

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211579

# 协同压制雷达系统的稳健资源分配方法

厉俊 张睿智 沈晓峰

(电子科技大学信息与通信工程学院 成都 611731)

**摘要:** 针对多站雷达系统部分参数只能通过参数估计获得,受限于参数估计的精度而造成的协同干扰性能下降的问题,提出了一种多干扰机联合干扰波束和发射功率的稳健资源分配方法。首先,采用多个目标在干扰环境中PCRLB的总和作为干扰性能的指标;然后,基于干扰信号模型、压制干扰环境下的雷达回波信号模型以及干扰支援编队的几何位置,将雷达系统参数估计的不确定性所导致的泛化误差与干扰波束和发射功率相结合,建立带有干扰资源约束条件的稳健资源分配方法;最后,考虑到资源参数的耦合性,采用基于遗传算法的两步分解方法对其进行求解。仿真结果表明,本文提出的稳健资源分配方法能有效降低雷达系统对多目标的跟踪性能,提高了多干扰机对雷达系统的协同干扰能力。

**关键词:** 协同干扰;稳健资源分配;PCRLB;遗传算法

**中图分类号:** TN972 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.70

## Robust jamming resource allocation for cooperatively suppressing multi-station radar systems

Li Jun Zhang Ruizhi Shen Xiaofeng

(School of Information and Communication Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

**Abstract:** A robust resource scheduling method of the multi-jammer joint jamming beam and transmitting power is proposed for the problem that some parameters of multi-station radar systems can only be obtained through parameter estimation, and the performance of cooperative jamming is degraded due to the accuracy of parameter estimation. First, the sum of the PCRLB of multiple targets in jamming environment is used to evaluate jamming performance. Then, based on the jamming signal model, radar echo signal model in the suppressive jamming environment, and the geometry of jamming support formation position, the generalization error caused by the uncertainty of radar system parameter estimation is combined with the jamming beam and transmit power to establish a robust resource scheduling method with jamming resource constraints. Finally, due to the coupling of resource parameters, a two-step decomposition solution based on genetic algorithm is used to solve it. The simulation results show that the proposed robust resource scheduling strategy can effectively reduce the performance of multi-target tracking in radar systems and enhance the cooperative jamming performance of multi-jammers to the radar systems.

**Keywords:** cooperative jamming; robust jamming resource scheduling; PCRLB; genetic algorithm

## 0 引言

多站雷达系统通常由多个空间广泛分布的雷达组成,它们分别工作在不同的模式和频段下,并协同工作以完成各种任务<sup>[1]</sup>。与传统的单基地雷达相比,多站雷达系统具有更好的目标跟踪和检测性能、波形分集增益和空间分集增益等优势<sup>[2]</sup>。这些优势使得它能够在电子对抗环境中实现对敌方目标的反侦察及干扰目标的探测识别。

多站雷达系统优越的抗干扰性能使得传统干扰策略难以实现理想的干扰效果<sup>[3]</sup>。因此,协同干扰技术应运而生。多部干扰机通过自适应分配干扰资源,如干扰机的数量、模式和功率等,组成干扰协同网络,并实现对多站雷达系统的有效干扰。相较于传统的单机干扰,多干扰机协同干扰能最大程度地发挥干扰系统的多模式特性,形成高性能的干扰架构,从而提升整体对抗水平<sup>[4]</sup>。

近年来,协同干扰资源分配问题已经被广大学者讨论

收稿日期:2022-09-30

和研究<sup>[5-9]</sup>。为了最大限度地提高算法的寻优概率,戴少怀等<sup>[5]</sup>针对协同干扰功率分配问题,提出了一种改进的二进制粒子群算法。赵忠凯等<sup>[6]</sup>以干扰时间利用率为系统约束条件,将雷达的几何精度因子和威胁等级作为目标函数,建立了针对多干扰机协同作战的优化模型,并采用粒子群算法进行求解。罗娟娟等<sup>[7]</sup>从时、空、频、能域和干扰样式 5 个角度构建干扰性能的评价指标,建立了基于模糊多属性的协同干扰资源分配模型,并采用贪婪算法对其进行求解。柳向等<sup>[8]</sup>基于二维整数编码,提出了一种改进的布谷鸟算法,并根据不同恒虚警检测器中不同干扰样式的性能差异设计了资源分配模型。Zhang 等<sup>[9]</sup>考虑了传输信号的带宽,提出了功率和带宽的联合优化问题,并采用凸松弛技术和循环最小方法进行求解。

上述工作为干扰资源分配问题提供了一些解决方案。然而,大部分成果中构建的分配模型都是基于准确获取雷达的各项参数。在实际应用中,雷达系统部分参数只能通过参数估计获得,受限于参数估计的精度,由估计方法获得的雷达参数存在误差,造成多干扰机协同干扰的性能下降。针对这一问题,本文提出了一种多干扰机联合干扰波束与发射功率的稳健资源分配方法。首先,将干扰环境中多个目标的后验克拉美罗下界 (posterior Cramér-Rao lower bound, PCRLB) 的总和作为目标函数;其次,将雷达系统参数估计的不确定性所导致的泛化误差<sup>[10]</sup>与资源分配模型相结合;最后,在干扰资源约束的情况下,采用基于遗传算法的两步分解方法求解该非凸优化模型。

## 1 系统模型

### 1.1 系统配置

假设雷达系统由  $M$  个相控阵雷达组成,其中雷达  $m(m = 1, 2, \dots, M)$  的坐标为  $(x_m, y_m)$ 。 $G$  个目标执行突防任务,其中目标  $g(g = 1, 2, \dots, G)$  在  $k$  时刻的坐标为  $(x_k^g, y_k^g)$ , 速度为  $(\dot{x}_k^g, \dot{y}_k^g)$ 。为了防止这些目标被雷达系统探测到,  $N(N < M)$  个干扰机伴飞目标,组成干扰支援编队,对雷达系统实施协同干扰。其中干扰机  $n(n = 1, 2, \dots, N)$  在  $k$  时刻的坐标为  $(x_{n,k}^j, y_{n,k}^j)$ , 速度为  $(\dot{x}_{n,k}^j, \dot{y}_{n,k}^j)$ 。图 1 展示了多目标编队突防雷达系统的二维场景图。

多干扰机协同干扰雷达系统的前提是雷达参数的获取,包括雷达载频、重频、脉宽等。这些参数一般是对雷达辐射源信号进行截获和量测后,通过参数估计方法得到的<sup>[11]</sup>。本文假设单部干扰机能够产生多个功率可控的波束用于干扰雷达系统。为了最大限度地发挥干扰资源的效能,需要对多干扰机系统的干扰波束和发射功率进行分配。其中,针对干扰波束的指向,引入二元分配向量  $\boldsymbol{\vartheta}_k = (\vartheta_{n,m,k})_{N \times M}$ , 满足:

$$\vartheta_{n,m,k} = \begin{cases} 1, & \text{干扰机 } n \text{ 干扰雷达 } m \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

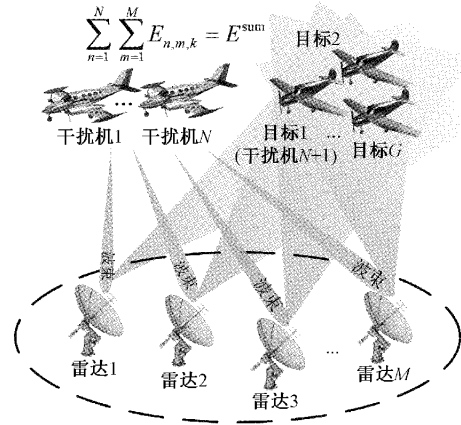


图 1 多目标编队突防雷达系统的二维场景图

$$\vartheta_{n,a,k} \neq \vartheta_{n,b,k}, a \neq b, a, b = 1, \dots, M \quad (2)$$

$$\sum_{m=1}^M \vartheta_{n,m,k} \leq L \quad (3)$$

式(2)表示单部干扰机在同一时刻最多分配一个干扰波束给同一雷达;式(3)表示单部干扰机在同一时刻最多产生  $L$  个干扰波束。此外,为了充分利用波束资源,每部雷达最多被  $Q$  个干扰机干扰,即:

$$1 \leq \sum_{n=1}^N \vartheta_{n,m,k} \leq Q \quad (4)$$

针对多干扰机系统的发射功率,定义干扰机  $n$  的功率分配向量为  $\mathbf{E}_k = (E_{n,m,k})_{N \times M}$ , 则发射功率  $E_{n,m,k}$  满足:

$$\begin{cases} E_{\min} \leq E_{n,m,k} \leq E_{\max}, & \vartheta_{n,m,k} = 1 \\ E_{n,m,k} = 0, & \vartheta_{n,m,k} = 0 \end{cases} \quad (5)$$

式(5)表示指定波束  $\vartheta_{n,m,k}$  的发射功率  $E_{n,m,k}$  被约束在  $[E_{\min}, E_{\max}]$  的范围内。同时,多干扰机系统的总功率  $E^{sum}$  是有限的,即:

$$\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M E_{n,m,k} = E^{sum} \quad (6)$$

### 1.2 干扰信号模型

压制性干扰的工作原理是通过传输类似噪声的大功率宽带干扰信号掩盖雷达回波中的目标信号<sup>[12]</sup>,从而降低雷达接收处目标的信干噪比。噪声调相干扰、噪声调频干扰、噪声调幅干扰等均属目前已知的压制性干扰样式<sup>[13]</sup>。

由于噪声调频干扰的覆盖频段广,具有较好的对抗能力,因此本文采用它进行雷达对抗。信号形式如式(7)所示。

$$\psi_{n,m,k}(t) = \sqrt{E_{n,m,k}} \omega_{n,m,k}(t) = \sqrt{E_{n,m,k}} \exp\{-j2\pi[\omega_n t + 2\pi K_{FM} \int_0^t u(t') dt' + \varphi]\} \quad (7)$$

其中,  $\psi_{n,m,k}(t)$  为干扰机  $n$  对雷达  $m$  施加的噪声调频干扰;  $\sqrt{E_{n,m,k}}$  为信号振幅;  $\omega_n$  为中心频率;  $K_{FM}$  表示调频斜率;  $u(t')$  代表调制噪声;  $\varphi$  为相位函数。

### 1.3 干扰环境中的雷达信号模型

对于多干扰机协同压制雷达系统的场景,  $k$  时刻的基

带回波信号表示如下:

$$r_{m,k}(t) = \sum_{g=1}^G r_{m,k}^g(t) + \sum_{n=1}^N \psi_{n,m,k}^r(t) + \varpi_{m,k}(t) \quad (8)$$

其中,  $\varpi_{m,k}(t)$  表示均值为 0 的复高斯白噪声;  $r_{m,k}^g(t)$  为雷达  $m$  接收目标  $g$  的回波信号, 具体表示为:

$$r_{m,k}^g(t) = \sigma_{m,k}^g \sqrt{E_{m,g,k}^r} S_{m,k}^g(t - \tau_{m,k}^g) \exp(-j2\pi \zeta_{m,k}^g t) \quad (9)$$

其中,  $R_{m,k}^g$  为雷达  $m$  与目标  $g$  之间的距离;  $\tau_{m,k}^g = 2R_{m,k}^g/c$  为  $R_{m,k}^g$  所导致的时延;  $\zeta_{m,k}^g$  表示多普勒频率;  $S_{m,k}^g$  为雷达发射信号的归一化复包络;  $\sigma_{m,k}^g$  表示雷达散射截面;  $E_{m,g,k}^r$  为第  $g$  个目标的回波信号功率, 具体表示为:

$$E_{m,g,k}^r = \frac{E_m^i O_{m,t}^i \lambda^2 \sigma_{m,k}^g}{(4\pi)^3 (R_{m,k}^g)^4} \quad (10)$$

其中,  $E_m^i$ ,  $O_{m,t}^i$  和  $\lambda$  分别代表雷达  $m$  的发射功率, 天线增益和工作波长。

回顾式(8), 雷达  $m$  接收到的干扰机  $n$  发射的压制性干扰信号为  $\psi_{n,m,k}^r(t)$ , 即:

$$\psi_{n,m,k}^r(t) = \sqrt{E_{n,m,k}^r} \omega_{n,m,k}(t - \tau_{n,m,k}) \quad (11)$$

式中:  $\tau_{n,m,k} = R_{n,m,k}^m/c$  是由于干扰机  $n$  和雷达  $m$  之间的距离  $R_{n,m,k}^m$  所导致的时延;  $E_{n,m,k}^r$  为第  $m$  个雷达接收到的干扰信号功率, 具体表示为:

$$E_{n,m,k}^r = \frac{E_{n,m,k}^j O_{n,t}^j (\phi_{n,m,k}^n) \lambda_f^2 \Upsilon}{(4\pi)^2 (R_{n,m,k}^m)^2} \quad (12)$$

其中,  $O_{n,t}^j$  为干扰机  $n$  的天线增益;  $\lambda_f$  为干扰信号波长;  $O_{n,t}^j(\phi_{n,m,k}^n)$  表示雷达接收机  $n$  在  $\phi_{n,m,k}^n$  方向上的天线增益;  $\Upsilon$  为极化失配损失。

#### 1.4 目标运动及量测模型

假设目标遵循线性匀速运动模型, 可以表示为:

$$\mathbf{x}_k^g = \mathbf{F} \mathbf{x}_{k-1}^g + \mathbf{v}_k^g \quad (13)$$

其中,  $\mathbf{x}_k^g = [x_k^g, y_k^g, \dot{x}_k^g, \dot{y}_k^g]^\top$  为  $k$  时刻目标  $g$  的状态向量;  $\mathbf{F}$  表示状态转移矩阵;  $\mathbf{v}_k^g$  代表协方差为  $\mathbf{C}_k^g$  [14] 的零均值高斯过程噪声, 定义分别如下

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_2 \quad (14)$$

$$\mathbf{C}_k^g = \kappa \begin{bmatrix} \Delta T^3/3 & \Delta T^2/2 \\ \Delta T^2/2 & \Delta T \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_2 \quad (15)$$

式中:  $\kappa$  为过程噪声强度;  $\Delta T$  为跟踪时间间隔;  $\otimes$  为克拉克罗积运算;  $\mathbf{I}_2$  为  $2 \times 2$  的单位矩阵。

雷达在压制性干扰环境中以  $P_{m,D}^g$  的检测概率探测目标。此时, 第  $m$  个雷达收集到的第  $g$  个目标的量测值为:

$$\mathbf{z}_{m,k}^g = \begin{cases} \mathbf{h}_{m,k}(\mathbf{x}_k^g) + \mathbf{u}_{m,k}^g, & P_{m,D}^g \\ \emptyset, & (1 - P_{m,D}^g) \end{cases} \quad (16)$$

其中,  $P_{m,D}^g$  为第  $m$  个雷达检测第  $g$  个目标的检测概率;  $\mathbf{u}_{m,k}^g$  表示零均值高斯分布的测量噪声;  $\mathbf{h}_{m,k}(\cdot) = [h_{R_{m,k}^g}(\cdot), h_{\phi_{m,k}^g}(\cdot)]^\top$  是一个非线性函数:

$$\begin{cases} R_{m,k}^g = h_{R_{m,k}^g}(\mathbf{x}_k^g) = \sqrt{(x_k^g - x_m)^2 + (y_k^g - y_m)^2} \\ \phi_{m,k}^g = h_{\phi_{m,k}^g}(\mathbf{x}_k^g) = \arctan \left[ \frac{(y_k^g - y_m)}{(x_k^g - x_m)} \right] \end{cases} \quad (17)$$

## 2 多干扰机系统的信号处理框架

### 2.1 雷达系统的跟踪性能指标

PCRLB 为目标状态的估计精度提供了一个下限, 因此被广泛用作资源分配中目标跟踪的性能指标 [15]。然而, 在压制干扰环境中, 基于理想检测假设的 PCRLB ( $P_{m,D}^g = 1$ ) 无法准确量化真实目标的跟踪性能。针对这个问题, 本文引入了信息缩减因子 [16]。对于本文研究的压制干扰场景, 信息缩减因子可以表示为目标的检测概率 [17]。通常, 对 Fisher 信息矩阵求逆, 并取矩阵对角元素的和 [15], 即可计算出 PCRLB, 表达式如下:

$$\eta_k^g(\mathbf{g}_k, \mathbf{E}_k) = \text{Tr}((\mathbf{J}(\mathbf{x}_k^g))^{-1}) \quad (18)$$

其中,  $\mathbf{J}(\mathbf{x}_k^g)$  表示 Fisher 信息矩阵, 它可以为两个部分 [18]:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}_k^g) = \mathbf{J}_P(\mathbf{x}_k^g) + \mathbf{J}_Z(\mathbf{x}_k^g, \mathbf{g}_k, \mathbf{E}_k) \quad (19)$$

式中:  $\mathbf{J}_P(\mathbf{x}_k^g)$  和  $\mathbf{J}_Z(\mathbf{x}_k^g, \mathbf{g}_k, \mathbf{E}_k)$  分别代表先验信息和量测数据的 Fisher 信息矩阵:

$$\mathbf{J}_P(\mathbf{x}_k^g) = [\mathbf{C}_k^g + \mathbf{F}(\mathbf{J}(\mathbf{x}_{k-1}^g))^{-1} \mathbf{F}^\top]^{-1} \quad (20)$$

$$\mathbf{J}_Z(\mathbf{x}_k^g, \mathbf{g}_k, \mathbf{E}_k) = \sum_{m=1}^M P_{m,D}^g \cdot \int_{\mathbf{x}_k^g} [(\mathbf{H}_{m,k}^g)^\top \sum_{m,k} \mathbf{H}_{m,k}^g] \quad (21)$$

其中,  $\mathbf{H}_{m,k}^g$  为式(16)中目标量测  $\mathbf{h}_{m,k}(\mathbf{x}_k^g)$  的雅克比矩阵。

### 2.2 联合干扰资源分配

在目标执行突防任务的过程中, 合理优化干扰资源的配置可以显著提高多干扰机系统的干扰性能。因此, 本文旨在干扰资源有限的情况下, 实现干扰波束和发射功率的联合优化分配。通过求解系统资源约束下的优化模型, 得到  $k$  时刻的资源分配方案, 即  $\mathbf{g}_k$  和  $\mathbf{E}_k$ 。然后, 获得的干扰资源分配结果  $\mathbf{g}_k$  和  $\mathbf{E}_k$  将被发送到局部干扰节点, 从而指导第  $k$  时刻的波束合成和功率辐射。优化模型的建立及求解详见第 3 节。

### 2.3 扩展卡尔曼滤波

干扰资源的优化分配完成后, 每个干扰机会调整其探测策略。此外, 雷达系统会发射多个波束以收集目标量测值并更新目标的状态。对于目标状态的估计值, 本文采用扩展卡尔曼滤波算法进行计算 [19]。该算法主要包括两个过程: 目标状态的更新及预测。首先, 对于目标状态更新, 第  $g$  个目标在  $k$  时刻的预测为:

$$\hat{\mathbf{z}}_{g,m,k|k-1} = \mathbf{h}_{m,k}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^g) \quad (22)$$

对于压制干扰环境中  $P_{m,D}^g \leq 1$  的情况, 雷达系统采集第  $g$  个目标的  $\hat{M}(\hat{M} \leq M)$  个量测值。目标状态的估计

值可以由式(23)给出:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^g = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^g + K_{m,k}^g \{z_{m,k}^g - h_{m,k}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^g)\} \quad (23)$$

其次,可以得到第  $g$  个目标在时间间隔  $k+1$  内的一步预测结果,即:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^g = F \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^g \quad (24)$$

### 3 稳健干扰波束和发射功率分配策略

#### 3.1 雷达参数不确定性模型

干扰资源分配问题是基于准确获取雷达参数的假设下,但在实际应用中,受限于参数估计的精度,由估计方法获得的雷达参数存在误差。这导致计算的性能指标与实际性能指标之间存在着泛化误差<sup>[20]</sup>,降低了干扰资源优化分配算法的性能。为了解决这个问题,本文将雷达距离、角度和散射截面积的不确定性所导致的泛化误差与资源分配模型相结合。雷达参数不确定性模型如图 2 所示,下式为雷达距离和角度的不确定区间:

$$\tilde{R}_{m,k}^g \in R_{m,k}^g = [\hat{R}_{m,k}^g - R_{m,k}^g, \hat{R}_{m,k}^g + R_{m,k}^g] \quad (25)$$

$$\tilde{\phi}_{m,k}^g \in \Phi_{m,k}^g = [\hat{\phi}_{m,k}^g - \phi_{m,k}^g, \hat{\phi}_{m,k}^g + \phi_{m,k}^g] \quad (26)$$

其中,  $\hat{R}_{m,k}^g$  和  $\hat{\phi}_{m,k}^g$  分别表示雷达  $m$  的预测距离和角度;  $R_{m,k}^g$  和  $\bar{R}_{m,k}^g$  分别为雷达  $m$  和目标  $g$  之间距离不确定性的上界和下界;  $\tilde{\phi}_{m,k}^g$  表示方位角的估计范围,上下界分别为  $\phi_{m,k}^g$  和  $\bar{\phi}_{m,k}^g$ 。

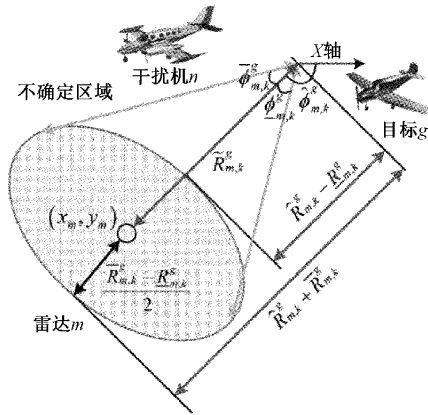


图 2 估计角度和距离的不确定性模型

对于目标的雷达散射截面积,其不确定区间为:

$$\tilde{\sigma}_{m,k}^g \in \Xi_{m,k}^g = [\hat{\sigma}_{m,k}^g - \sigma_{m,k}^g, \hat{\sigma}_{m,k}^g + \sigma_{m,k}^g] \quad (27)$$

式中:  $\tilde{\sigma}_{m,k}^g$  表示目标  $g$  对于雷达  $m$  的散射截面积的估计值,其上下界分别为  $\sigma_{m,k}^g$  和  $\bar{\sigma}_{m,k}^g$ 。

结合距离  $\tilde{R}_{m,k}^g$ 、角度  $\tilde{\phi}_{m,k}^g$  和散射截面积  $\tilde{\sigma}_{m,k}^g$  这 3 个不确定性因素,整个系统的参数不确定性可表示为:

$$\{\tilde{R}_{m,k}^g, \tilde{\phi}_{m,k}^g, \tilde{\sigma}_{m,k}^g\} \in \Lambda_{m,k}^g = \prod_{m \in M} R_{m,k}^g \times \Phi_{m,k}^g \times \Xi_{m,k}^g \quad (28)$$

#### 3.2 稳健优化问题

稳健优化算法旨在提升参数波动情况下的系统干扰性能。针对资源分配模型中引入的雷达距离、角度和散射截面积不确定性,本文设计了一种稳健干扰资源优化框架。具体的,采用极大极小化准则<sup>[21]</sup>将单个目标的 PCRLB 过渡到衡量整体系统的跟踪性能度量指标。因此,稳健优化算法等效于最大化最佳参数的跟踪误差,相应的目标函数由式(29)所示。

$$\min_{\boldsymbol{\theta}_k, E_k} \max_{\{\tilde{R}_{m,k}^g, \tilde{\phi}_{m,k}^g, \tilde{\sigma}_{m,k}^g\} \in \Lambda_{m,k}^g} - \sum_{g=1}^G \{\eta_k^g(\boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{E}_k)\} \quad (29)$$

对于距离不确定性  $\tilde{R}_{m,k}^g$  和散射截面积不确定性  $\tilde{\sigma}_{m,k}^g$ , 由于  $-\sum_{g=1}^G \{\eta_k^g(\boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{E}_k)\}$  与  $\tilde{R}_{m,k}^g$  的四次方成正比,与  $\tilde{\sigma}_{m,k}^g$  的平方成反比<sup>[22]</sup>,  $-\sum_{g=1}^G \{\eta_k^g(\boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{E}_k)\}$  的最大值在  $\tilde{R}_{m,k}^g = \hat{R}_{m,k}^g - R_{m,k}^g, \tilde{\sigma}_{m,k}^g = \hat{\sigma}_{m,k}^g + \sigma_{m,k}^g$  处获得。因此,稳健优化算法的目标函数式(29)可以转化为

$$\min_{\boldsymbol{\theta}_k, E_k} \max_{\{\tilde{\phi}_{m,k}^g\} \in \Phi_{m,k}^g} - \sum_{g=1}^G \{\eta_k^g(\boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{E}_k)\} \Big|_{\tilde{R}_{m,k}^g = \hat{R}_{m,k}^g - R_{m,k}^g, \tilde{\sigma}_{m,k}^g = \hat{\sigma}_{m,k}^g + \sigma_{m,k}^g} \quad (30)$$

对于角度不确定性  $\tilde{\phi}_{m,k}^g$ , 采用凸松弛算法进行求解<sup>[4]</sup>。由于  $-\sum_{g=1}^G \{\eta_k^g(\boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{E}_k)\} \Big|_{\tilde{R}_{m,k}^g = \hat{R}_{m,k}^g - R_{m,k}^g, \tilde{\sigma}_{m,k}^g = \hat{\sigma}_{m,k}^g + \sigma_{m,k}^g}$  与  $\sin \tilde{\phi}_{m,k}^g$  成反比,其最大值在  $\delta_{m,k}^g = \max\{\sin \phi_{m,k}^g, \sin \bar{\phi}_{m,k}^g\}$  上得到。此时,基于  $\tilde{R}_{m,k}^g = \hat{R}_{m,k}^g - R_{m,k}^g, \tilde{\sigma}_{m,k}^g = \hat{\sigma}_{m,k}^g + \sigma_{m,k}^g$  和  $\delta_{m,k}^g = \max\{\sin \phi_{m,k}^g, \sin \bar{\phi}_{m,k}^g\}$  的稳健干扰资源优化模型建立如下:

$$\min_{\boldsymbol{\theta}_k, E_k} - \sum_{g=1}^G \{\eta_k^g(\boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{E}_k, \tilde{R}_{m,k}^g, \tilde{\sigma}_{m,k}^g, \delta_{m,k}^g)\} \quad (31)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} E_{\min} \leq E_{n,m,k} \leq E_{\max}, \vartheta_{n,m,k} = 1 \\ E_{n,m,k} = 0, \vartheta_{n,m,k} = 0 \\ \vartheta_{n,a,k} \neq \vartheta_{n,b,k}, a \neq b \\ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M E_{n,m,k} = E^{\text{sum}} \\ \sum_{m=1}^M \vartheta_{n,m,k} \leq L \\ 1 \leq \sum_{n=1}^N \vartheta_{n,m,k} \leq Q \end{cases}$$

式中:约束条件来自 1.1 节中的系统配置。通过求解优化模型式(31),即可获得稳健的资源分配结果。

#### 3.3 两步分解法

由于波束指向  $\boldsymbol{\theta}_k$  和发射功率  $E_k$  相互耦合,并且  $\boldsymbol{\theta}_k$  是离散的,使得式(31)中建立的稳健资源分配模型为一个 NP-难的非凸优化问题。因此,本文通过解耦的方式求解该优化问题,采用基于遗传算法的两步分解方法<sup>[23]</sup>。具体

步骤如下:

1) 波束指向  $\mathbf{g}_k^{\text{opt}}$  分配: 假设所有的雷达节点都可以被干扰到, 并且干扰机均匀分配发射功率  $E_k^{\text{avg}} = (E^{\text{sum}}/MN) \cdot 1_{N \times M}$ 。由于变量  $\mathbf{g}_k$  是二元的, 并且是一个非凸优化约束。因此, 可以将非凸优化约束  $\vartheta_{n,m,k} \in \{0,1\}$  转换为凸优化约束  $0 \leq \vartheta_{n,m,k} \leq 1$ , 从而得到凸松弛优化问题。

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{g}_k, E_k^{\text{avg}}} & - \sum_{k=1}^G \{ \eta_k^g(\mathbf{g}_k, E_k^{\text{avg}}, \tilde{R}_{m,k}^g, \tilde{\sigma}_{m,k}^g, \delta_{m,k}^g) \} \\ \text{s. t.} & \begin{cases} 0 \leq \vartheta_{n,m,k} \leq 1 \\ \vartheta_{n,a,k} \neq \vartheta_{n,b,k}, a \neq b \\ \sum_{m=1}^M \vartheta_{n,m,k} \leq L \\ 1 \leq \sum_{n=1}^N \vartheta_{n,m,k} \leq Q \end{cases} \end{aligned} \quad (32)$$

式(32)构建的优化模型可以采用遗传算法进行求解, 并得到松弛优化结果  $\vartheta_{n,m,k}^{\text{con}}$ 。然后, 定义初始波束指向分配矩阵  $\mathbf{g}_k^{\text{opt}} = 0_{N \times M}$ , 将  $\mathbf{g}_k^{\text{opt}}$  中对应索引的元素设置为 1, 并将  $\mathbf{g}_k^{\text{con}}$  中的最大值用 0 替换。循环上述步骤, 直到分配给所有雷达的干扰波束资源满足要求, 则停止当前时刻的分配操作, 得到波束指向次优分配结果  $\mathbf{g}_k^{\text{opt}}$ 。

2) 基于  $\mathbf{g}_k^{\text{opt}}$  求解次优发射功率  $E_k$ : 在 1) 中获得波束指向分配结果后, 优化问题(32)可以转化为:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{g}_k^{\text{opt}}, E_k} & - \sum_{k=1}^G \{ \eta_k^g(\mathbf{g}_k^{\text{opt}}, E_k, \tilde{R}_{m,k}^g, \tilde{\sigma}_{m,k}^g, \delta_{m,k}^g) \} \\ \text{s. t.} & \begin{cases} E_{\min} \leq E_{n,m,k} \leq E_{\max}, \vartheta_{n,m,k} = 1 \\ E_{n,m,k} = 0, \vartheta_{n,m,k} = 0 \\ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M E_{n,m,k} = E^{\text{sum}} \end{cases} \end{aligned} \quad (33)$$

同理, 采用遗传算法求解式(33)得到次优发射功率分配策略  $E_k^{\text{opt}[24]}$ 。至此, 多干扰机系统的稳健干扰资源分配问题得以解决。

### 4 仿真结果与分析

本节通过对比均匀分配算法和传统优化算法, 证明所提出的稳健优化算法的有效性和鲁棒性。其中, 均匀分配算法是指随机分配干扰波束, 均匀分配所有波束的功率。传统优化算法是指在不考虑雷达参数不确定性的情况下实现系统资源的优化分配<sup>[25]</sup>。

多站雷达系统由  $M = 5$  个雷达节点组成, 每个雷达均能产生功率相同的多个波束进行多目标跟踪。在该场景下,  $G = 2$  架配备干扰设备的飞机和一部干扰机组成一个协同干扰系统压制雷达系统, 以完成目标突防任务。协同干扰系统的初始状态如表 1 所示。雷达、目标和干扰机的部署模式如图 3 所示。

假定每个雷达和每部干扰机的配置均相同, 采用表 2

表 1 每个目标的初始状态

干扰机	初始坐标/km	初始速度/(m·s <sup>-1</sup> )
目标 1/干扰机 1	(29.7, 60)	(-80, -910)
目标 2/干扰机 2	(19.7, 50)	(-100, -900)
干扰机 3	(25, 55)	(-90, -890)

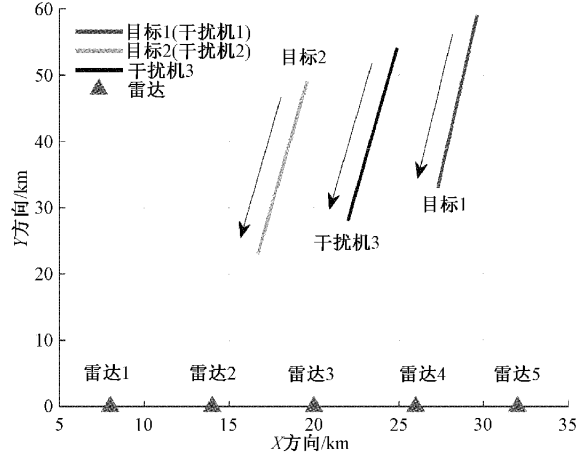


图 3 多干扰机系统压制多站雷达系统

所示的参数方案对 3 种算法的干扰性能进行仿真。此外, 每部干扰机的发射功率上限和下限分别为  $E_{\max} = 0.9E^{\text{sum}}$  和  $E_{\min} = 0.1E^{\text{sum}}$ 。连续间隔之间的时间段为  $\Delta T = 1$  s, 并使用 30 帧的序列。对式(32)和(33)采用遗传算法进行求解, 种群个体设为 100, 交叉概率为 0.6, 变异概率为 0.2, 总迭代次数为 300。

表 2 协同干扰系统的仿真参数

参数	数值
雷达发射功率 $E_m^t$ /W	$5 \times 10^6$
雷达发射天线增益 $O_{m,t}$ /dB	45
最多被干扰波束个数 $Q$	3
雷达工作波长 $\lambda$ /m	0.1
雷达天线波瓣宽度 $\phi_{0.5}$ /( $^\circ$ )	5
干扰机总功率 $E^{\text{sum}}$ /W	$10^6$
干扰机天线增益 $O_n^t$ /dB	10
干扰机波束个数 $L$	2
干扰机工作波长 $\lambda_f$ /m	0.1

3 种分配算法实现的目标 PCRLB 如图 4 所示。可以看出, 通过合理分配干扰资源, 本文所提出的稳健优化算法具有最好的干扰效果。对于传统优化算法, 由于没有考虑雷达参数的不确定性, 其干扰性能比稳健优化算法差。均匀分配算法得到的跟踪 PCRLB 逐渐收敛, 其干扰性能最差。通过比较 3 种分配算法获得目标跟踪性能验证了本文所提的稳健优化算法的有效性和优越性。

3 种分配算法获得的所有目标的检测概率如图 5 所

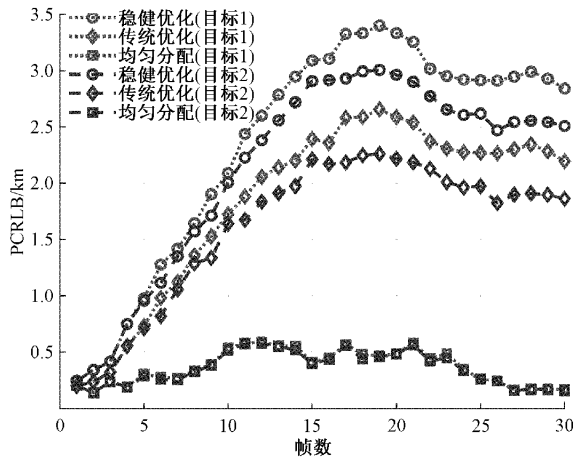


图 4 不同算法实现的两个目标的 PCRLB

示。与其他两种算法相比,稳健优化算法显著降低了两个目标的检测概率,这与目标跟踪性能一致。同时,雷达系统被成功干扰,这进一步验证了本文所提出的稳健优化算法的有效性。

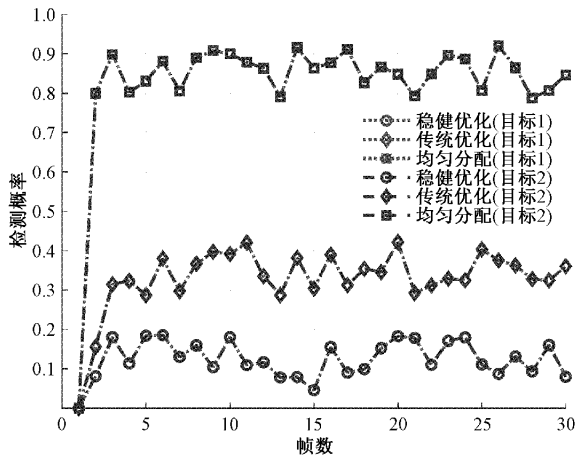
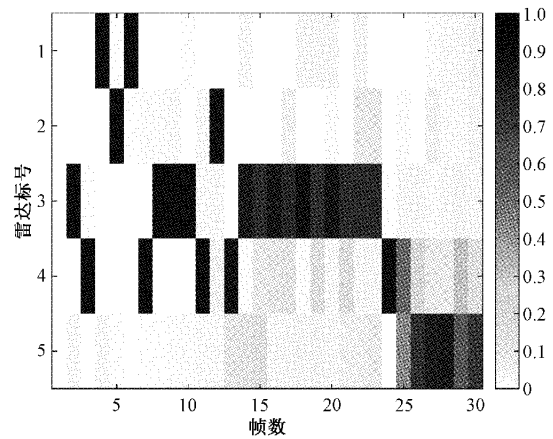


图 5 不同算法实现的两个目标的检测概率

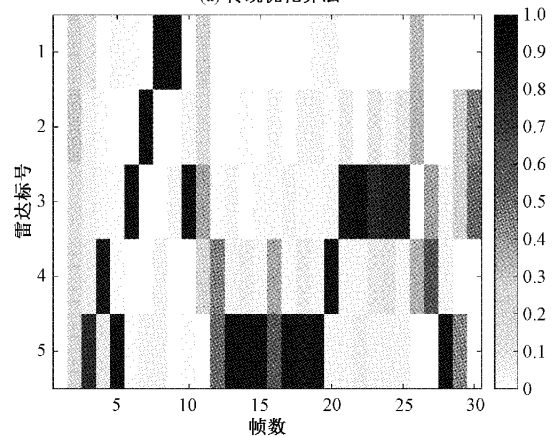
图 6 给出了通过传统优化算法和稳健优化算法实现的每个雷达的归一化干扰功率分配结果,网格颜色表示为压制某个雷达分配的干扰功率量。本节使用多干扰系统的总功率对干扰功率分配结果进行归一化,即:

$$\bar{E}_{n,m,k}^{opt} = \frac{E_{n,m,k}^{opt}}{E_{sum}} \quad (34)$$

其中,  $\bar{E}_{n,m,k}^{opt} \in [0,1]$ 。从图 6(a)和(b)可以看出不同的准则会导致雷达分配的功率资源不同。传统优化算法为雷达 3 和 4 分配了更多的功率资源,因为这两个节点离目标最近,路径损耗最小,雷达的跟踪精度也越高,分配更多的功率能增强协同干扰系统的干扰性能。而稳健优化算法为雷达 5 分配了更多的功率资源,因为目标相对节点 5 是径向飞行的,不容易出现较大的角度偏差。但对于其他节点,目标角度的扩散较为明显,角度的不确定性较大。因此,稳健分配算法优先分配功率资源给不确定性较小的雷



(a) 传统优化算法



(b) 稳健优化算法

图 6 两种算法得到的每个雷达归一化干扰功率分配结果

达节点,保证系统整体的干扰性能。同时,雷达节点 3 和 4 也被分配了部分功率,说明稳健分配算法也考虑了距离因素。综上,稳健分配算法在协同干扰资源分配的过程中着重避免参数不确定性,鲁棒性较好。

## 5 结 论

针对多目标编队突防多站雷达系统的场景,本文提出了一种协同压制雷达系统的多干扰机稳健资源分配方法。通过将多个目标 PCRLB 的总和作为评估干扰性能的目标函数,构建干扰资源优化问题。同时,考虑雷达参数波动引起的泛化误差,将雷达距离、角度和散射截面积的不确定性与资源优化模型相结合。最后,在干扰资源的约束下,采用基于遗传算法的两步分解方法求解该非凸优化问题。仿真结果表明,本文所提出的稳健资源分配方法在降低雷达系统的多目标跟踪性能方面,具有较好的有效性和鲁棒性。

## 参考文献

- [1] 唐胜景, 史松伟, 张尧, 等. 智能化分布式协同作战体系发展综述[J]. 空天防御, 2019, 2(1): 6-13, DOI: 10.3969/j.issn.2096-4641.2019.01.002.
- [2] YAN J K, LIU H W, JIU B, 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.
- [3] ZHANG L, SHI G, GENG X. Blanket jamming targets assignment based on adaptive genetic algorithm[C]. 2019 IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems (CIS) and IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics (RAM), Bangkok, Thailand, 2019: 171-175, DOI: 10.1109/CIS-RAM47153.2019.9095841.
- [4] 李光明, 田孝华, 刘潇, 等. 智能多波束干扰技术研究[J]. 电光与控制, 2017, 24(4): 1-4, DOI: 10.3969/j.issn.1671-637X.2017.04.001.
- [5] 戴少怀, 杨革文, 李旻, 等. 改进粒子群算法的组网雷达协同干扰资源分配[J]. 航天电子对抗, 2020, 36(4): 29-34, 45, DOI: 10.16328/j.htdz8511.2020.04.007.
- [6] 赵忠凯, 王鸿. 组网雷达协同干扰资源分配模型及算法[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(5): 85-89, DOI: 10.3969/j.issn.1002-0640.2019.05.019.
- [7] 罗娟娟, 周东青, 朱玉鹏. 基于模糊多属性的协同电子干扰资源分配方法[J]. 电子信息对抗技术, 2019, 34(3): 65-70, DOI: 10.3969/j.issn.1674-2230.2019.03.015.
- [8] 柳向, 李东生, 吴世俊. 改进布谷鸟算法在协同干扰资源分配中的应用[J]. 现代雷达, 2019, 41(2): 84-90, DOI: 10.16592/j.cnki.1004-7859.2019.02.019.
- [9] ZHANG H W, ZONG B F, XIE J W. 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.
- [10] 潘昱豪, 高玉良, 张路, 等. 多机协同噪声干扰资源分配优化技术研究[J]. 空军预警学院学报, 2017, 31(5): 346-350, DOI: 10.3969/j.issn.2095-5839.2017.05.008.
- [11] QI S B, ZHAO X H, TAO R, et al. Multiple false target jamming against wideband linear frequency modulated signal [C]. 2013 IEEE 4th International Conference on Electronics Information and Emergency Communication, Beijing, China, 2013: 201-204, DOI: 10.1109/ICEIEC.2013.6835487.
- [12] 张养瑞, 高梅国, 罗皓月, 等. 基于检测概率的雷达网协同干扰效果评估方法[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(8): 1778-1786, DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2015.08.10.
- [13] 陈奕琪. 改进群智能算法多目标干扰决策[J]. 现代防御技术, 2020, 48(1): 107-112, DOI: 10.3969/j.issn.1009-086x.2020.01.017.
- [14] 譙梁, 杨帅, 王鑫, 等. 雷达干扰效果评估与协同干扰策略分配算法研究[J]. 航天电子对抗, 2019, 35(3): 27-32, DOI: 10.3969/j.issn.1673-2421.2019.03.007.
- [15] MA J M, LIU Y T, CHEN G. New jamming method of netted radar based on time synchronization errors[C]. 2019 International Conference on Information Technology, Electrical and Electronic Engineering, Sanya, China, 2019: 452-456, DOI: 10.12783/dtce/iteee2019/28787.
- [16] 王润芑, 任耀峰. 基于改进遗传算法的雷达组网干扰资源分配问题研究[J]. 计算机与数字工程, 2017, 45(11): 2148-2151, DOI: 10.3969/j.issn.1672-9722.2017.11.014.
- [17] 宗思光, 刘涛, 梁善永. 基于改进遗传算法的干扰资源分配问题研究[J]. 电光与控制, 2018, 25(5): 41-45, DOI: 10.3969/j.issn.1671-637X.2018.05.009.
- [18] 韩剑, 张杰. 多波束及其在无人机上的应用[J]. 航天电子对抗, 2014, 30(2): 47-50, DOI: 10.3969/j.issn.1673-2421.2014.02.014.
- [19] ZHANG H W, ZHOU H, ZONG B F, et al. A fast power allocation strategy for multibeam tracking multiple targets in clutter[J]. IEEE Systems Journal, 2022, 16 (1): 1249-1257, DOI: 10.1109/JSYST.2021.3059257.
- [20] 胡新宇, 张铁军, 王昀. 低截获概率雷达信号侦察技术[J]. 航天电子对抗, 2020, 36(5): 40-43, DOI: 10.16328/j.htdz8511.2020.05.009.
- [21] 崔哲铭, 彭世蕤, 任明秋, 等. 基于波束数量控制的多波束干扰资源调度研究[J]. 空军预警学院学报, 2020, 34(4): 274-278, DOI: 10.3969/j.issn.2095-5839.2020.04.009.
- [22] XIE M C, YI W, KONG L J. Joint selection and power allocation strategy for target tracking in decentralized multiple radar systems [C]. 2016 IEEE Radar Conference (RadarConf), Philadelphia, USA, 2016: 1-6, DOI: 10.1109/RADAR.2016.7485307.
- [23] 杨殿亮, 胡文才, 葛晨曦. 基于改进遗传算法的 CPS 任务分配方法[J]. 电子测量技术, 2017, 40(4): 64-67, DOI: 10.19651/j.cnki.emt.2017.04.015.
- [24] ZHANG D L, SUN J, YI W, et al. Joint jamming beam and power scheduling for suppressing netted radar system [C]. 2021 IEEE Radar Conference (RadarConf21), Atlanta, USA, 2021: 1-6, DOI: 10.1109/RadarConf2147009.2021.9455337.
- [25] MA J, SHI B, CHE F, et al. Research on evaluation method of cooperative jamming effect in cognitive confrontation [C]. The 1st International Conference on Artificial Intelligence for Communications and Networks, Harbin, China, 2019: 40-51, DOI: 10.1007/978-3-030-22971-9\_4.

### 作者简介

厉俊(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为干扰系统资源自适应管理、最优化方法及应用。

E-mail: lijun990429@163.com

张睿智, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达干扰抑制、雷达通信一体化。

E-mail: zrz\_cdut@163.com

沈晓峰, 研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为雷达系统、目标识别和系统仿真。

E-mail: xfshen@uestc.edu.cn