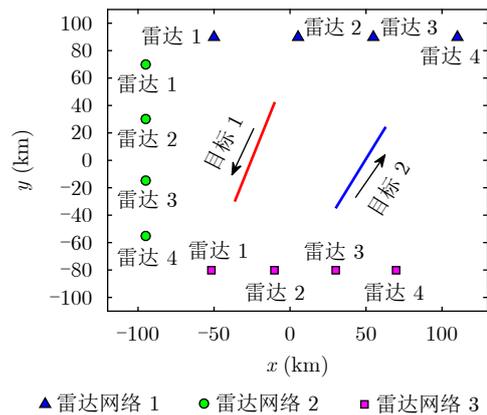


图3 仿真场景1多雷达网络分布与目标运动轨迹

Fig. 3 Deployment of multiple radar networks and trajectories of moving targets in scenario 1

点被系统分配越来越多的辐射功率；在第20帧之后，随着目标逐渐远离雷达网络1，雷达网络2的第3个节点逐渐替代了雷达网络1的第3个节点。对于目标2，在第32帧之前，多雷达网络几乎都选择了雷达网络2的第4个节点和雷达网络3的所有节点进行跟踪；在第32帧之后，随着目标逐渐靠近雷达网络1，其第2—4个节点也被用于跟踪目标2，而不选择雷达网络3的第1, 2个节点。

图6给出了不同检测概率下各目标的BCRLB与跟踪精度阈值对比。从图中可以看出，通过式(21)的计算以及对优化模型式(20)的求解，在不同检测概率下，各目标的BCRLB均低于设置的跟踪精度阈值 $\eta^q = 30$ m ($\forall q$)，充分说明了本文所提算法可以完成预先设定的多目标跟踪任务。

为了更好地展现本文所提算法对多雷达网络射

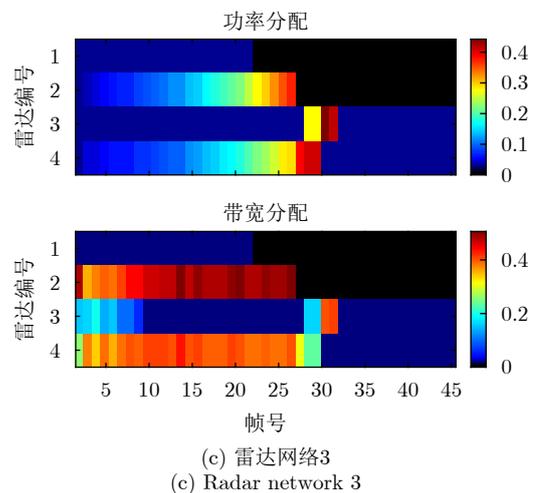
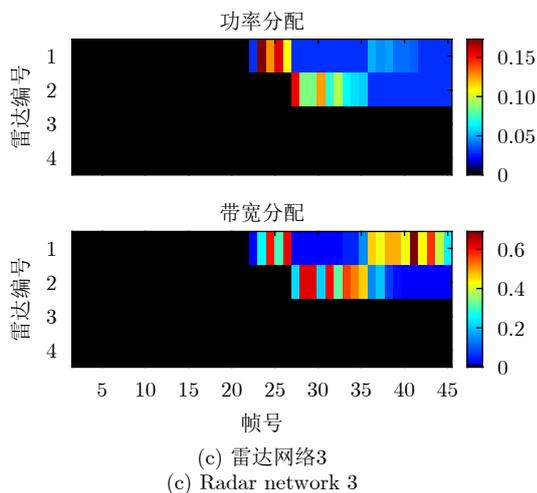
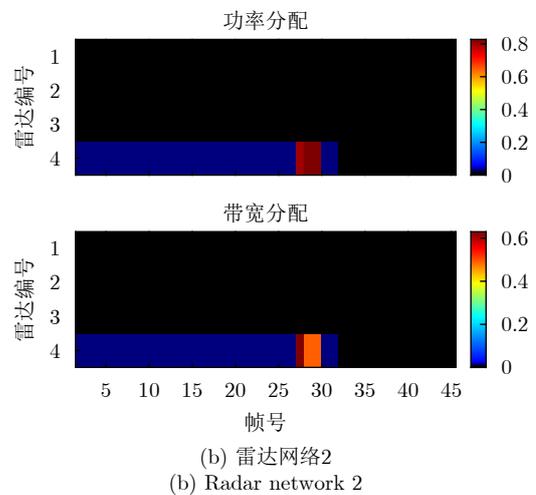
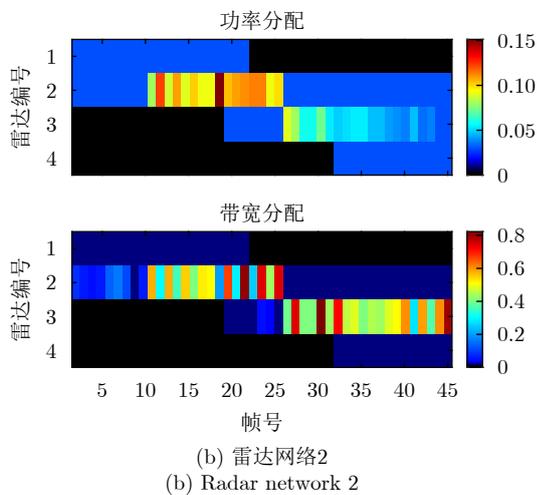
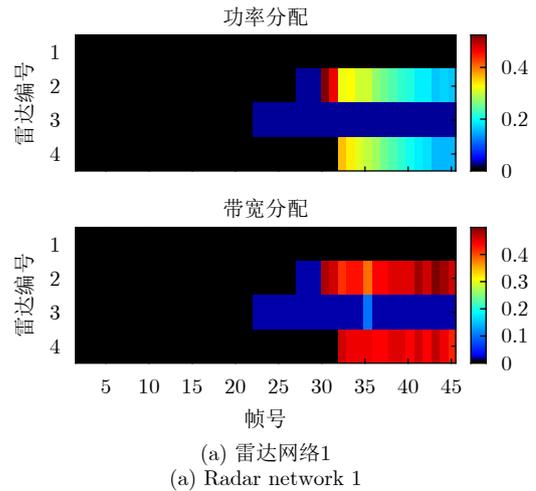
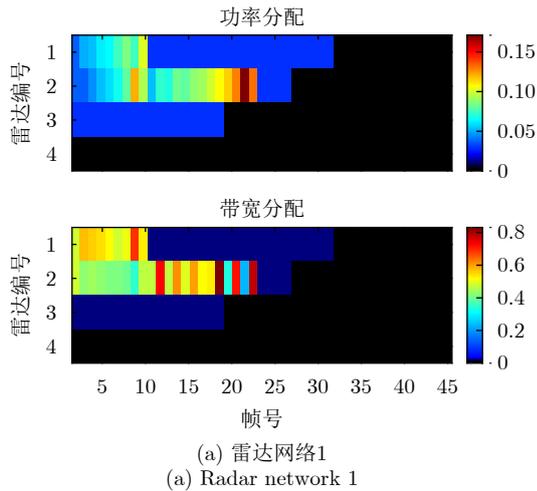


图4 仿真场景1目标1的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果
Fig. 4 Radar node selection and transmit resource optimization results of target 1 in scenario 1

图5 仿真场景1目标2的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果
Fig. 5 Radar node selection and transmit resource optimization results of target 2 in scenario 1

频隐身性能的提升以及检测概率变化对射频隐身性能的影响，图7和图8分别给出了不同检测概率下平均均方根误差(Average Root Mean Square Error, ARMSE)的对比结果以及多雷达网络总辐射功率消

耗对比结果。同时，本文采用如下4种算法作为对比，分析性能差异：

(1) 穷举法：采用穷尽搜索方法进行每一采样间隔的雷达节点选择，同时通过求解优化问题式(24)，

将辐射功率和信号带宽的最优分配结果分配给所选择的雷达节点;

(2) 节点随机选择算法: 在每个采样间隔随机选择分配雷达节点, 同时通过求解优化问题(24), 将辐射功率和信号带宽的优化结果分配给所选择的雷达节点;

(3) 带宽均匀分配算法: 在每个采样间隔优化

$$ARMSE \triangleq \sum_{q=1}^Q \sqrt{\frac{1}{M_c} \sum_{i=1}^{M_c} \frac{1}{M_{Fr}} \sum_{k=1}^{M_{Fr}} \left[\left(x_k^q - \hat{x}_{i,k|k}^q \right)^2 + \left(y_k^q - \hat{y}_{i,k|k}^q \right)^2 \right]} \quad (25)$$

式中, $M_c = 500$ 为蒙特卡罗实验次数。

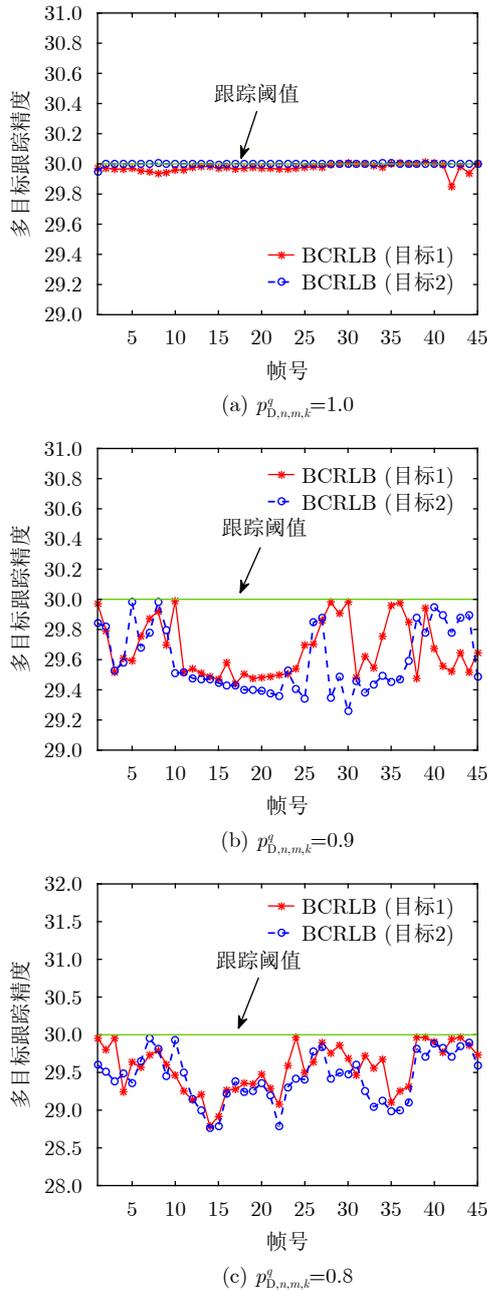


图6 不同检测概率下的各目标BCRLB与跟踪精度阈值对比
Fig. 6 The comparison between the BCRLB of targets and the specified tracking accuracy threshold

雷达节点选择方式和辐射功率, 但分配给各个雷达节点的信号带宽是均匀的;

(4) 功率带宽均匀分配算法: 在每个采样间隔仅优化雷达节点选择方式, 分配给各个雷达节点的辐射功率和信号带宽是均匀的。

此外, ARMSE的计算表达式如下所示:

从图7和图8可以得出如下结论: (1)在不同检测概率条件下, 穷举法求解得到的多雷达网络总辐射功率消耗更低, 但与本文所提算法相差不大, 然而, 穷举法所带来的计算复杂度过高会导致其无法满足实时性要求(在4.5节进行说明), 相较于其余3种对比算法, 本文所提算法所得多雷达网络的总

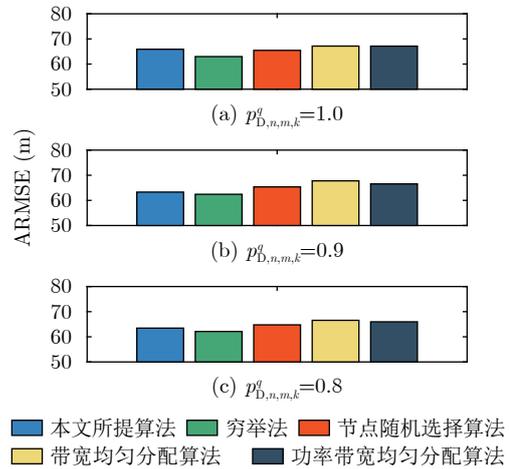


图7 仿真场景1不同检测概率下各目标ARMSE对比结果
Fig. 7 Comparison of the ARMSE of targets with different values of probability of detection in scenario 1

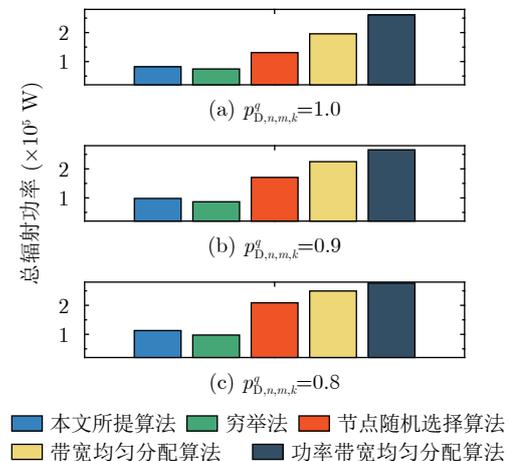


图8 仿真场景1不同检测概率下总辐射功率消耗对比结果
Fig. 8 Comparison of the total power consumption with different values of probability of detection in scenario 1

辐射功率更低，能够有效提升其射频隐身性能；(2)随着检测概率从1.0降至0.8，多目标跟踪的检测环境逐渐变得恶劣。因此，多雷达网络需要消耗更多的辐射功率和信号带宽来达到预先设定的多目标跟踪精度，然而，更多的资源消耗会导致其射频隐身性能变差；(3)不论是理想检测情况还是非理想检测情况，5种算法得到的跟踪精度误差保持在同一水平，不会随着检测概率的变化而变化。

4.2 仿真场景2

在仿真场景2中，分析了目标RCS起伏对雷达节点选择方式和辐射资源分配结果的影响。图9给出了目标的RCS起伏模型，即目标对于给定雷达节点的RCS是起伏的，均服从Swerling I类目标分布，而对于其他雷达节点的RCS固定，仍为 $\xi_{n,m,k}^q = 1 \text{ m}^2$ 。图10和图11分别给出了仿真场景2中 $p_{D,n,m,k}^q = 0.9$ 时目标1和目标2的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果。从图中可以看出，与仿真场景1相比，雷达节点选择方式以及辐射资源分配结果出现了变化，多雷达网络在第25帧之后更多地选择了雷达网络3的第3个节点，这是因为目标相对该雷达节点的

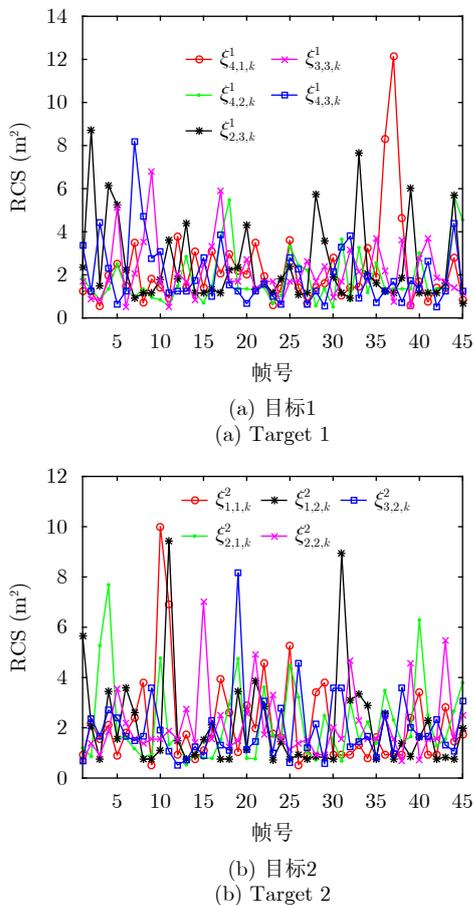


图9 仿真场景2中的目标RCS起伏模型
Fig. 9 Target RCS undulation model in scenario 2

RCS是起伏的，多雷达网络在进行雷达节点选择时会优先选择目标RCS较大的雷达节点对该目标进行照射。这表明目标RCS会对多雷达网络节点选择与辐射资源联合优化造成较大影响，而本文所提算法在RCS起伏场景下依然能够得到雷达节点最优选择

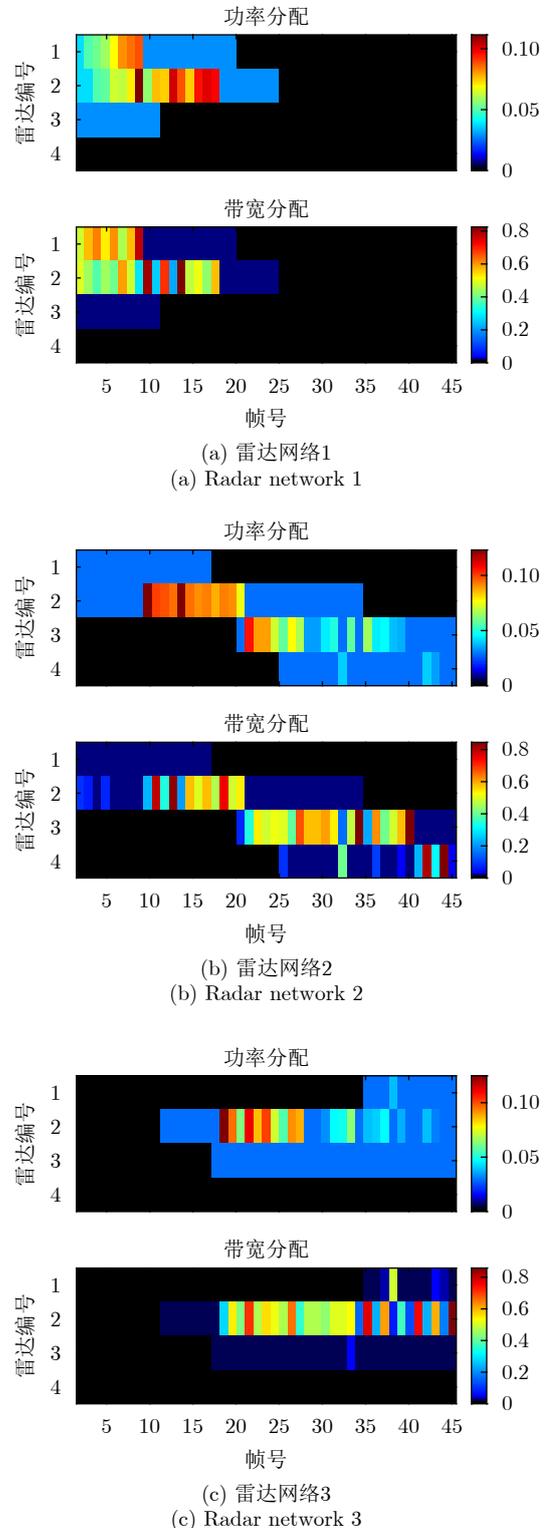


图10 仿真场景2目标1的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果
Fig. 10 Radar node selection and transmit resource optimization results of target 1 in scenario 2

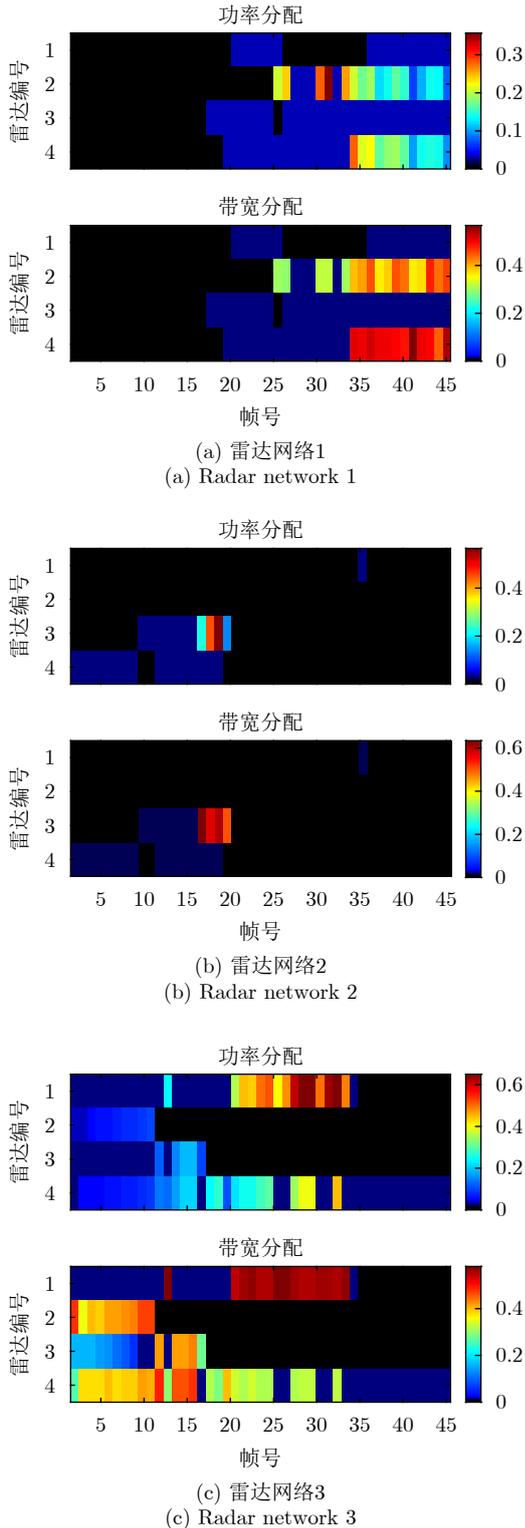


图 11 仿真场景2目标2的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果
Fig. 11 Radar node selection and transmit resource optimization results of target 2 in scenario 2

方式, 同时对这些雷达节点的辐射功率和信号带宽进行优化分配, 体现了本文所提算法的优越性。

与仿真场景1类似, 图12和图13分别给出了不同检测概率下ARMSE的对比结果以及多雷达网络

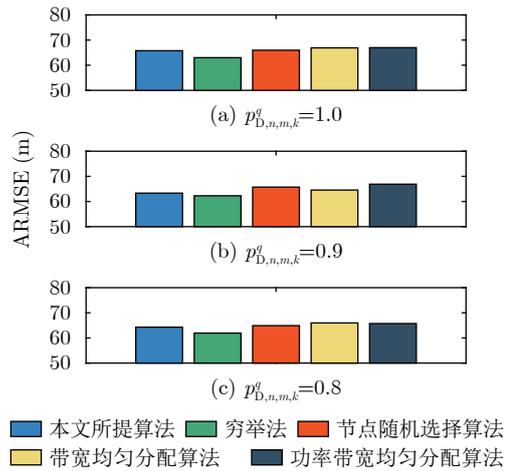


图 12 仿真场景2不同检测概率下各目标ARMSE对比结果
Fig. 12 Comparison of the ARMSE of targets with different values of probability of detection in scenario 2

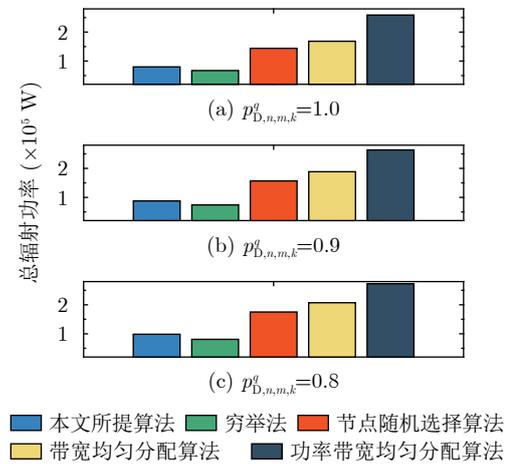


图 13 仿真场景2不同检测概率下总辐射功率消耗对比结果
Fig. 13 Comparison of the total power consumption with different values of probability of detection in scenario 2

总辐射功率消耗对比结果。仿真结果表明, 在RCS起伏场景下, 本文所提算法与穷举法具有接近的性能, 优于其他3种对比算法, 进一步说明了本文所提算法的稳健性。

4.3 仿真场景3

在仿真场景3中, 改变了多雷达网络分布以及目标运动轨迹, 如图14所示。图15和图16分别给出了仿真场景3中 $p_{D,n,m,k}^q = 0.9$ 时目标1和目标2的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果。从图中可以看出, 雷达节点选择方式以及辐射资源分配结果与仿真场景1中的完全不同, 分析其原因为: 多雷达网络会根据其分布以及目标运动轨迹的变化, 通过本文所提算法自适应地设计和调整相关发射参数, 使得系统总辐射功率消耗最低, 以达到提升射频隐身性能的目的。

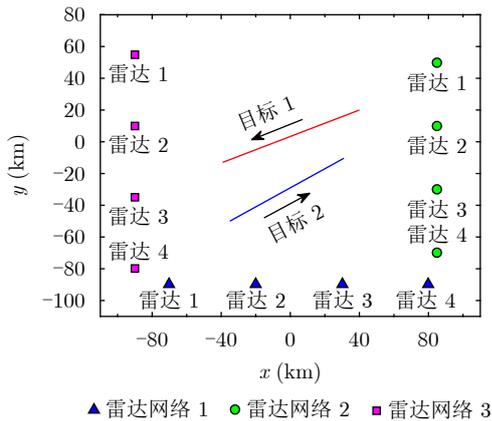


图 14 仿真场景3多雷达网络分布与目标运动轨迹

Fig. 14 Deployment of multiple radar networks and trajectories of moving targets in scenario 3

图17和图18分别给出了不同检测概率下ARMSE的对比结果以及多雷达网络总辐射功率消耗对比结果。分析出的结论与前两个仿真场景得出的结论一致，证明了本文所提算法的稳健性。

4.4 仿真场景4

在仿真场景4中，将多雷达网络系统固定分配跟踪单个目标的雷达节点数目改为 $L_{\max} = 3$ 。图19和图20分别给出了仿真场景4中 $p_{D,n,m,k}^q = 0.9$ 时目标1和目标2的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果。从图中可以看出，距离目标近的雷达节点重要程度高，多雷达网络依然会选择这些雷达节点进行跟踪，且分配给这些雷达节点更多的辐射功率和信号带宽以满足多目标跟踪精度要求，同时保证总辐射功率消耗最低，以提升其射频隐身性能。

图21和图22分别给出了不同检测概率下ARMSE的对比结果以及多雷达网络总辐射功率消耗对比结果。从图中可以看出，相较于其他对比算法，多雷达网络依然可以在节点选择数目变化的场景下，以最少的辐射功率消耗实现多目标跟踪的目标，进一步证明本文所提算法的稳健性。

4.5 计算复杂度对比

为了进一步说明本文所提算法的实时性，图23给出了本文所提算法和穷举法在不同场景下的单帧计算耗时。从图中可以看出，穷举法的单帧计算耗时约为5454 s，远远超出了多雷达网络的采样间隔。然而，本文所提算法的单帧计算耗时仅为2.3 s，具有较低的计算复杂度，可以满足实时性要求。此外，本文所提算法所得到的总辐射功率消耗以及ARMSE与穷举法差距较小，然而实时性远远高于穷举法，进一步验证了本文所提算法的优越性。

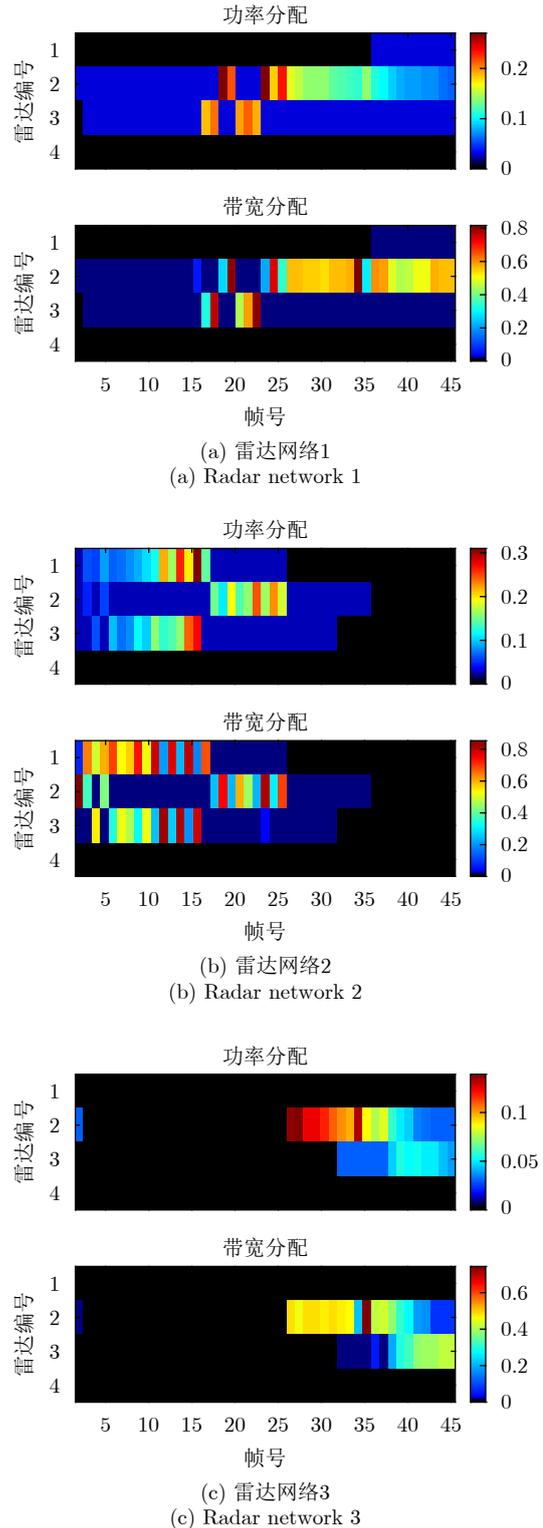


图 15 仿真场景3目标1的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果
Fig. 15 Radar node selection and transmit resource optimization results of target 1 in scenario 3

5 结语

本文针对非理想检测下多雷达网络的多目标跟踪场景，提出了一种节点选择与辐射资源联合优化分配算法，在满足多目标跟踪精度以及给定的系统

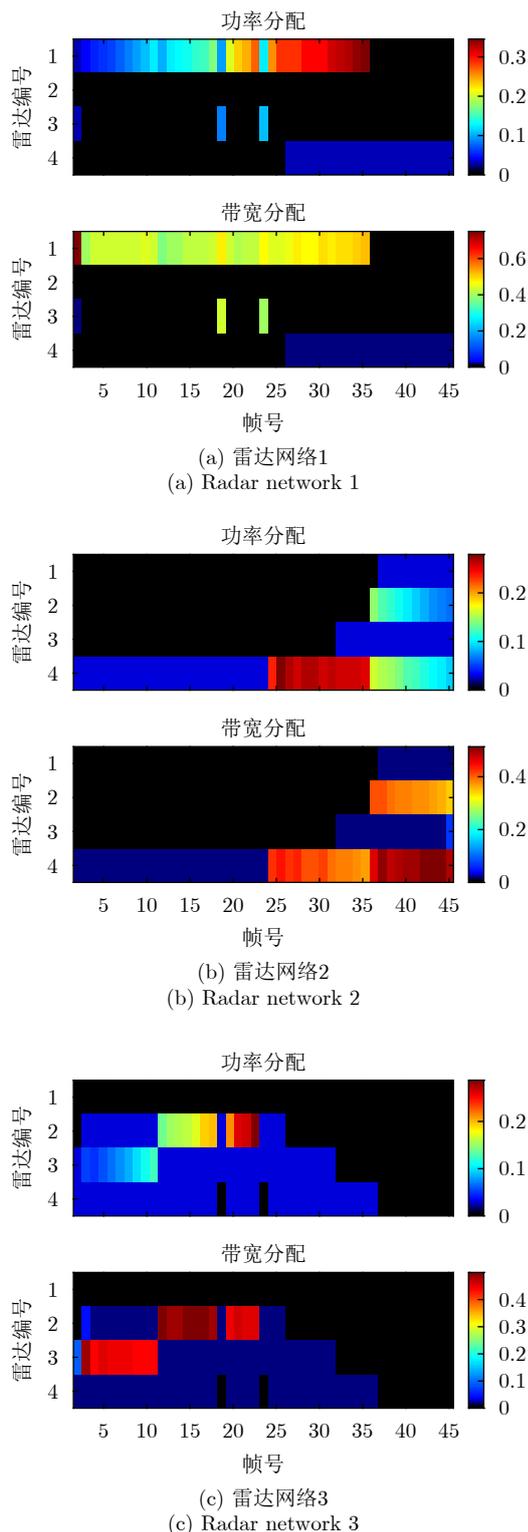


图 16 仿真场景3目标2的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果
Fig. 16 Radar node selection and transmit resource optimization results of target 2 in scenario 3

资源约束条件下,通过联合优化雷达节点选择、辐射功率和信号带宽,达到了最小化分布式相控阵多雷达网络总辐射功率消耗的目的。为了解决该混合整形规划、非线性且非凸的优化问题,结合障碍函

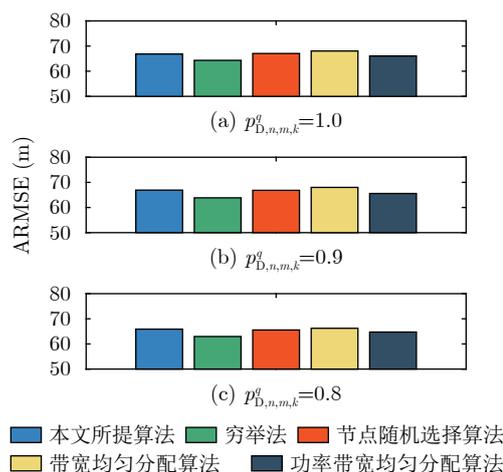


图 17 仿真场景3不同检测概率下各目标ARMSE对比结果
Fig. 17 Comparison of the ARMSE of targets with different values of probability of detection in scenario 3

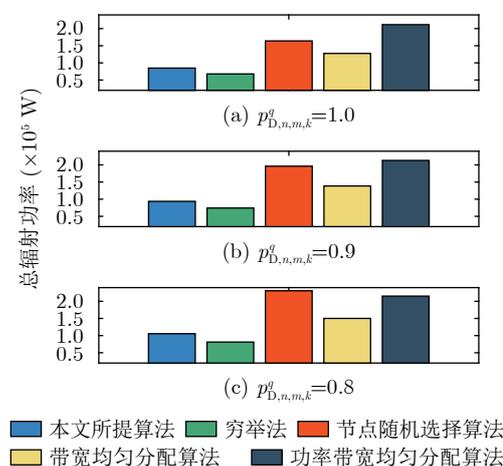


图 18 仿真场景3不同检测概率下总辐射功率消耗对比结果
Fig. 18 Comparison of the total power consumption with different values of probability of detection in scenario 3

数法和循环最小化算法,提出了一种4步分解算法进行求解。仿真结果表明,在4种不同的仿真场景下,本文所提算法均可以在满足多目标跟踪精度时有效降低多雷达网络的总辐射功率。此外,相较于穷举法、节点随机选择算法、带宽均匀分配算法和功率带宽均匀分配算法,本文所提算法能够在满足实时性要求的条件下有效提升多雷达网络的射频隐身性能。

实际上,由于不同的初始采样时间和采样间隔,不同雷达网络中多个雷达节点的量测信息通常是异步的,因此,下一步将围绕异步多目标跟踪的异构多雷达网络多域资源联合优化问题展开研究。另一方面,由于雷达节点的位置坐标对系统性能会产生较大影响,机载平台的实时路径规划也应被考虑在内。基于此,非理想检测下基于多目标跟踪的多机载雷达网络协同路径和辐射资源联合优化也是一个值得研究的课题。

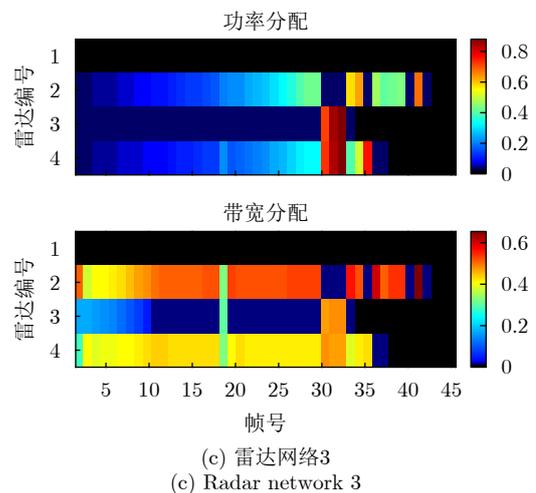
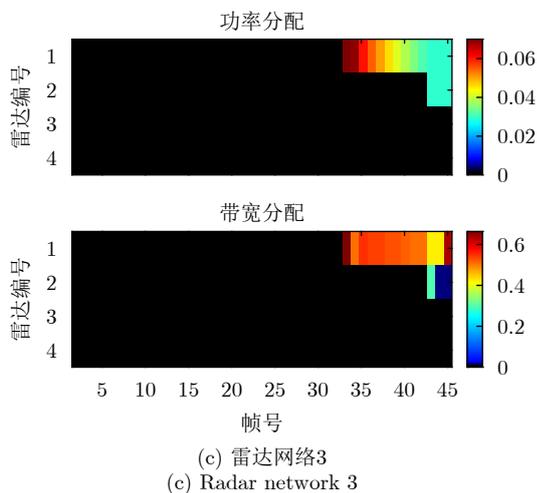
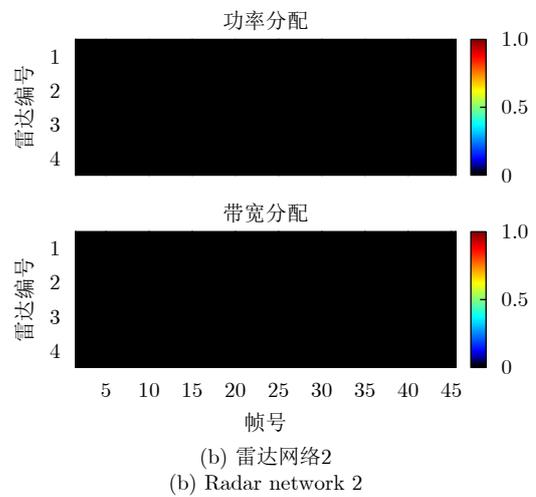
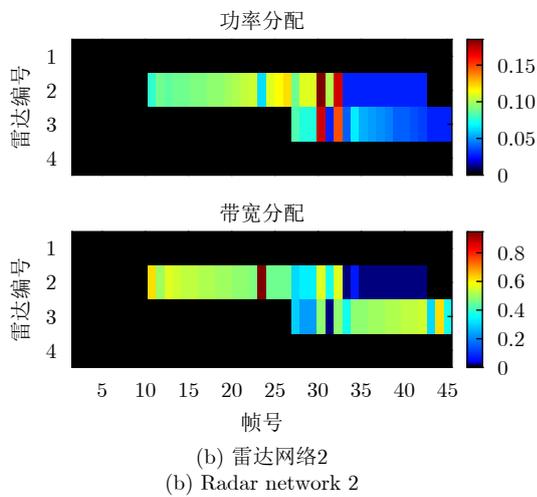
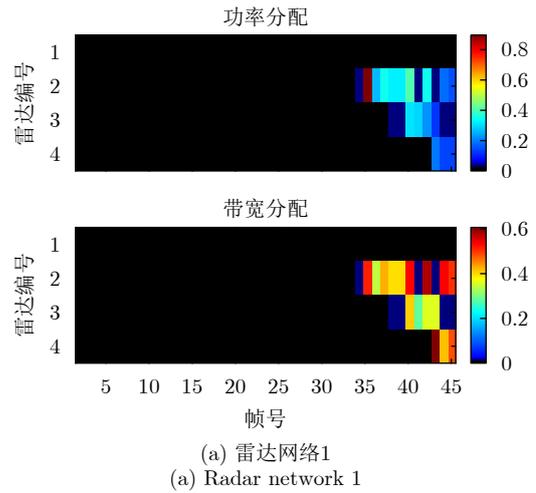
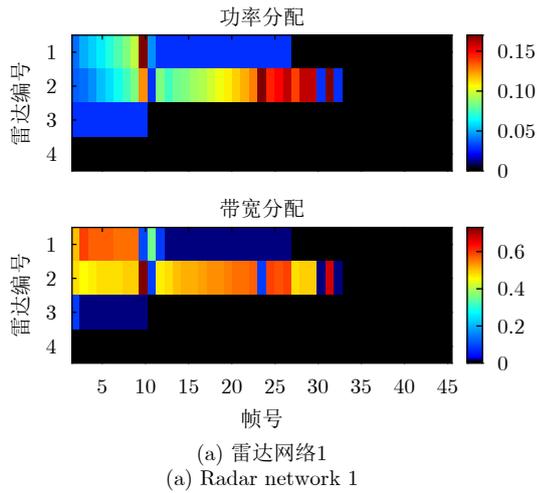


图 19 仿真场景4目标1的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果
Fig. 19 Radar node selection and transmit resource optimization results of target 1 in scenario 4

图 20 仿真场景4目标2的雷达节点选择与辐射资源优化分配结果
Fig. 20 Radar node selection and transmit resource optimization results of target 2 in scenario 4

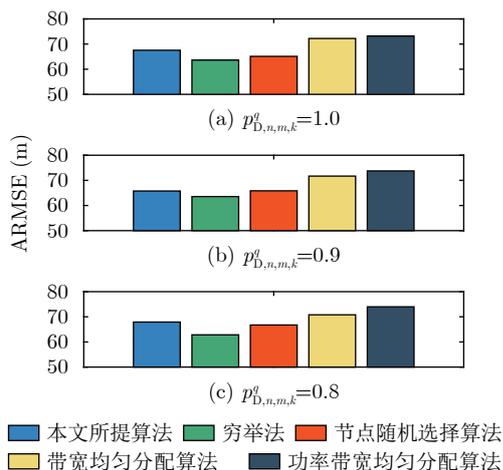


图 21 仿真场景4不同检测概率下各目标ARMSE对比结果
Fig. 21 Comparison of the ARMSE of targets with different values of probability of detection in scenario 4

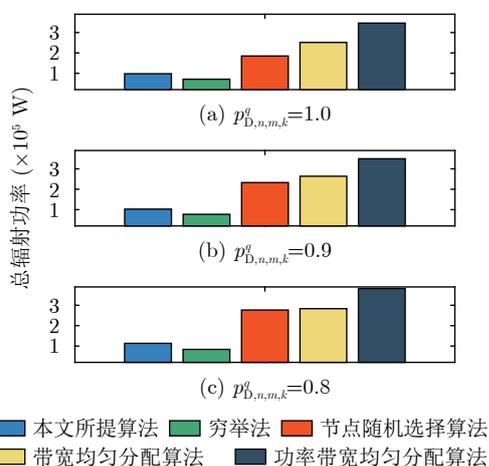


图 22 仿真场景4不同检测概率下总辐射功率消耗对比结果
Fig. 22 Comparison of the total power consumption with different values of probability of detection in scenario 4

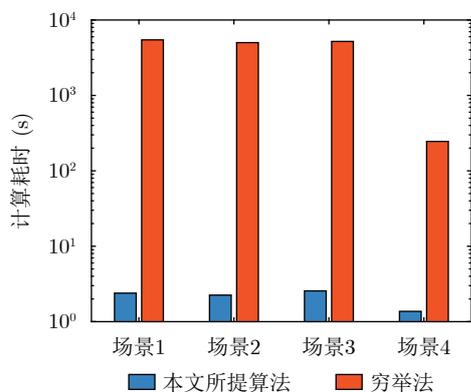


图 23 不同场景下本文所提算法与穷举法的计算耗时对比
Fig. 23 Comparison of computational time consumption between the proposed algorithm and the exhaustive method in different scenarios

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

Conflict of Interests The authors declare that there is no conflict of interests

参考文献

- [1] HAIMOVICH A M, BLUM R S, and CIMIN L J. MIMO radar with widely separated antennas[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(1): 116–129. doi: [10.1109/MSP.2008.4408448](https://doi.org/10.1109/MSP.2008.4408448).
- [2] GODRICH H, PETROPULU A P, and POOR H V. Power allocation strategies for target localization in distributed multiple-radar architectures[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(7): 3226–3240. doi: [10.1109/TSP.2011.2144976](https://doi.org/10.1109/TSP.2011.2144976).
- [3] CHAVALI P and NEHORAI A. Scheduling and power allocation in a cognitive radar network for multiple-target tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(2): 715–729. doi: [10.1109/TSP.2011.2174989](https://doi.org/10.1109/TSP.2011.2174989).
- [4] XIE Mingchi, YI Wei, KONG Lingjiang, et al. Receive-beam resource allocation for multiple target tracking with distributed MIMO radars[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(5): 2421–2436. doi: [10.1109/TAES.2018.2818579](https://doi.org/10.1109/TAES.2018.2818579).
- [5] ZHANG Haowei, ZONG Binfeng, and XIE Junwei. Power and bandwidth allocation for multi-target tracking in collocated MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(9): 9795–9806. doi: [10.1109/TVT.2020.3002899](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.3002899).
- [6] 易伟, 袁野, 刘光宏, 等. 多雷达协同探测技术研究进展: 认知跟踪与资源调度算法[J]. *雷达学报*, 2023, 12(3): 471–499. doi: [10.12000/JR23036](https://doi.org/10.12000/JR23036).
- [7] YI Wei, YUAN Ye, LIU Guanghong, et al. Recent advances in multi-radar collaborative surveillance: Cognitive tracking and resource scheduling algorithms[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(3): 471–499. doi: [10.12000/JR23036](https://doi.org/10.12000/JR23036).
- [8] ZHANG Weiwei, SHI Chenguang, SALOUS S, et al. Convex optimization-based power allocation strategies for target localization in distributed hybrid non-coherent active-passive radar networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 2476–2488. doi: [10.1109/TSP.2022.3173756](https://doi.org/10.1109/TSP.2022.3173756).
- [9] XIE Mingchi, YI Wei, KIRUBARAJAN T, et al. Joint node selection and power allocation strategy for multitarget tracking in decentralized radar networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(3): 729–743. doi: [10.1109/TSP.2017.2777394](https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2777394).
- [10] ZHANG Haowei, LIU Weijian, XIE Junwei, et al. Joint subarray selection and power allocation for cognitive target tracking in large-scale MIMO radar networks[J]. *IEEE Systems Journal*, 2020, 14(2): 2569–2580. doi: [10.1109/](https://doi.org/10.1109/)

- JSYST.2019.2960401.
- [10] YI Wei, YUAN Ye, HOSEINNEZHAD R, *et al.* Resource scheduling for distributed multi-target tracking in netted colocated MIMO radar systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 1602–1617. doi: [10.1109/TSP.2020.2976587](https://doi.org/10.1109/TSP.2020.2976587).
- [11] SUN Hao, LI Ming, ZUO Lei, *et al.* Joint radar scheduling and beam pattern design for multitarget tracking in netted colocated MIMO radar systems[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2021, 28: 1863–1867. doi: [10.1109/LSP.2021.3108675](https://doi.org/10.1109/LSP.2021.3108675).
- [12] YAN Junkun, DAI Jinhui, PU Wenqiang, *et al.* Target capacity based resource optimization for multiple target tracking in radar network[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 2410–2421. doi: [10.1109/TSP.2021.3071173](https://doi.org/10.1109/TSP.2021.3071173).
- [13] ZHANG Haowei, LIU Weijian, ZHANG Zhaojian, *et al.* Joint target assignment and power allocation in multiple distributed MIMO radar networks[J]. *IEEE Systems Journal*, 2021, 15(1): 694–704. doi: [10.1109/JSYST.2020.2986020](https://doi.org/10.1109/JSYST.2020.2986020).
- [14] SUN Hao, LI Ming, ZUO Lei, *et al.* Resource allocation for multitarget tracking and data reduction in radar network with sensor location uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 4843–4858. doi: [10.1109/TSP.2021.3101018](https://doi.org/10.1109/TSP.2021.3101018).
- [15] AJORLOO A, AMINI A, and BASTANI M H. A compressive sensing-based colocated MIMO radar power allocation and waveform design[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(22): 9420–9429. doi: [10.1109/JSEN.2018.2871214](https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2871214).
- [16] DU Yi, LIAO Kefei, OUYANG Shan, *et al.* Time and aperture resource allocation strategy for multitarget ISAR imaging in a radar network[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(6): 3196–3206. doi: [10.1109/JSEN.2019.2954711](https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2954711).
- [17] WANG Dan, ZHANG Qun, LUO Ying, *et al.* Joint optimization of time and aperture resource allocation strategy for multi-target ISAR imaging in radar sensor network[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(17): 19570–19581. doi: [10.1109/JSEN.2021.3090053](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3090053).
- [18] SUN Hao, LI Ming, ZUO Lei, *et al.* JPBA of ARN for target tracking in clutter[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2019, 13(11): 2024–2033. doi: [10.1049/iet-rsn.2019.0038](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2019.0038).
- [19] DAI Jinhui, YAN Junkun, LV Jindong, *et al.* Composed resource optimization for multitarget tracking in active and passive radar network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5119215. doi: [10.1109/TGRS.2022.3215228](https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3215228).
- [20] ZHANG Haowei, LIU Weijian, SHI Junpeng, *et al.* Joint detection threshold optimization and illumination time allocation strategy for cognitive tracking in a networked radar system[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 5833–5847. doi: [10.1109/TSP.2022.3188205](https://doi.org/10.1109/TSP.2022.3188205).
- [21] LI Zhengjie, XIE Junwei, LIU Weijian, *et al.* Joint strategy of power and bandwidth allocation for multiple maneuvering target tracking in cognitive MIMO radar with colocated antennas[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(1): 190–204. doi: [10.1109/TVT.2022.3204939](https://doi.org/10.1109/TVT.2022.3204939).
- [22] YAN Junkun, PU Wenqiang, ZHOU Shenghua, *et al.* Collaborative detection and power allocation framework for target tracking in multiple radar system[J]. *Information Fusion*, 2020, 55: 173–183. doi: [10.1016/j.inffus.2019.08.010](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.08.010).
- [23] LI Xi, CHENG Ting, SU Yang, *et al.* Joint time-space resource allocation and waveform selection for the colocated MIMO radar in multiple targets tracking[J]. *Signal Processing*, 2020, 176: 107650. doi: [10.1016/j.sigpro.2020.107650](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2020.107650).
- [24] ZHANG Haowei, LIU Weijian, ZONG Binfeng, *et al.* An efficient power allocation strategy for maneuvering target tracking in cognitive MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 1591–1602. doi: [10.1109/TSP.2020.3047227](https://doi.org/10.1109/TSP.2020.3047227).
- [25] ZUO Lei, HU Juan, SUN Hao, *et al.* Resource allocation for target tracking in multiple radar architectures over lossy networks[J]. *Signal Processing*, 2023, 208: 108973. doi: [10.1016/J.SIGPRO.2023.108973](https://doi.org/10.1016/J.SIGPRO.2023.108973).
- [26] SUN Hao, LI Ming, ZUO Lei, *et al.* Joint threshold optimization and power allocation of cognitive radar network for target tracking in clutter[J]. *Signal Processing*, 2020, 172: 107566. doi: [10.1016/j.sigpro.2020.107566](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2020.107566).
- [27] LAWRENCE D E. Low probability of intercept antenna array beamforming[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2010, 58(9): 2858–2865. doi: [10.1109/TAP.2010.2052573](https://doi.org/10.1109/TAP.2010.2052573).
- [28] GOVONI M A, LI Hongbin, and KOSINSKI J A. Low probability of interception of an advanced noise radar waveform with linear-FM[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2013, 49(2): 1351–1356. doi: [10.1109/TAES.2013.6494419](https://doi.org/10.1109/TAES.2013.6494419).
- [29] ZHANG Zhenkai and TIAN Yubo. A novel resource scheduling method of netted radars based on Markov decision process during target tracking in clutter[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2016, 2016(1): 16. doi: [10.1186/s13634-016-0309-3](https://doi.org/10.1186/s13634-016-0309-3).
- [30] SHI Chenguang, WANG Fei, SELLATHURAI M, *et al.* Power minimization-based robust OFDM radar waveform design for radar and communication systems in coexistence[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*,

- 2018, 66(5): 1316–1330. doi: [10.1109/TSP.2017.2770086](https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2770086).
- [31] ZHOU Chengwei, GU Yujie, HE Shibo, *et al.* A robust and efficient algorithm for coprime array adaptive beamforming[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(2): 1099–1112. doi: [10.1109/TVT.2017.2704610](https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2704610).
- [32] SHI Chenguang, DING Lintao, WANG Fei, *et al.* Low probability of intercept-based collaborative power and bandwidth allocation strategy for multi-target tracking in distributed radar network system[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(12): 6367–6377. doi: [10.1109/JSEN.2020.2977328](https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2977328).
- [33] YUAN Ye, YI Wei, HOSEINNEZHAD R, *et al.* Robust power allocation for resource-aware multi-target tracking with colocated MIMO radars[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 443–458. doi: [10.1109/TSP.2020.3047519](https://doi.org/10.1109/TSP.2020.3047519).
- [34] SHI Chenguang, WANG Yijie, SALOUS S, *et al.* Joint transmit resource management and waveform selection strategy for target tracking in distributed phased array radar network[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(4): 2762–2778. doi: [10.1109/TAES.2021.3138869](https://doi.org/10.1109/TAES.2021.3138869).
- [35] SU Yang, CHENG Ting, HE Zishu, *et al.* Joint waveform control and resource optimization for maneuvering targets tracking in netted colocated MIMO radar systems[J]. *IEEE Systems Journal*, 2022, 16(3): 3960–3971. doi: [10.1109/JSYST.2021.3098622](https://doi.org/10.1109/JSYST.2021.3098622).
- [36] YAN Junkun, DAI Jinhui, PU Wenqiang, *et al.* Quality of service constrained-resource allocation scheme for multiple target tracking in radar sensor network[J]. *IEEE Systems Journal*, 2021, 15(1): 771–779. doi: [10.1109/JSYST.2020.2990409](https://doi.org/10.1109/JSYST.2020.2990409).
- [37] SHI Yuchun, JIU Bo, YAN Junkun, *et al.* Data-driven simultaneous multibeam power allocation: When multiple targets tracking meets deep reinforcement learning[J]. *IEEE Systems Journal*, 2021, 15(1): 1264–1274. doi: [10.1109/JSYST.2020.2984774](https://doi.org/10.1109/JSYST.2020.2984774).
- [38] DELIGIANNIS A, PANOU A, LAMBOTHARAN S, *et al.* Game-theoretic power allocation and the Nash equilibrium analysis for a multistatic MIMO radar network[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(24): 6397–6408. doi: [10.1109/TSP.2017.2755591](https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2755591).
- [39] YAN Junkun, PU Wenqiang, ZHOU Shenghua, *et al.* Optimal resource allocation for asynchronous multiple targets tracking in heterogeneous radar networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 4055–4068. doi: [10.1109/TSP.2020.3007313](https://doi.org/10.1109/TSP.2020.3007313).
- [40] YAN Junkun, PU Wenqiang, LIU Hongwei, *et al.* Robust chance constrained power allocation scheme for multiple target localization in colocated MIMO radar system[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(15): 3946–3957. doi: [10.1109/TSP.2018.2841865](https://doi.org/10.1109/TSP.2018.2841865).
- [41] SHI Chenguang, DING Lintao, WANG Fei, *et al.* Joint target assignment and resource optimization framework for multitarget tracking in phased array radar network[J]. *IEEE Systems Journal*, 2021, 15(3): 4379–4390. doi: [10.1109/JSYST.2020.3025867](https://doi.org/10.1109/JSYST.2020.3025867).
- [42] ZHANG Weiwei, SHI Chenguang, and ZHOU Jianjiang. Power minimization-based joint resource allocation algorithm for target localization in noncoherent distributed MIMO radar system[J]. *IEEE Systems Journal*, 2022, 16(2): 2183–2194. doi: [10.1109/JSYST.2021.3126152](https://doi.org/10.1109/JSYST.2021.3126152).
- [43] FARINA A, RISTIC B, and TIMMONERI L. Cramér-Rao bound for nonlinear filtering with $P_d < 1$ and its application to target tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(8): 1916–1924. doi: [10.1109/TSP.2002.800411](https://doi.org/10.1109/TSP.2002.800411).
- [44] ANASTASIO V, FARINA A, COLONE F, *et al.* Cramér-Rao lower bound with $P_d < 1$ for target localisation accuracy in multistatic passive radar[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2014, 8(7): 767–775. doi: [10.1049/iet-rsn.2013.0213](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2013.0213).
- [45] SUN Jun, LU Xiujuan, YUAN Ye, *et al.* Resource allocation for multi-target tracking in multi-static radar systems with imperfect detection performance[C]. 2020 IEEE Radar Conference, Florence Italy, 2020. doi: [10.1109/RadarConf2043947.2020.9266340](https://doi.org/10.1109/RadarConf2043947.2020.9266340).
- [46] SHI Chenguang, SHI Zhao, TANG Zhicheng, *et al.* Joint Radar Selection and Resource Allocation for Multi-target Tracking in Multiple Radar Networks with Non-ideal Detection Performance[M]. FU Wenxing, GU Mancang, and NIU Yifeng. Proceedings of 2022 International Conference on Autonomous Unmanned Systems (ICAUS 2022). Singapore: Springer, 2023: 82–89. doi: [10.1007/978-981-99-0479-2_8](https://doi.org/10.1007/978-981-99-0479-2_8).
- [47] BOYD S and VANDENBERGHE L. *Convex Optimization*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [48] YAN Junkun, LIU Hongwei, JIU Bo, *et al.* Simultaneous multibeam resource allocation scheme for multiple target tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(12): 3110–3122. doi: [10.1109/TSP.2015.2417504](https://doi.org/10.1109/TSP.2015.2417504).
- [49] STOICA P and SELEN Y. Cyclic minimizers, majorization techniques, and the expectation-maximization algorithm: A refresher[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2004, 21(1): 112–114. doi: [10.1109/MSP.2004.1267055](https://doi.org/10.1109/MSP.2004.1267055).

作者简介

时晨光，博士，副教授，主要研究方向为飞行器射频隐身技术、网络化雷达资源管理等。

唐志诚，硕士生，主要研究方向为飞行器射频隐身技术。

周建江，博士，教授，主要研究方向为飞行器射频隐身技术、雷达目标特性分析、航空电子信息技术等。

严俊坤，博士，教授，主要研究方向为认知雷达、目标跟踪与定位、协同探测等。

王子微，博士，工程师，主要研究方向为雷达信号处理、目标跟踪等。

(责任编辑：高山流水)