

# 基于集中式 MIMO 雷达的多目标跟踪功率分配优化算法

李正杰, 谢军伟, 张浩为, 蔡保杰, 葛佳昂

(空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051)

**摘要** 针对集中式 MIMO 雷达对多个运动目标进行跟踪的问题, 提出一种基于后验克拉美罗下界的功率分配方法。首先给出了多个运动目标定位误差的后验克拉美罗下界, 并将其作为代价函数进行优化, 从而将雷达功率分配转化为求解凸优化问题; 然后, 运用 SDP 算法对该凸优化问题进行处理, 将其转化为 SDP 问题并求解, 从而实现雷达功率的优化分配; 最后, 通过仿真验证了算法的有效性。结果表明, 与功率平均分配和一种基于最大信噪比的贪婪算法相比, 该功率优化分配方法能明显提高目标跟踪精度。

**关键词** 集中式 MIMO 雷达; 后验克拉美罗下界; SDP 算法; 功率分配

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2019.05.013

**中图分类号** TN95 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2019)05-0076-07

## Multiple Targets Tracking Power Allocation Optimization Algorithm Based on Collocated MIMO Radar

LI Zhengjie, XIE Junwei, ZHANG Haowei, CAI Baojie, GE Jia'ang

(Air and Missile Defense Colloge, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

**Abstract:** In view of collocated MIMO radar tracking multiple moving targets, this paper proposes a power allocation method based on the Posterior Cramer-Rao Lower Bound(PCRLB). In this method, firstly, the PCRLB of multiple moving targets localization errors is given as a cost function for power allocation. Thus, the radar power allocation is transformed into a convex optimization problem. Then, the SDP algorithm is used to deal with the convex optimization problem to transform it into a SDP problem and solve, realizing the optimal allocation of radar power. Finally, the validity of the proposed algorithm is verified by simulation. The results show that compared with the average power distribution and a greedy algorithm based on maximum SNR, the tracking accuracy of the target is obviously improved by the optimal power distribution method.

**Key words:** collocated MIMO radar; PCRLB; SDP algorithm; power allocation

集中式多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)雷达以相控阵阵列模型为基础, 通

收稿项目: 2019-04-03

基金项目: 国家自然科学基金(61503408)

作者简介: 李正杰(1995—), 男, 四川绵阳人, 硕士生, 主要从事雷达资源管理研究。E-mail:afeu\_lzj@163.com

**引用格式:** 李正杰, 谢军伟, 张浩为, 等. 基于集中式 MIMO 雷达的多目标跟踪功率分配优化算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2019, 20(5): 76-82. LI Zhengjie, XIE Junwei, ZHANG Haowei, et al. Multiple Targets Tracking Power Allocation Optimization Algorithm Based on Collocated MIMO Radar[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2019, 20(5): 76-82.

过在发射端同时发射多个正交信号,在接收端引入数字波束形成技术(Digital Beam Forming, DBF)可实现同时多波束,克服了传统相控阵雷达分时跟踪的缺点,能够同时对多个目标进行跟踪。

集中式 MIMO 雷达执行多目标跟踪任务时可采用同时多波束机制,使不同发射波束指向多个目标,从而实现同时跟踪。如何将有限的发射总功率合理分配给各发射波束,从而获得更高的目标跟踪精度,已成为集中式 MIMO 雷达功率分配研究领域的热点问题<sup>[1-2]</sup>。当前关于雷达功率分配的研究大致可以分为 2 种思路:第 1 种是将雷达发射总功率恒定作为约束条件,通过优化调整雷达功率分配,获取最佳目标定位精度;第 2 种是保证定位精度的条件下,优化调整雷达功率分配,获得最小消耗总功率。文献[3~4]将克拉美罗下界(Cramer-Rao Lower Bound, CRLB)作为代价函数,构造了单个静止目标定位的功率优化模型。文献[5~6]将其进一步推广到了多个静止目标定位跟踪情形。CRLB 可为任何无偏估计提供下界,但不具有预测能力,故不能适用于目标跟踪。针对该问题,文献[7]根据后验 CRLB(Posterior CRLB, PCRLB)的可预测性,提出将 PCRLB 用于目标跟踪。文献[8~9]分别利用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)和精度更高的无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)提出了单个机动目标跟踪功率分配算法。关于功率优化求解,文献[10~11]将功率优化分配看做非凸优化问题,并采用贪婪算法进行求解。但上述研究及算法存在以下缺陷:一是滤波精度不够高,导致雷达功率分配结果不够精确;二是将功率优化分配看作非凸优化问题,导致运算量增大而且可能得不到最优解。

针对上述情况,本文基于集中式 MIMO 雷达系统,提出了一种针对多个运动目标进行跟踪的功率分配方法,将有限的发射总功率进行合理分配来提高雷达资源利用率和目标跟踪精度。

## 1 系统建模

### 1.1 运动模型

假设在  $x$ - $y$  平面内存在  $M$  个彼此分离的跟踪目标,第  $q$  个目标在平面内做匀加速运动,则该目标的运动方程可表示为:

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

式中: $\mathbf{x}_k^q$  表示  $k$  时刻第  $q$  个目标的状态向量,其具体形式为:

$$\mathbf{x}_k^q = [\mathbf{x}_{T_k}^q, \mathbf{x}_{T_k}^q, \mathbf{x}_{T_k}^q, \mathbf{y}_{T_k}^q, \mathbf{y}_{T_k}^q, \mathbf{y}_{T_k}^q]^T \quad (2)$$

式中:( $\mathbf{x}_{T_k}^q, \mathbf{y}_{T_k}^q$ )、( $\dot{\mathbf{x}}_{T_k}^q, \dot{\mathbf{y}}_{T_k}^q$ )以及( $\ddot{\mathbf{x}}_{T_k}^q, \ddot{\mathbf{y}}_{T_k}^q$ )分别代表  $k$  时刻目标  $q$  的真实位置、速度以及加速度; $\mathbf{F}_q$  表示目标  $q$  的状态转移矩阵:

$$\mathbf{F}_q = \mathbf{I}_2 \otimes \begin{bmatrix} 1 & T_s & 0.5 T_s^2 \\ 0 & 1 & T_s \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{I}_2$  表示二阶单位矩阵; $\otimes$ 表示进行克罗内克积(Kronecker product)运算; $\mathbf{u}_{k-1}^q$ 为均值为零的高斯白噪声序列,表征由环境扰动等因素造成的目标运动状态的随机波动,其协方差可以表示为:

$$\mathbf{Q}_{k-1}^q = s_q \mathbf{I}_2 \otimes \begin{bmatrix} \frac{1}{20} T_s^5 & \frac{1}{8} T_s^4 & \frac{1}{6} T_s^3 \\ \frac{1}{8} T_s^4 & \frac{1}{3} T_s^3 & \frac{1}{2} T_s^2 \\ \frac{1}{6} T_s^3 & \frac{1}{2} T_s^2 & T_s \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $T_s$  表示采样间隔; $s_q$  表示过程噪声的强度。

### 1.2 观测模型

假设空间中集中式 MIMO 雷达的坐标为( $x_0, y_0$ ),雷达能稳定接收目标回波信号并满足跟踪任务所需的距离、速度以及角度分辨力。假设在  $k$  时刻,雷达对  $M$  个彼此独立的目标进行跟踪,第  $q$  个目标的观测向量和目标状态向量的关系为:

$$\mathbf{z}_{q,k} = \mathbf{h}_{q,k}(\mathbf{x}_k^q) + \mathbf{w}_{q,k} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{h}_{q,k}(\cdot)$ 表示  $k$  时刻针对目标  $q$  的观测方程:

$$\mathbf{h}_{q,k}(\cdot) = [\mathbf{h}_{R_{q,k}}(\cdot), \mathbf{h}_{f_{q,k}}(\cdot), \mathbf{h}_{\theta_{q,k}}(\cdot)]^T \quad (6)$$

式(6)中的各项可表示为:

$$\begin{cases} R_{q,k} = h_{R_{q,k}}(\mathbf{x}_k^q) = \sqrt{(x_{T_k}^q - x_0)^2 + (y_{T_k}^q - y_0)^2} \\ f_{q,k} = h_{f_{q,k}}(\mathbf{x}_k^q) = -\frac{2}{\lambda} (\dot{x}_{T_k}^q, \dot{y}_{T_k}^q) \begin{bmatrix} x_{T_k}^q - x_0 \\ y_{T_k}^q - y_0 \end{bmatrix} / R_{q,k} \\ \theta_{q,k} = h_{\theta_{q,k}}(\mathbf{x}_k^q) = \arctan(y_{T_k}^q - y_0) / (x_{T_k}^q - x_0) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\lambda$  表示雷达的工作波长。

式(5)中, $\mathbf{w}_{q,k}$ 为均值为零的高斯白噪声,其方差为:

$$\Sigma_{q,k} = \text{diag}(\sigma_{R_{q,k}}^2, \sigma_{f_{q,k}}^2, \sigma_{\theta_{q,k}}^2) \quad (8)$$

式中: $\sigma_{R_{q,k}}^2$ 、 $\sigma_{f_{q,k}}^2$ 和 $\sigma_{\theta_{q,k}}^2$ 分别表示距离、多普勒频移以及方位的测量方差,有:

$$\begin{cases} \sigma_{R_{q,k}}^2 \propto (\alpha_{q,k} P_{q,k} | h_k^q |^2 \beta_{q,k}^2)^{-1} \\ \sigma_{f_{q,k}}^2 \propto (\alpha_{q,k} P_{q,k} | h_k^q |^2 T_{q,k}^2)^{-1} \\ \sigma_{\theta_{q,k}}^2 \propto (\alpha_{q,k} P_{q,k} | h_k^q |^2 / B_{NN})^{-1} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $P_{q,k}$ 为发射功率; $\alpha_{q,k}$ 为衰减系数,其大小与距离的 4 次方成反比; $\beta_{q,k}$ 和  $T_{q,k}$ 分别代表有效带宽和有效时宽; $B_{NN}$ 为接收波束的宽度; $h_k^q$ 为雷达散射截面积(Radar Cross Section, RCS)。由式(9)可知,

目标距离雷达越远、RCS 越小,则测量误差越大。

当集中式 MIMO 雷达采用多波束工作模式进行多目标跟踪时, $k$  时刻第  $q$  个目标的接收回波功率  $P_{q,k}^r$  为:

$$P_{q,k}^r = \frac{P_{q,k}^t G_t |h_k^q|^2 A_r}{(4\pi)^3 R_{q,k}^4} \quad (10)$$

式中: $P_{q,k}^t$  为  $k$  时刻跟踪第  $q$  个目标的波束发射功率; $G_t$  为天线增益; $A_r$  为雷达接收天线的有效接收面积; $R_{q,k}$  为  $k$  时刻第  $q$  目标与雷达的距离。由式(10)可得,接收信号回波功率与目标与雷达距离的成反比,与目标 RCS 大小成正比。

若回波信号功率减小将导致信噪比减小,由于信噪比影响检测概率与精度,因此需要提高信噪比来满足精度要求。从雷达发射机角度来看,在发射波形不变的情况下,为保证足够的信噪比,则必须增大发射功率。而雷达发射总功率受限,因此需要对发射功率进行优化分配。

综上, $\mathbf{z}_{q,k}$  的概率分布可写为:

$$p(\mathbf{z}_{q,k}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^3 \left| \sum_{q,k} \right|}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [\mathbf{z}_{q,k} - \mathbf{h}_{q,k}(\mathbf{x}_k^q)]^T \cdot \sum_{q,k}^{-1} [\mathbf{z}_{q,k} - \mathbf{h}_{q,k}(\mathbf{x}_k^q)] \right\} = \mathcal{N}(\mathbf{z}_{q,k}; \mathbf{h}_{q,k}(\mathbf{x}_k^q), \sum_{q,k}) \quad (11)$$

建立目标的运动模型和观测模型后,可以通过式(1)和式(5)迭代计算出目标状态的后验概率密度(Probabilistic Density Function, PDF),从而可以对目标状态进行估计。

大多数情况下,由式(1)和式(5)构成的非线性滤波问题都很难得到最优估计值。衡量估计值的精度,可以通过求解估计误差的下界实现。从理论上讲,CRLB 可以对任何无偏估计提供误差下界,针对本文跟踪运动目标的要求,利用 PCRLB 衡量目标跟踪的精度<sup>[5-7]</sup>。

## 2 PCRLB 的递推式

从理论上讲,任何无偏估计量的最小方差都有一个下界。在实际中,尽管这样的下界有许多种,但是 CRLB 是最容易确定的<sup>[13]</sup>。

从整体而言,用已建立的量测模型的量测值  $\mathbf{z}_{q,k}$  对目标状态向量  $\mathbf{x}_k^q$  进行估计时,其无偏估计量  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^q(\mathbf{z}_{q,k})$  与目标状态向量间必须满足:

$$E_{\mathbf{x}_k^q, \mathbf{z}_{q,k}} \{ (\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^q(\mathbf{z}_{q,k}) - \mathbf{x}_k^q) (\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^q(\mathbf{z}_{q,k}) - \mathbf{x}_k^q)^T \} \geq \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}_k^q) \quad (12)$$

式中: $E(\cdot)$  代表求数学期望; $\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}_k^q)$  表示 PCRLB,即目标  $q$  的 Fisher 信息矩阵(Fisher Information Matrix)的逆。

在过程噪声较小的情况下<sup>[15]</sup>, $\mathbf{J}(\mathbf{x}_k^q)$  可表示为:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}_k^q) = [\mathbf{Q}_{k-1}^q + \mathbf{F}_q \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}_{k-1}^q) \mathbf{F}_q^T]^{-1} + \hat{\mathbf{H}}_{q,k}^T \sum_{q,k}^{-1} (P_k^q) \hat{\mathbf{H}}_{q,k} \quad (13)$$

式中: $\hat{\mathbf{H}}_{q,k}$  和  $\sum_{q,k} (P_k^q)$  分别表示对  $\mathbf{x}_{k|k-1}^q$  估计的雅克比矩阵和测量协方差矩阵;而  $\mathbf{x}_{k|k-1}^q$  代表零过程噪声条件下对  $q$  个目标预测的状态向量。

对 FIM  $\mathbf{J}(\mathbf{x}_k^q)$  求逆后,便可得到目标状态  $\mathbf{x}_k^q$  的 PCRLB 矩阵:

$$\mathbf{C}_{\text{PCRLB}}(\mathbf{x}_k^q) = \mathbf{J}^{-1}(P_k^q, \mathbf{x}_k^q) \quad (14)$$

式中: $P_k^q$  为  $k$  时刻对  $q$  目标分配的功率; $\mathbf{C}_{\text{PCRLB}}(\mathbf{x}_k^q)$  矩阵对角线上的各元素,分别对应于目标状态向量中各分量的无偏估计方差下界。由于  $\mathbf{C}_{\text{PCRLB}}(\mathbf{x}_k^q)$  是雷达发射功率的函数,因此雷达在进行功率分配时,可将其作为代价函数:

$$F(\mathbf{P}_k) |_{\mathbf{x}_k} = \sum_{q=1}^M \sqrt{\text{tr}\{\mathbf{C}_{\text{PCRLB}}(\mathbf{x}_k^q)\}} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{P}_k$  表示  $k$  时刻分配给各独立目标发射功率的集合, $\mathbf{P}_k = [\mathbf{P}_k^1, \mathbf{P}_k^2, \dots, \mathbf{P}_k^M]^T$ ;  $\mathbf{x}_k$  表示  $k$  时刻各目标状态的集合, $\mathbf{x}_k = \{\mathbf{x}_k^q | q=1, 2, \dots, M\}$ ;  $F(\mathbf{P}_k) |_{\mathbf{x}_k}$  则体现了  $k$  时刻雷达对目标跟踪的总体精度。

## 3 功率分配优化模型

从 FIM  $\mathbf{J}(\mathbf{x}_k^q)$  的推导过程可看出,目标跟踪的估计误差下界受很多参数影响,如目标的 RCS 以及发射功率等。本节重点针对目标的功率分配问题进行研究,讨论在雷达总发射功率  $P_{\text{total}}$  一定的情况下,对各发射波束对应功率进行合理分配,以使各目标位置估计 PCRLB 预测值之和最小化,从而优化跟踪精度。优化模型可描述为:

$$\begin{aligned} & \min [F(\mathbf{P}_k) |_{\mathbf{x}_k}] \\ & \text{s. t. } \bar{P}_{\min} \leq P_k^q \leq \bar{P}_{\max} \\ & \mathbf{I}_M^T \mathbf{P}_k = P_{\text{total}}, q=1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (16)$$

式中: $\mathbf{I}_M^T = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times M}$ ;  $M$  表示跟踪目标数量; $\bar{P}_{\min}$  和  $\bar{P}_{\max}$  分别表示雷达发射功率的上下限。文献[1]、[16~17]均已证明式(16)是一个凸优化问题。

求解凸优化问题的传统方法有很多,如内点法、梯度投影算法、半定规划(Semi-Definite Programming, SDP)算法等。鉴于雷达功率分配对实时性要求较高,本文在优化精度相差不大的前提下,采取优化速率更快的 SDP 算法。

将式(14)~(15)带入式(16)可得:

$$\min \sum_{q=1}^M \sqrt{\text{tr}\{J^{-1}(P_k^q, \mathbf{x}_k^q)\}} \quad (17)$$

$$\text{s. t. } \bar{P}_{\min} \leq P_k^q \leq \bar{P}_{\max}$$

$$\mathbf{I}_M^T P_k^q = P_{\text{total}}, q=1, 2, \dots, M$$

为求解式(17), 设置一个辅助矩阵  $\mathbf{M}_q$ , 令其代替代价函数, 并增加限制条件:

$$\mathbf{M}_q \geq J^{-1}(P_k^q, \mathbf{x}_k^q) \quad (18)$$

由于  $J(P_k^q, \mathbf{x}_k^q)$  是一个半正定矩阵, 利用舒尔补引理的性质<sup>[17]</sup>, 可将不等式(18)等效为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{M}_q & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & J(P_k^q, \mathbf{x}_k^q) \end{bmatrix} \geq 0 \quad (19)$$

由此, 便可得到一个与式(16)等价的 SDP 问题:

$$\min \sum_{q=1}^M \sqrt{\text{tr}\{\mathbf{M}_q\}}$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{M}_q & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & J(P_k^q, \mathbf{x}_k^q) \end{bmatrix} \geq 0 \quad (20)$$

$$\text{s. t. } \bar{P}_{\min} \leq P_k^q \leq \bar{P}_{\max}$$

$$\mathbf{I}_M^T P_k^q = P_{\text{total}}, q=1, 2, \dots, M$$

至此, 原凸优化问题已转化为 SDP 问题, 利用 SeDuMi 等工具箱可进行求解。

### 4 仿真结果及分析

为验证该功率分配算法的有效性, 设计仿真实验如下。考虑二维空间中的一部集中式 MIMO 雷达, 雷达与发射信号参数见表 1。雷达同时对 3 个匀加速运动的目标进行跟踪, 设定雷达位置坐标为 (0, 0) km, 图 1 给出了雷达与 3 个目标的空间分布示意图, 目标运动参数见表 2。

表 1 雷达与发射信号参数

参数名称	数值
信号有效带宽 $\beta$ /MHz	1
波长 $\lambda$ /m	0.3
雷达最大发射功率 $P_{\max}$ /kW	100
雷达最小发射功率 $P_{\min}$ /kW	10
雷达发射总功率 $P_{\text{total}}$ /kW	1 600

表 2 目标运动参数

目标编号	1	2	3
位置 /km	(500, 100)	(200, 100)	(350, 150)
距离 /km	500	316	269
速度 /( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	(0, -500)	(-400, 0)	(-100, -400)
加速度 /( $\text{m} \cdot \text{s}^{-2}$ )	(0, -10)	(-25, 0)	(-20, -10)

运用结构简单但精度很高的平方根容积卡尔曼德波<sup>[12]</sup> (Square Root CKF, SRCKF) 算法对 3 个目

标分别进行跟踪, 共有 40 帧数据用于本次仿真, 观测间隔  $T_s = 1$  s, 蒙特卡洛仿真次数为  $N = 100$  次。通过计算出各目标位置的 RMSE 值来衡量目标跟踪精度, 具体表达式为:

$$\text{RMSE}_{q,k} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(x_{q,k} - \hat{x}_{q,k}^i)^2 + (y_{q,k} - \hat{y}_{q,k}^i)^2]} \quad (21)$$

式中:  $q$  代表目标编号;  $N$  为蒙特卡罗仿真总次数;  $(x_{q,k}, y_{q,k})$ 、 $(\hat{x}_{q,k}^i, \hat{y}_{q,k}^i)$  分别代表  $k$  时刻目标  $q$  的真实位置与第  $i$  次仿真的估计位置。

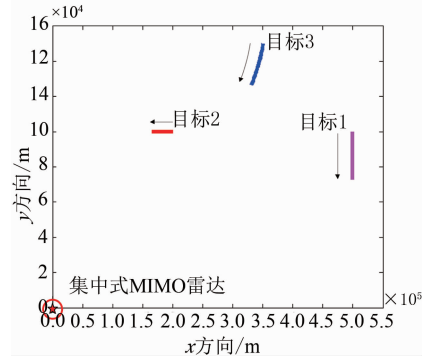


图 1 雷达与目标的空间分布

为分别研究雷达与目标距离及其相对位置关系和目标 RCS 对功率分配结果的影响, 针对目标 RCS 分别设置非起伏模型和起伏模型进行仿真。

#### 4.1 RCS 非起伏场景仿真

首先考虑非起伏的目标 RCS 模型, 令 3 个目标的 RCS 恒等于 1。在该模型下, 影响功率分配结果的主要因素为各目标与雷达之间的径向距离以及它们的相对位置。在非起伏模型下, 雷达各时刻的功率分配见图 2。图中, 不同颜色表示不同的发射功率比, 定义为:

$$r_{q,k} = P_{q,k} / P_{\text{total}} \quad (22)$$

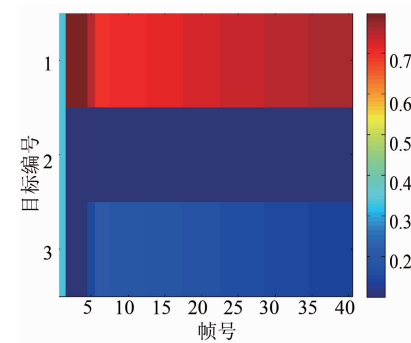


图 2 非起伏模型下的功率分配结果

图 2 中, 第 1 帧对功率进行平均分配, 从第 2 帧开始, 雷达开始根据各目标与雷达的径向距离和相对位置进行功率分配。分析图 2 可发现, 由于目标 1 距离雷达最远, 因此获得了大部分的功率资源。相反, 目标 2 和目标 3 距离雷达较近, 则获得了较少的功率资源。并且由于目标 2 距离雷达最近, 经优

化后分配给目标 2 最低功率便满足跟踪精度需要。图 3 给出了目标 RCS 非起伏模型下,各目标位置的 RMSE 与 PCRLB 随时间变化的关系。

图 3 中,从第 2 帧开始进行功率优化分配,由图 2 可知,雷达给目标 1 分配功率最多,因此图 3 中目标 1 的 RMSE 值下降较快,并且下降一段时间后与 PCRLB 的值较为接近,跟踪精度较高;目标 3 获得功率较多,加之距离雷达较近,因此 RMSE 与 PCRLB 的值较为接近;目标 2 由于距雷达最近,获取功率资源最少,虽然 RMSE 与 PCRLB 值相差较大,并且 RMSE 从优化分配开始后有所增加,但仍然是跟踪精度最高的目标。

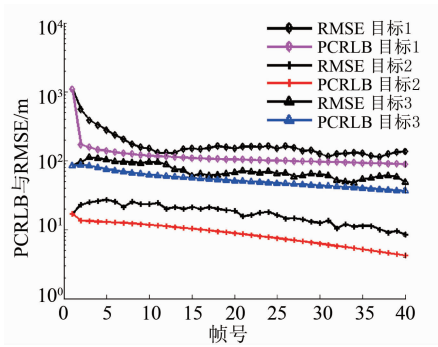


图 3 非起伏模型下各目标的 PCRLB 与 RMSE

文献[18]提出了一种基于贪婪算法的功率分配算法。该方法利用 PCRLB 的迹与信噪比成反比<sup>[19]</sup>,将代价函数从实现 PCRLB 的迹的最小化,转化为实现信噪比的最大化,并通过贪婪算法进行求解,从而实现功率优化分配,最终提高目标跟踪精度。为进一步验证本文所提算法的有效性,设置与 SNR-贪婪优化算法以及功率平均分配算法的对比实验。

图 4 分别给出了非起伏模型中,在功率平均分配、PCRLB-SDP 优化分配以及 SNR-贪婪算法优化分配 3 种工作模式下,3 个目标总的 PCRLB 和 RMSE 的关系。

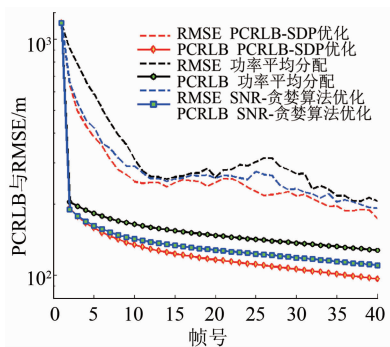


图 4 非起伏模型下总的 PCRLB 与 RMSE

由图 4 可看出,在目标 RCS 非起伏模型下,相较功率平均分配和 SNR-贪婪算法优化分配,

PCRLB-SDP 优化算法能明显降低目标 RMSE 和 PCRLB,有效提高目标跟踪精度。

#### 4.2 RCS 起伏场景仿真

为进一步探究目标 RCS 对功率分配结果的影响,本文设置了具有起伏特性的目标 RCS 模型,见图 5。

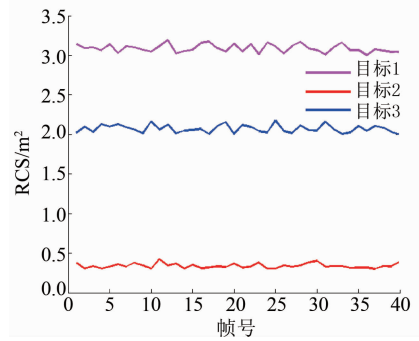


图 5 起伏模型下各目标 RCS 值

在此情况下,影响雷达功率分配的因素不仅是目标与雷达的径向距离和相对位置,还有目标的 RCS 值。图 6 给出了起伏 RCS 模型下,雷达功率分配结果。由于目标 2 的 RCS 值最小,经优化功率分配后,目标 2 获得了最多的功率资源。并且,由于各目标 RCS 均有起伏,各目标的功率分配结果也发生了相应的起伏。图 7 给出了目标 RCS 起伏模型下各目标位置的 RMSE 与 PCRLB 随时刻变化的关系。

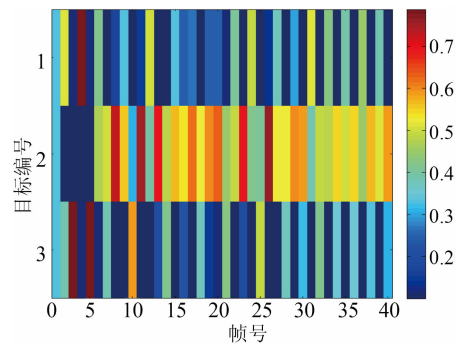


图 6 起伏模型下的功率分配结果

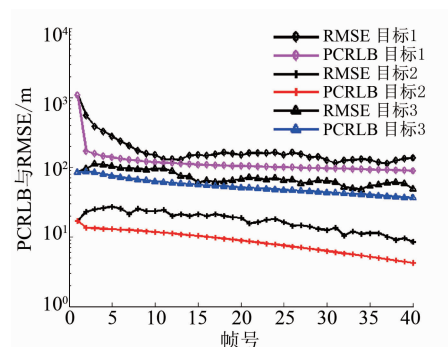


图 7 起伏模型下各目标的 PCRLB 与 RMSE

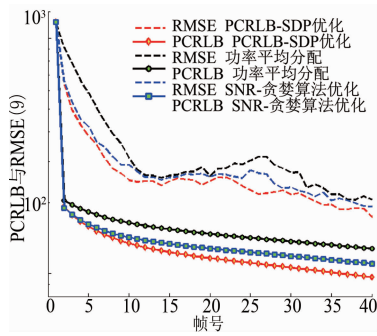


图 8 起伏模型下总的 PCRLB 与 RMSE

由图 7 可看出,由于各目标 RCS 发生起伏,各目标 RMSE 值也发生了起伏。此外,对比图 3 可发现,RCS 值变大的目标 1 和目标 3 的 RMSE 值降低了,反应出目标跟踪精度提升。而 RCS 值变小的目标 2 的 RMSE 值增加了,反应出目标跟踪精度降低。图 8 分别给出了起伏 RCS 模型中,在功率平均分配、SNR-贪婪算法优化分配和 PCRLB-SDP 优化分配 3 种算法下,3 个目标总的 PCRLB 和 RMSE 的关系。

在目标 RCS 的起伏模型下,目标位置的 RMSE 起伏较大。相对于功率平均分配和 SNR-贪婪算法优化分配而言,PCRLB-SDP 功率优化算法能明显减少目标 RMSE 和 PCRLB,在目标 RCS 发生起伏时,仍然能有效提高目标跟踪精度。

另外,对 2 种优化算法的 CPU 运行时间进行了对比。由图 9 可知,相比于 SNR-贪婪算法,所提算法具有更快的运行速度。

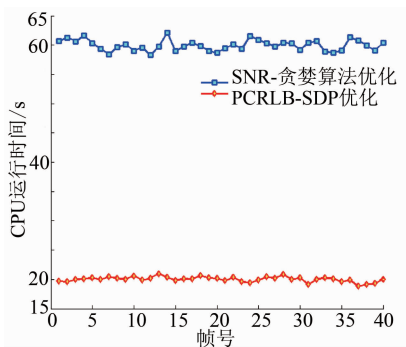


图 9 算法运行时间对比

## 5 结语

本文基于集中式 MIMO 雷达系统,提出了一种可应用于多目标跟踪的雷达功率分配算法,通过合理分配雷达有限的功率资源,提高雷达利用率和目标跟踪精度。为探究目标 RCS 值对雷达功率分配的影响,分别对目标 RCS 的非起伏模型和起伏模型进行了仿真实验。

实验结果表明:①距离雷达较远、RCS 值较小的目标通常能获得更多的功率资源;②当目标 RCS 值出现起伏时,目标跟踪精度也会随之出现起伏;③相较于功率平均分配和 SNR-贪婪算法优化分配,本文提出的功率分配算法能明显提高目标的跟踪精度。下一步研究的重点将放在解决三维的集中式 MIMO 雷达跟踪机动目标的功率分配问题以及功率和带宽进行联合分配的问题。

## 参考文献(References):

- [1] 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.
- [2] YAN J K, PU W Q, LIU H W, 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.
- [3] GODRICH H, HAIMOVICH A M, BLUM R S. Cramer-Rao Bound on Target Localization Estimation in MIMO Radar Systems[J]. Proc of Information Sciences and Systems, 2008:134-139.
- [4] GODRICH H, HAIMOVICH A M, BLUM R S. Target Localization Accuracy Gain in MIMO Radar-based Systems[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2010, 56(6):2783-2803.
- [5] GARCIA N, COULON M, LOPS M, et al. Resource Allocation in Radar Networks for Non-Coherent Localization[C]//In Proc Int Radar Conf 2012:14-19.
- [6] GARCIA N, HAIMOVICH A M, COULON M, et al. Resource Allocation in MIMO radar with Multiple Targets for Non-Coherent Localization [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(10): 2656-2666.
- [7] GODRICH H, CHIRIAC V, HAIMOVICH A M. Target Tracking in MIMO Radar Systems [C]//In Techniques and Performance Analysis, Proceeding of the IEEE Radar Conference. Virginia, America: IEEE, 2010: 1111-1116.
- [8] 李艳艳,苏涛. 机动目标跟踪的分布式 MIMO 雷达资源分配算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2016, 43(4):10-16.
- [9] LI Y Y, SU T. Distributed MIMO Radar Resource Allocation Algorithm for Maneuvering Target Tracking[J]. Journal of Xidian University, 2016, 43(4): 10-16. (in Chinese)
- [9] 孙扬,郑娜娥,李玉翔,等. 针对目标跟踪的分布式 MIMO 雷达资源分配算法[J]. 系统工程与电子技术,



- 2017, 39(8): 1744-1750.
- SUN Y, ZHENG N E, LI Y X, et al. Distributed MIMO Radar Resource Allocation Algorithm for Target Tracking[J]. *Systems Engineering and Electronic Technology*, 2017, 39(8): 1744-1750. (in Chinese)
- [10] GODRICH H, PETROPULU A, POOR H V. Sensor Selection in Distributed Multiple-Radar Architectures for Localization: A Knapsack Problem Formulation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(1): 247-260.
- [11] HERO A O, COCHRAN D. Sensor Management: Past, Present, and Future [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2011, 11(12):3064-3075.
- [12] 穆静, 陈芳. 似然迭代平方根容积卡尔曼滤波算法的克拉美罗下界分析[J]. *西安工业大学学报*, 2014, 34(7): 538-542.
- MU J, CHEN F. Analysis of Cramer-Rao Lower Bound of Likelihood Based Iterated Square Root Cubature Kalman Fiter[J]. *Journal of Xi'an Technological University*, 2014, 34(7): 538-542. (in Chinese)
- [13] STEVEN M K. *Fundamentals of Statistical Signal Processing*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011.
- [14] RISTIC B, ARULAMPALAM S, GORDON N. *Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications*[M]. Boston, MA: Artech House, 2004.
- [15] GLASS J D, SMITH L D. MIMO Radar Resource Allocation Using Posterior Cramer-Rao Lower Bounds [C]//In Proc IEEE Aerosp Conf, Big Sky, MT, USA, 2011: 1-9.
- [16] LI W L, SHEN Y, ZHANG Y J, et al. Robust Power Allocation for Energy-Efficient Location-Aware Networks [J]. *IEEE Transactions on Networking*, 2013, 21(6): 1918-1930.
- [17] BOYD S, VANDENBERGHE L. *Convex Optimization* [M]. Cambridge, UK: Cambridge University, 2004:67-127.
- [18] CHAVALI P, 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.
- [19] KAY S M. *Fundamentals of Statistical Signal Processing* [M]. Englewood Cliffs, N J: Prentice-Hall, 1993.
- [20] 冯涵哲, 严俊坤, 刘宏伟. 一种用于多目标定位的MIMO雷达快速功率分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(12): 3219-3223.
- FENG H Z, YAN J K, LIU H W. Fast Power Allocation Algorithm for Multiple Target Localization in MIMO Radar System[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2016, 38(12): 3219-3223. (in Chinese)
- [21] 严俊坤, 戴奉周, 秦童, 等. 一种针对目标三维跟踪的多基地雷达系统功率分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(4): 901-907.
- YAN J K, DAI F Z, QIN T, et al. A Power Allocation Approach for 3D Target Tracking in Multistatic Radar Systems[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2013, 35(4): 901-907. (in Chinese)
- [22] ZHANG H W, XIE J W, GE J A, et al. Adaptive Strong Tracking Square-Root Cubature Kalman Filter for Maneuvering Aircraft Tracking[J]. *IEEE Access*, 2018, 6(10): 10052-10061.
- [23] 严俊坤. 认知雷达中的资源分配算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
- YAN J K. Study on Resource Allocation Scheme for Cognitive Radar [D]. Xi'an: Xidian University, 2014. (in Chinese)
- [24] SHEN Y, DAI W H, WIN M Z. Power Optimization for Network Localization[J]. *IEEE Transactions on Networking*, 2014, 22(4): 1337-1350.

(编辑:徐敏)