

RCS 特性辅助的 CMIMO 雷达功率资源分配方法*

杨庆伟, 蒋李兵, 郑舒予, 丁 瑞, 王 壮

(国防科技大学 电子科学学院 ATR 重点实验室, 湖南长沙 410073)

摘要:针对集中式多输入多输出(collocated multiple-input multiple-output, CMIMO)雷达在实际探测过程中,未有效结合目标雷达散射截面(radar cross section, RCS)高动态变化特性导致雷达跟踪精度不高甚至失跟的问题,提出一种基于目标 RCS 高动态特性的 CMIMO 雷达功率资源自适应分配方法。考虑到目标 RCS 特征的角度敏感性,利用目标运动状态的可预测性动态获取实际观测角度,从而完成跟踪帧的极化方式优选;在此基础上构建包含功率与 RCS 的多目标跟踪误差后验克拉美罗下界,将其作为目标函数进行优化,利用内点惩罚法求解该凸优化问题即可实现 RCS 高动态情况下的功率优化分配。实验结果表明:该方法可结合目标不同方向 RCS 动态分集特性实现功率的有效分配,相比于传统 RCS 模型分配方案,有效解决了分配方案与实际跟踪场景之间的失配问题,从而提升了 CMIMO 雷达的多目标跟踪性能。

关键词:雷达功率资源分配;集中式多输入多输出雷达;后验克拉美罗下界;动态雷达散射截面起伏特性;多目标跟踪

中图分类号:TN957 文献标志码:A 开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号:1001-2486(2023)05-120-11



听语音
与作者互动
聊科研

Power resource allocation method for CMIMO radar based on characteristics of RCS

YANG Qingwei, JIANG Libing, ZHENG Shuyu, DING Rui, WANG Zhuang

(National ATR Key Laboratory, College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In the actual tracking scenarios of the CMIMO (collocated multiple-input multiple-output) radar, the high dynamic RCS (radar cross section) fluctuation characteristic is not utilized effectively and thus it will lead to low tracking accuracy or even missing tracking. To solve this problem, a CMIMO radar power resource adaptive allocation method based on the high dynamic RCS fluctuation characteristic was proposed. Note that the target RCS was sensitive to the observing angle and the actual observing angle could be obtained dynamically via the prediction of target kinetic state, thus the polarization mode could be optimized during different tracking frames. Thereafter, the tracking posterior Cramer-Rao bound which included radar transmitting power and RCS was derived and it could see as the object function to be optimized. Finally, the internal penalty function method was implemented to tackle the aforementioned optimization problem and it achieved the optimized power allocation with high dynamic RCS. Simulation results validate that compared with the traditional RCS model allocation method, the proposed method fully utilizes the dynamic RCS fluctuation characteristics to achieve the effective allocation and it solves the mismatched problem between the allocation scheme and the actual tracking scenarios, which improves the multi-target tracking performance of the CMIMO radar.

Keywords: radar power resource allocation; collocated multiple-input multiple-output radar; posterior Cramer-Rao lower bound; dynamic radar cross section fluctuation characteristics; multi-target tracking

近年来,空中探测环境日趋复杂,为应对雷达探测突防,各型作战目标层出不穷,这对防空预警雷达的多目标跟踪能力提出严峻挑战^[1]。集中式多输入多输出(collocated multiple input multiple output, CMIMO)雷达作为一种新体制雷达^[2-4],通过发射波形分集的手段,使不同发射波束指向多个目标,能够实现空中目标的同时多波束探测,

其克服了传统相控阵雷达分时跟踪的缺点,在多目标检测跟踪、参数估计及抗干扰等领域应用广泛。现代雷达目标跟踪环境复杂多变,雷达系统设计愈发复杂,雷达跟踪资源分配问题已然成为一个非常有实际应用价值的研究课题。目标雷达散射截面(radar cross section, RCS)是雷达对目标探测与跟踪的重要参数之一^[1],如何有效利用

* 收稿日期:2023-03-27

基金项目:国防基础科研计划资助项目(WDZC20225250203)

作者简介:杨庆伟(1994—),男,山西晋中人,博士研究生,E-mail:yangqingwei18@nudt.edu.cn;

王壮(通信作者),男,陕西西安人,教授,博士,博士生导师,E-mail:zhuang_wang@sina.com

目标先验散射特性信息,实现雷达有限发射资源的精准分配,对合理配置雷达资源,提升 CMIMO 雷达多目标跟踪性能与精度具有重要的研究价值。

现阶段,在雷达资源调度方面已经形成一些研究成果。Garcia 团队^[5-6]针对多目标探测跟踪情形,开展了多输入多输出(multiple-input multiple-output, MIMO)雷达参数的选择优化问题研究。严俊坤等^[7-8]基于克拉美罗下界(Cramer-Rao lower bound, CRLB)理论建立了基于贝叶斯克拉美罗下界^[9]的代价函数,利用梯度投影算法,得到了在不同运动参数下雷达系统对多目标跟踪的功率最优分配结果^[7-9]。Zhang 等^[10-11]针对分布式 MIMO 雷达与集中式 MIMO 雷达两种体制构型,分别研究了面向空中目标跟踪的资源分配方法,以多批目标跟踪的后验克拉美罗下界(posterior Cramer-Rao lower bound, PCRLB)之和为依据,实现雷达功率分配。在 PCRLB 理论^[12]基础上,易伟团队^[13-14]针对 MIMO 雷达多目标跟踪资源分配问题,研究了可供差异化的跟踪资源调度方案,综合考虑系统约束与外部因素,提出了联合功率波束分配方法,实现了全局目标函数设计与求解^[12-14]。李正杰等^[15-16]分别针对 RCS 非起伏场景与 RCS 起伏模型研究了 CMIMO 雷达的功率分配方案,验证了功率优化分配算法有效性。然而上述研究与算法仍然存在局限性,绝大部分成果只是把目标当成 RCS 非起伏模型或者给予简单的时变特征,仅重点考虑了目标运动参数对跟踪精度的影响。

在实际的雷达系统探测跟踪场景中,雷达观测视线角度对目标 RCS 特性影响甚大。具体表现为,在整个跟踪过程中,目标的多帧 RCS 数据呈现高动态起伏特征^[17-19]。但是现有的雷达跟踪资源调度并没有将目标的动态 RCS 特性考虑在内,这就导致以往的雷达资源分配方案并不能完全适配于实际的探测场景,最终出现跟踪发散甚至失跟现象。另外,对于雷达系统而言,往往会不断地构建并扩大目标信息库,目的是利用目标信息库对不同的目标采用有针对性的信息处理方案,这就指导分配过程需要将目标特性考虑到实际的目标跟踪过程当中,以此形成更加适配于实际跟踪过程的雷达资源分配方案。

受此启发,提出了一种基于目标高动态 RCS 特性的 CMIMO 雷达功率自适应分配算法,目的是在多目标高动态 RCS 探测跟踪场景中合理分配 CMIMO 雷达有限的功率资源。

1 空中目标观测系统建模

1.1 目标运动模型

图 1 为 CMIMO 雷达对空中目标的同时多波束观测示意图,雷达在可观测范围内对目标进行持续探测跟踪。

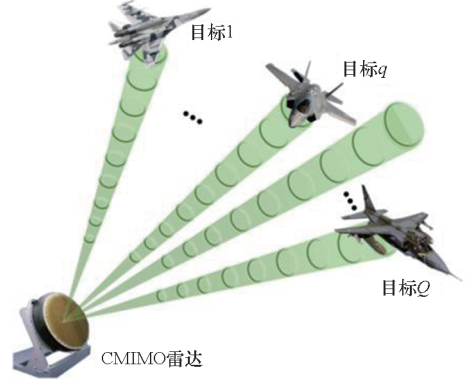


图 1 雷达同时多波束观测示意图

Fig. 1 Radar simultaneous multi-beam observation

假设在场景中存在 Q 个彼此分离的跟踪目标,并假定它们做匀速直线运动,则第 k 时刻第 q 个目标的运动模型可以被定义为:

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

其中: \mathbf{x}_k^q 表示被跟踪目标的状态向量,其具体形式为

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

(x_{Tk}^q, y_{Tk}^q) 、 $(\dot{x}_{Tk}^q, \dot{y}_{Tk}^q)$ 分别表示在笛卡尔坐标系下第 k 时刻目标 q 的位置与速度; \mathbf{F}_q 表示目标 q 的状态转移矩阵,即

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

\otimes 表示 Kronecker 积; ΔT 表示相邻跟踪时刻的帧间时间间隔; \mathbf{I}_2 表示二阶单位矩阵。

在上述运动模型中, \mathbf{u}_{k-1}^q 被建模成一个零均值的多维高斯变量序列,用来表示目标运动状态的随机误差或者波动,其协方差^[20]可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{k-1}^q &= \begin{bmatrix} \int_0^{\Delta T} (t \times t) dt & \int_0^{\Delta T} (1 \times t) dt \\ \int_0^{\Delta T} (t \times 1) dt & \int_0^{\Delta T} (1 \times 1) dt \end{bmatrix} \otimes e_q \mathbf{I}_2 \\ &= \begin{bmatrix} \frac{1}{3} \Delta T^3 & \frac{1}{2} \Delta T^2 \\ \frac{1}{2} \Delta T^2 & \Delta T \end{bmatrix} \otimes e_q \mathbf{I}_2 \end{aligned} \quad (4)$$

其中, e_q 是用来控制过程噪声协方差大小的过程噪声系数。

1.2 CMIMO 雷达量测模型

设探测雷达体制为 CMIMO 雷达,其坐标为 (x_0, y_0) ,将雷达的全部回波信号进行脉冲压缩、动目标检测等预处理后,形成一系列雷达量测。在 k 时刻,雷达对 Q 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

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

其中, $\mathbf{v}_{q,k} \sim \mathcal{N}(0, \Xi_{q,k})$ 为系统的量测噪声, $\mathbf{h}_{q,k}(\cdot)$ 为目标 q 在 k 时刻其状态信息从目标状态空间到雷达量测空间的映射过程,包含目标距离、速度与角度信息,其向量形式为

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

其中,系统的三维量测分别表示为

$$\begin{cases} R_{q,k}(\mathbf{x}_k^q) = \sqrt{(x_{Tk}^q - x_0)^2 + (y_{Tk}^q - y_0)^2} \\ f_{q,k}(\mathbf{x}_k^q) = -\frac{2}{\lambda} \cdot (\dot{x}_{Tk}^q, \dot{y}_{Tk}^q) \begin{bmatrix} x_{Tk}^q - x_0 \\ y_{Tk}^q - y_0 \end{bmatrix} / R_{q,k} \\ \varphi_{q,k}(\mathbf{x}_k^q) = \arctan2(\dot{y}_{Tk}^q - y_0) / (x_{Tk}^q - x_0) \end{cases} \quad (7)$$

其中, λ 为雷达工作波长。

系统量测噪声 $\mathbf{v}_{q,k} \sim \mathcal{N}(0, \Xi_{q,k})$ 的协方差矩阵表示如下

$$\Xi_{q,k} = \text{blkdiag}[\Xi_{R_{q,k}}^2, \Xi_{f_{q,k}}^2, \Xi_{\varphi_{q,k}}^2] \quad (8)$$

其中, $\text{blkdiag}[\Xi_{R_{q,k}}^2, \Xi_{f_{q,k}}^2, \Xi_{\varphi_{q,k}}^2]$ 表示以 $\Xi_{R_{q,k}}^2$ 、 $\Xi_{f_{q,k}}^2$ 与 $\Xi_{\varphi_{q,k}}^2$ 为对角线元素的矩阵,三者取值分别为

$$\begin{cases} \Xi_{R_{q,k}}^2 \propto (\alpha_{q,k} P_{q,k} |\sigma_k^q|^2 \beta_{q,k}^2)^{-1} \\ \Xi_{f_{q,k}}^2 \propto (\alpha_{q,k} P_{q,k} |\sigma_k^q|^2 T_{q,k}^2)^{-1} \\ \Xi_{\varphi_{q,k}}^2 \propto (\alpha_{q,k} P_{q,k} |\sigma_k^q|^2 / B_w)^{-1} \end{cases} \quad (9)$$

其中: $P_{q,k}$ 为发射功率; $\alpha_{q,k}$ 为大小与距离的 4 次方成反比的衰减系数; σ_k^q 为雷达散射截面,它取决于目标自身的特性与雷达观测视角; $T_{q,k}$ 、 $\beta_{q,k}$ 与 B_w 分别为发射信号的有效时宽、有效带宽与接收波束的宽度^[15]。

式(9)可以明显看出,在雷达系统的跟踪过程中,其量测协方差与目标散射截面 σ_k^q 以及雷达系统的发射参数($P_{q,k}$ 等)均有联系。

在雷达发射资源有限的情况下,研究不同目标 RCS 特性情况下的雷达功率需求机制,将多目标散射截面动态序列作为先验加入目标实时跟踪场景,显然能够提升最终雷达功率分配方案与实际跟踪场景适配性,对有效提升 CMIMO 雷达的多目标跟踪精度与效能具有核心支撑作用。

1.3 雷达观测下的静态 RCS 数据库构建与动态 RCS 数据序列映射

在目标动态 RCS 序列映射之前,首先需要采用物理光学(physics optics, PO)法获取目标全方位静态 RCS 数据库。利用电磁计算软件对跟踪场景中的多个目标完成建模,并在全空域范围内得到误差较小、相对合理的 RCS 值,从而完成对典型目标静态 RCS 数据库的建立。考虑到大多数目标均为对称结构,约定俗成地规定雷达入射方位角的取值范围为 $0^\circ \sim 180^\circ$,方位角为 0° 表示机头方向,方位角为 180° 则表示机尾方向。

图 2 为典型目标全方位 RCS 与雷达观测几何关系示意图。

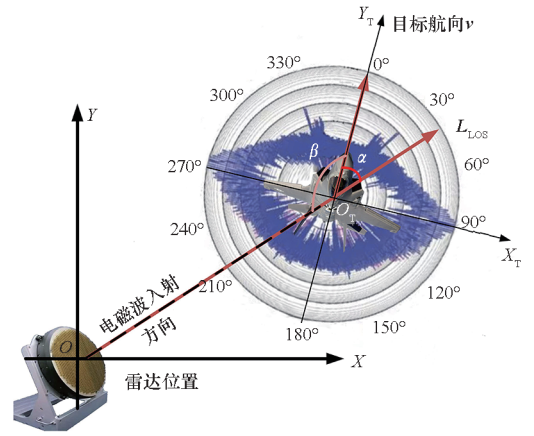


图 2 典型目标全方位 RCS 与雷达观测几何关系

Fig. 2 Geometry relationship between full-angle RCS of typical target and radar observation

图中给出雷达站心直角坐标系、目标坐标系的定义以及雷达视线(line of sight, LOS)。雷达站心坐标系 XOY 固定于雷达之上,其坐标原点位于雷达位置, X 轴指向水平面正东方向, Y 轴则指向当地水平面正北方向。目标坐标系 $X_T O_T Y_T$ 则固定于目标之上,以目标中心为坐标原点,其 Y_T 轴平行于机身轴线并指向目标航向, X_T 轴垂直于 Y_T 轴。雷达指向目标中心的方向即为雷达视线 LOS。

在此基础上,本节说明了坐标系间的转换关系,获得静态 RCS 数据库、雷达视线与动态 RCS 序列的映射关系,从而在实际作战中通过获取的动态 RCS 序列指导雷达多目标功率分配,提升多目标跟踪精度。

记目标航向 $\mathbf{v}_k^q = (x_{Tk}^q, y_{Tk}^q)$, 雷达视线方向矢量 $\mathbf{L}_{LOS} = (L_x, L_y) = (x_{Tk}^q, y_{Tk}^q)$, 此时可以得到目标航向 \mathbf{v}_k^q 与 \mathbf{L}_{LOS} 之间的夹角为

$$\alpha = \arccos\left(\frac{\dot{x}_{Tk}^q \times L_x + \dot{y}_{Tk}^q \times L_y}{\|(\dot{x}_{Tk}^q, \dot{y}_{Tk}^q)\|_2 \times \|(L_x, L_y)\|_2}\right) \quad (10)$$

其中, $\|\cdot\|_2$ 代表向量的欧式范数, \mathbf{L}_{LOS} 与目标正视方向的夹角为

$$\beta = 180^\circ - \alpha \quad (11)$$

α 与 β 的取值范围均为 $[0^\circ, 180^\circ]$, β 角即可确定雷达在跟踪过程中目标相对入射角与动态 RCS 序列的数据映射过程。

于是,在实际跟踪过程中目标动态 RCS 序列映射流程如图 3 所示。

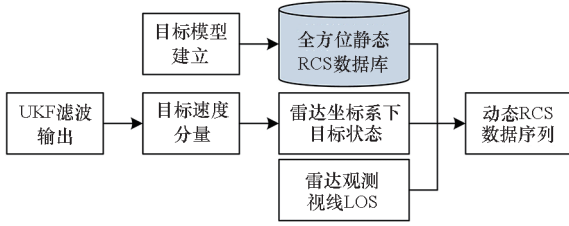


图3 目标动态 RCS 序列映射流程

Fig. 3 Dynamic RCS sequence mapping process

2 多目标跟踪 PCRLB 递推式

考虑到实际的目标探测过程中,雷达发射总功率受限,不同运动目标会处于监视区域的不同位置,随着目标到雷达的距离以及其他诸如角度不同导致的目标 RCS 变化,雷达对目标的探测性能也随之改变。根据实时跟踪环境与目标运动状态对多目标跟踪环境进行精确感知与合理的资源调度,能充分发挥雷达系统的多目标跟踪性能。

用所建立量测模型的量测值对目标状态向量进行估计时,其无偏估计量与目标状态向量之间须满足

$$\mathbf{f}^{-1}(\mathbf{x}_k^q) \leq E_{\mathbf{x}_k^q, \mathbf{z}_{q,k}} \{ [\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^q(\mathbf{z}_{q,k}) - \mathbf{x}_k^q] [\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^q(\mathbf{z}_{q,k}) - \mathbf{x}_k^q]^T \} \quad (12)$$

其中: $\mathbf{z}_{q,k}$ 为量测值; $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^q(\mathbf{z}_{q,k})$ 为无偏估计量; $E_{\mathbf{x}_k^q, \mathbf{z}_{q,k}}(\cdot)$ 表示对目标的状态与量测求数学期望; $\mathbf{f}^{-1}(\mathbf{x}_k^q)$ 表示跟踪过程中的 PCRLB 矩阵, PCRLB 矩阵的逆矩阵 $\mathbf{f}(\mathbf{x}_k^q)$ 为目标 q 所对应的费舍尔信息矩阵 (Fisher information matrix, FIM)。

在过程噪声较小的情况下,根据蒙特卡罗法, $\mathbf{f}(\mathbf{x}_k^q)$ [13] 可近似表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{f}(\mathbf{x}_k^q) &= \mathbf{f}_p(\mathbf{x}_k^q) + \mathbf{f}_z(\mathbf{x}_k^q) \\ &= \underbrace{[\mathbf{Q}_{k-1}^q + \mathbf{F}_p \mathbf{f}^{-1}(\mathbf{x}_{k-1}^q) \mathbf{F}_p^T]}_{\mathbf{f}_p(\mathbf{x}_k^q)} + \underbrace{E[\mathbf{H}_{q,k}^T (\hat{\Xi}_{q,k})^{-1} \mathbf{H}_{q,k}]}_{\mathbf{f}_z(\mathbf{x}_k^q)} \\ &\approx [\mathbf{Q}_{k-1}^q + \mathbf{F}_p \mathbf{f}^{-1}(\mathbf{x}_{k-1}^q) \mathbf{F}_p^T]^{-1} + \mathbf{H}_{q,k}^T (\hat{\Xi}_{q,k})^{-1} \mathbf{H}_{q,k} \quad (13) \end{aligned}$$

其中: $\mathbf{f}_p(\mathbf{x}_k^q)$ 表示目标状态先验分布信息的 FIM; $\mathbf{f}_z(\mathbf{x}_k^q)$ 表示量测信息的 FIM; $\hat{\Xi}_{q,k} = \Xi_{q,k}(\mathbf{P}_k^q, \mathbf{x}_k^q, \sigma_k^q)$ 表示对 $\mathbf{x}_{k|k-1}^q$ 的量测协方差矩阵; $\mathbf{H}_{q,k}^T$ 表示对

$\mathbf{x}_{k|k-1}^q$ 估计的雅可比矩阵; $\mathbf{x}_{k|k-1}^q$ 代表零过程噪声情况下对第 q 个目标预测的状态向量。 $\mathbf{H}_{q,k}^T$ 具体表示为

$$\mathbf{H}_{q,k}^T = [\nabla_{\mathbf{x}_k^q} R_{q,k}, \nabla_{\mathbf{x}_k^q} f_{q,k}, \nabla_{\mathbf{x}_k^q} \varphi_{q,k}] \quad (14)$$

其中, $\nabla_{\mathbf{x}_k^q}$ 表示一阶梯度,对 $\mathbf{f}(\mathbf{x}_k^q)$ 求逆后,便可得到目标状态 \mathbf{x}_k^q 的 PCRLB 矩阵

$$\mathbf{M}_{\text{PCRLB}}(\mathbf{P}_k^q, \mathbf{x}_k^q, \sigma_k^q) = \mathbf{f}^{-1}(\mathbf{P}_k^q, \mathbf{x}_k^q, \sigma_k^q) \quad (15)$$

其中, \mathbf{P}_k^q 为 k 时刻对第 q 个目标分配的功率, $\mathbf{M}_{\text{PCRLB}}(\mathbf{P}_k^q, \mathbf{x}_k^q, \sigma_k^q)$ 矩阵对角线上的元素对应目标状态向量的无偏估计方差的下界。由于 $\mathbf{M}_{\text{PCRLB}}(\mathbf{P}_k^q, \mathbf{x}_k^q, \sigma_k^q)$ 是雷达发射功率与目标状态特性的函数,在雷达跟踪过程中进行功率分配时,可将下式作为目标代价函数

$$F(\mathbf{P}_k, \sigma_k^q) |_{\mathbf{x}_k} = \max(\sqrt{\text{tr}[\mathbf{M}_{\text{PCRLB}}(\mathbf{P}_k^q, \mathbf{x}_k^q, \sigma_k^q)]}_{q=1,2,\dots,Q}) \quad (16)$$

其中, $\mathbf{P}_k = [P_k^1, P_k^2, P_k^3, \dots, P_k^Q]^T$ 表示 k 时刻分配给 Q 个独立目标发射功率的向量, \mathbf{x}_k^q 表示 k 时刻各目标状态的集合, $F(\mathbf{P}_k, \sigma_k^q) |_{\mathbf{x}_k}$ 则表示 k 时刻雷达跟踪精度最差目标的 PCRLB 数值。

3 功率分配优化算法

3.1 功率分配优化模型

当前观测系统的非线性程度较高,传统的卡尔曼滤波与扩展的卡尔曼滤波算法无法有效消除滤波跟踪的发散问题,因此采用无迹卡尔曼滤波算法进行处理,能够很好地平衡非线性估计过程中的精度问题与工程实现的问题。由第 2 节可知,目标跟踪精度的理论下界 PCRLB 受雷达发射功率以及目标 RCS 变化的影响。算法采用最小化最大 PCRLB (Min-Max PCRLB) 优化准则,讨论在 CMIMO 雷达发射功率受限以及目标动态 RCS 序列可预测情况下,对各个目标发射波束的功率分配问题,从而合理规划 CMIMO 雷达功率分配数值,优化多目标跟踪精度。

Min-Max PCRLB 优化模型可以建模为

$$\begin{cases} \min [F(\mathbf{P}_k, \sigma_k^q(\theta)) |_{\mathbf{x}_k}] \\ \text{s. t. } \mathbf{1}_Q^T \mathbf{P}_k^q = P_{\text{total}}, q = 1, 2, \dots, Q \\ \bar{P}_{\min} \leq P_k^q \leq \bar{P}_{\max} \\ \sigma_k^q(\theta) \in \{\sigma^Q\}, q = 1, 2, \dots, Q \\ \theta \in [0^\circ, 180^\circ] \end{cases} \quad (17)$$

其中, P_{total} 为雷达总发射功率, \bar{P}_{\max} 为单个跟踪波束最大功率, \bar{P}_{\min} 为单个跟踪波束最小功率, $\mathbf{1}_Q^T$ 为 $1 \times Q$ 的全 1 矢量, σ^Q 代表多目标静态 RCS 数据

库, θ 为雷达对目标的观测视角。

3.2 优化模型求解

3.1 节的优化问题旨在 CMIMO 雷达功率存在约束条件、多目标 RCS 呈现高动态变化的情况下尽可能地提升系统的多目标跟踪精度。可以看出,上述优化问题是典型的多元函数有约束极值优化问题,其不等式约束构成可行域空间,利用内点算法构造内点惩罚函数,通过启发式算法实现 RCS 极化方式选取,即可利用序列迭代点在可行域内不断趋于符合约束的最优点。其完整的流程图如图 4 所示。

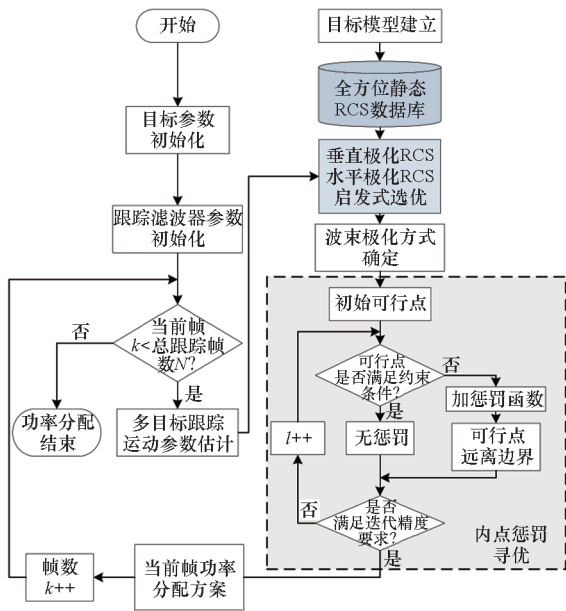


图 4 基于动态 RCS 的雷达功率自适应分配流程图

Fig. 4 Radar power adaptive allocation flow chart based on dynamic RCS

总的来说,功率分配算法表述为:分配中心根据 $k-1$ 时刻的目标运动状态,利用一步预测估计雷达对目标观测视线,选取合适的极化方式进行探测,利用内点法计算出 k 时刻各个目标的功率分配情况并进行反馈,从而自适应地调节各目标分配功率,完整算法如算法 1 所示。

4 仿真实验与分析

4.1 仿真实验参数

为验证基于动态 RCS 的 CMIMO 雷达功率分配算法的有效性,并进一步分析雷达发射参数与目标 RCS 对功率分配的影响,对二维空间中三个匀速运动的目标进行功率分配仿真实验。为直观体现所提算法能够有效解决功率分配方案与实际场景失配的问题,后续实验针对跟踪过程中目标 RCS 存在高动态起伏场景,对比动态 RCS 序列与

算法 1 基于动态 RCS 的雷达功率自适应分配算法

Alg. 1 Adaptive power allocation algorithm based on dynamic RCS

输入:CMIMO 雷达基本参数、RCS 静态数据库与目标初始运动参数

输出:CMIMO 雷达自适应功率分配结果

1. 初始化 $k=1, P_{k,opt} = P_0, P_0$ 为平均分配
2. CMIMO 雷达按照 $P_{k,opt}$ 发射功率,得到观测 $z_{q,k}(P_{k,opt})$,估计 $R_{q,k}, \int_{q,k}$ 以及 $\varphi_{q,k}$
3. 通过一步预测的运动状态获取目标动态 RCS $\sigma_k^q(\theta)$,选取雷达极化方式。并根据式(9)计算各观测量的方差 $\Xi_{R_{q,k}}^2, \Xi_{\int_{q,k}}^2$ 与 $\Xi_{\varphi_{q,k}}^2$
4. 按照式(17)构建资源分配优化模型
5. 按照内点惩罚法进行功率自适应分配,具体求解如下:
 - Step 1: 任取初始点 $x_0 \in D_0$; 初始化惩罚因子 $\tau_l > 0$ 、缩减系数 $\mathcal{B} \in (0, 1)$ 与收敛精度 $0 \leq \varepsilon \leq 1$
 - Step 2: 以 x_{l-1} 为初始点求解无约束子问题,得极值点 x_l
 - Step 3: 若 $\tau_l \bar{H}(x_l) \leq \varepsilon$, 停算输出 $x^* \approx x_l$, 作为原问题的近似极小点; 否则, 转 Step 4
 - Step 4: 令 $\tau_{l+1} = \mathcal{B}\tau_l, l = l + 1$, 转 Step 2
6. 对 $P_{k+1,opt}$ 进行反馈,形成下一时刻的波束发射方案。令 $k = k + 1$,返回步骤 2
7. k 达到总跟踪帧数 N ,结束全部资源分配

传统 RCS 模型下跟踪实验结果,最后根据跟踪误差衡量不同功率分配方案的跟踪精度与效能。仿真实验设定雷达位置与基本参数如表 1 所示。

表 1 雷达位置与基本参数

Tab. 1 Radar position and basic parameters

位置与参数	数值
位置坐标	(0, 0)
发射信号波长/m	0.3
有效带宽/MHz	1
雷达发射总功率/kW	1 600
最小功率阈值/kW	160
最大功率阈值/kW	1 280

雷达对三个目标同时进行多波束跟踪,三个目标的初始运动参数如表 2 所示。在利用无迹卡尔曼滤波对三个目标分别进行跟踪的过程中,选定 $N=60$ 帧数据进行仿真实验,雷达观测数据率为 1 s,蒙特卡罗实验次数为 100 次。为直观地对比不同情况下雷达的多目标跟踪性能,并定量衡

量各个目标的跟踪精度,通过计算各目标跟踪过程中的位置均方根误差 (root mean square error, RMSE) 数值与速度 RMSE 数值进行跟踪效果对比,对应公式分别为

$$R_{\text{position}}^{k,q} = \sqrt{\frac{1}{M_C} \sum_{i=1}^{M_C} [(x_{T_k}^q - \hat{x}_{T_k}^{q,i})^2 + (y_{T_k}^q - \hat{y}_{T_k}^{q,i})^2]}$$

$$R_{\text{velocity}}^{k,q} = \sqrt{\frac{1}{M_C} \sum_{i=1}^{M_C} [(x_{T_k}^q - \hat{x}_{T_k}^{q,i})^2 + (y_{T_k}^q - \hat{y}_{T_k}^{q,i})^2]}$$

其中, M_C 代表蒙特卡罗总次数, $(\hat{x}_{T_k}^{q,i}, \hat{y}_{T_k}^{q,i})$ 与 $(\hat{x}_{T_k}^{q,i}, \hat{y}_{T_k}^{q,i})$ 分别为第 i 次蒙特卡罗跟踪的估计位置与估计速度。

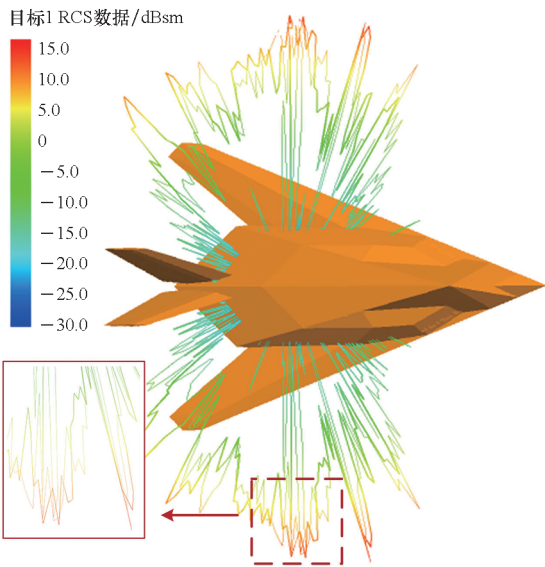
表 2 目标运动参数

Tab. 2 Target motion parameters

目标编号	初始位置/ km	初始速度/ (m/s)	初始距离/ km
1	(81, -13.7)	(200, -450)	82.16
2	(100, 40)	(400, 40)	107.70
3	(95, 10)	(-100, 250)	95.52

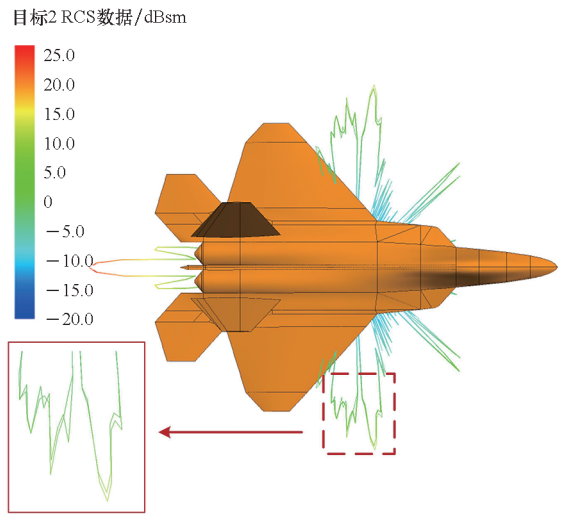
4.2 空中目标全静态 RCS 数据库

为得到一个相对完善的目标静态 RCS 数据库,对三个运动目标进行建模,并进行 RCS 数据仿真,考虑到一般雷达系统的同极化增益要远远大于交叉极化增益,因此对于每个目标分别采用水平同极化 (horizontal-horizontal, HH) 与垂直同极化 (vertical-vertical, VV) 的方式进行 RCS 仿真,结果如图 5 所示。



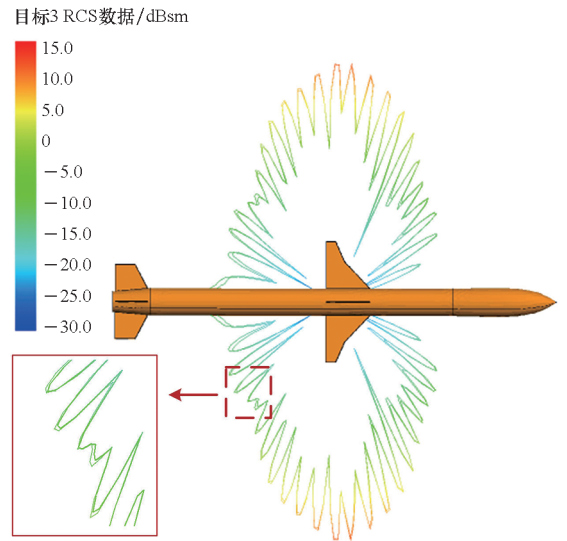
(a) 目标 1 静态 RCS 数据库

(a) Static RCS database of target 1



(b) 目标 2 静态 RCS 数据库

(b) Static RCS database of target 2



(c) 目标 3 静态 RCS 数据库

(c) Static RCS database of target 3

图 5 多目标静态 RCS 数据库

Fig. 5 Static RCS database of multi-target

为了更加直观地对比三个目标分别在 HH 与 VV 两种探测方式下 RCS 的数值区别,本节构建了图 6 所示所有目标的 RCS 静态数据库,从图中能够明显看出,对于不同目标,其仿真 RCS 具有明显差异,且由于目标外形以及材料的差异,其 RCS 峰值区域也具有明显的角度分集特征。另外,对于同一目标,两种同极化方式下的 RCS 也存在一定差异,因此在目标跟踪的过程中,可以选取 RCS 较大的同极化方式,对目标进行跟踪处理。

4.3 雷达多目标跟踪仿真实验

利用所提方法对三个目标进行了同时多波束

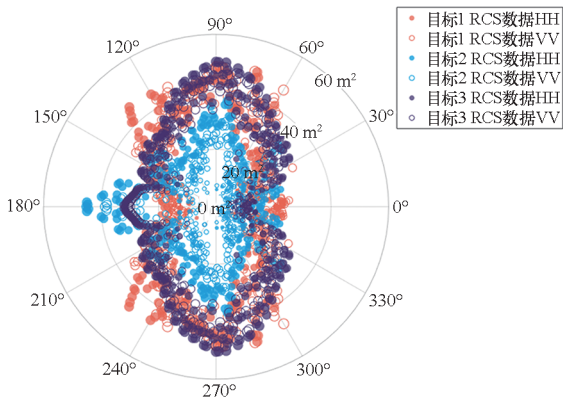


图 6 所有目标静态 RCS 可视化

Fig. 6 Visual results of all target static RCS

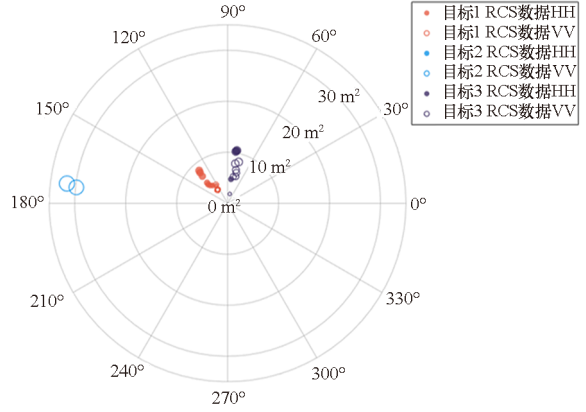


图 8 动态 RCS 序列对应观测方向角

Fig. 8 Dynamic RCS sequence corresponding to observation direction angles

跟踪处理,对应的跟踪预测结果如图 7 所示。根据探测雷达与目标相对运动过程中探测视角的变化,可以得到图 8 所示的动态 RCS 数据抽取结果。图 9 为跟踪期间三个目标对应的雷达极化方式的选择结果。可以看到,所提算法根据跟踪过程中的雷达视线实时变化,选取了 RCS 更大的极化方式进行跟踪。三个目标对应的动态 RCS 变化曲线如图 10 所示。

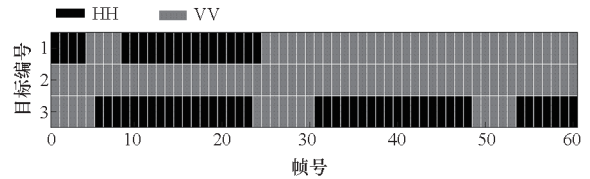


图 9 极化方式选择结果

Fig. 9 Polarization selection results

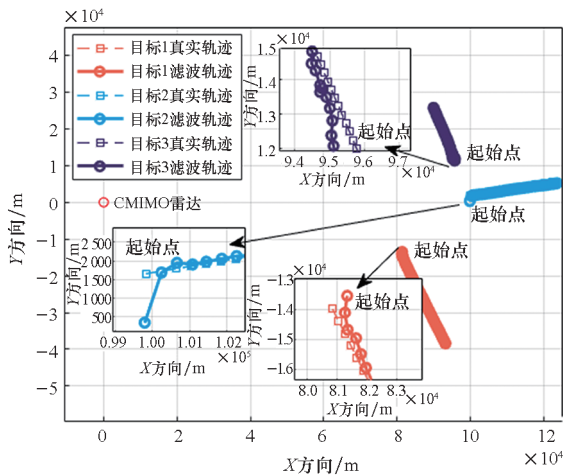


图 7 三个目标跟踪结果

Fig. 7 Tracking results of three targets

从图 10 可以看出,在整个跟踪过程中,不同目标的动态 RCS 具有明显差异。目标 1 与目标 3 的动态 RCS 变化范围较为接近,在整个跟踪过程中,目标 1 与目标 3 的动态 RCS 相互交错,而目标 2 的 RCS 则大于目标 1 与目标 3 的动态 RCS。为了有效利用目标特性信息,需要结合跟踪过程中的实时动态 RCS 数据进行功率调度。

图 11 为整个跟踪过程中三个目标与探测雷达的距离变化曲线。从图中可以看出,在整个目标跟踪过程中,目标 1 与目标 2 沿着背离雷达的方向运动,其与雷达的距离随着观测时间的增大

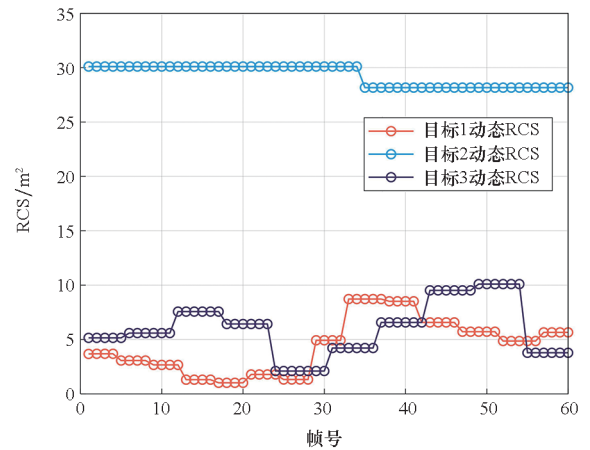


图 10 动态 RCS 数据变化曲线

Fig. 10 Dynamic RCS data changing curve

而增大;而目标 3 与雷达之间的距离则越来越小,在跟踪第 31 帧时,目标 1 与目标 3 距离雷达的距离接近。

算法采用 Min-Max PCRLB 准则对三个目标进行功率动态分配。Min-Max PCRLB 准则的目的为优化跟踪精度最差的目标,因此,三个目标的跟踪结果将越来越接近,在跟踪后期趋于一致。仿真实验所得功率分配理论值如图 12 所示。可以看出,雷达对目标的跟踪过程中,由于目标 2 与雷达的距离随着时间越来越大,且三个目标中目标 2 距离雷达最远,因此在跟踪后期分配给目标 2

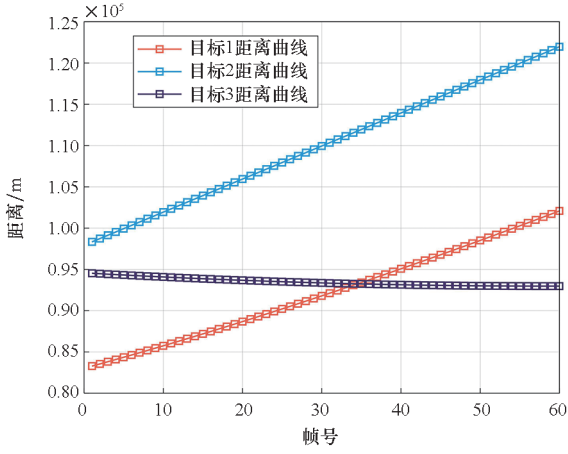


图 11 目标跟踪实时距离

Fig. 11 Dynamic range of targets tracking process

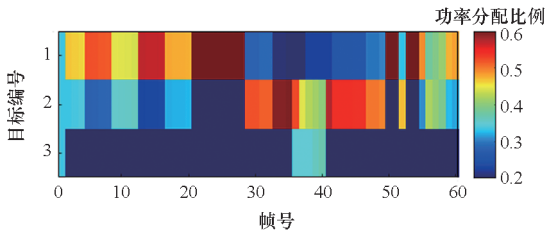


图 12 所提算法的功率分配结果

Fig. 12 Power allocation results of the proposed algorithm

的雷达功率最多。而由于目标 1 在跟踪前期对应 RCS 最小,为保证目标 1 跟踪精度,算法在跟踪前期分配给目标 1 的波束能量最大。另外,在第 35 帧左右,由于目标 1、目标 3 与雷达的距离接近,而目标 3 的 RCS 动态数值小于目标 1 的 RCS 动态数值,此时雷达的功率分配趋势更趋向于目标 3,相较于目标 1 而言,目标 3 所得功率短暂增加。可以看出,目标距离雷达远近与实时的动态 RCS 均为影响功率分配结果的重要因素。

图 13 与图 14 分别为三个目标跟踪过程中位置与速度的 RMSE 与 PCRLB 随跟踪帧号的变化曲线图。

从图 13 可知,在雷达同时多波束目标跟踪过程中,当跟踪至第 10 帧数据时,三个目标的位置跟踪理论 PCRLB 数值明显下降。由于目标 2 的动态 RCS 最大,因此其理论 PCRLB 数值最小。由于目标 3 的动态 RCS 最小,其跟踪误差最大,但是由于算法采用 Min-Max PCRLB 准则进行多目标功率分配,因此目标 3 的跟踪精度并没有明显低于其余两个目标,三个目标的跟踪 RMSE 均逐渐收敛到 PCRLB 曲线,趋向于理论估计最优。

4.4 传统 RCS 起伏模型实验结果比较

为了对比不同 RCS 模型下的多目标跟踪精

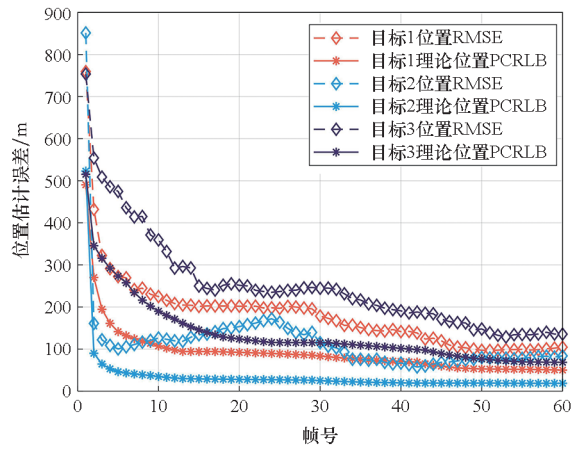


图 13 Min-Max PCRLB 准则位置估计误差 RMSE 曲线

Fig. 13 RMSE curve of Min-Max PCRLB position estimation error

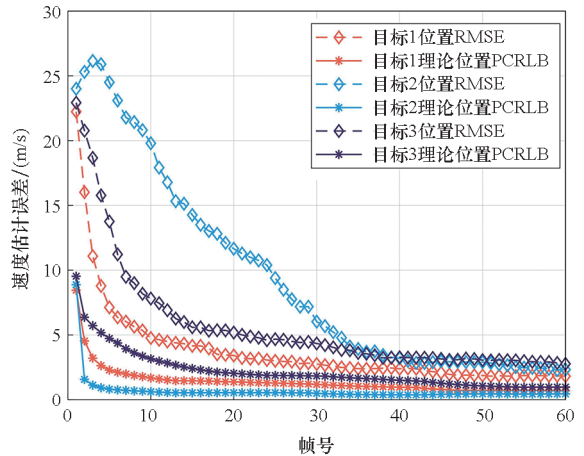


图 14 Min-Max PCRLB 准则速度估计误差 RMSE 曲线

Fig. 14 RMSE curve of Min-Max PCRLB velocity estimation error

度,对 Min-Max PCRLB 优化准则下传统 RCS 起伏模型跟踪结果(文献[16]方法)与所提高动态 RCS 自适应功率分配的多目标跟踪结果进行比较。传统的 RCS 模型并没有结合雷达观测视线与目标运动信息,通过给予 RCS 较小的动态变化,模拟跟踪过程中多目标 RCS 起伏特性。图 15 为传统多目标 RCS 起伏模型。

图 16 为传统 RCS 起伏模型情况下三个目标跟踪过程中的功率分配结果。从图中可以看出,分配给三个目标的功率值自由度较差,在不同跟踪时刻,单个目标所得功率没有明显差异,这将导致在目标运动过程中,其跟踪误差出现发散甚至目标失跟的现象发生。

图 17 与图 18 分别为传统 RCS 起伏模型情况下三个目标跟踪过程中位置与速度的 RMSE 与 PCRLB 随跟踪时刻的变化曲线图。从图中可以

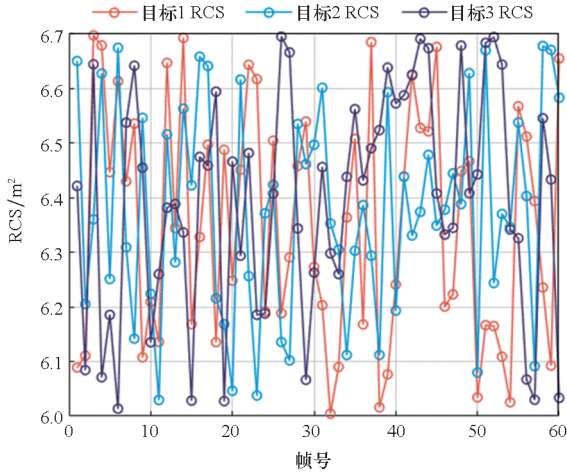


图 15 传统 RCS 起伏模型曲线

Fig. 15 Traditional RCS fluctuation curve

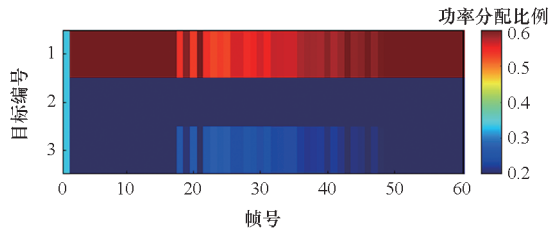


图 16 传统 RCS 起伏模型的功率分配结果

Fig. 16 Power allocation results of traditional RCS fluctuation model

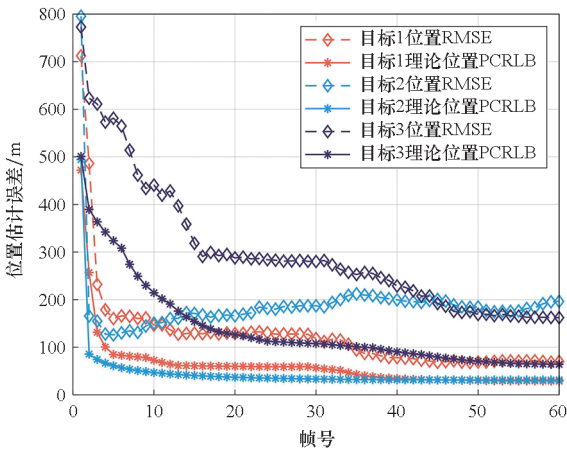


图 17 起伏模型位置估计误差 RMSE 曲线

Fig. 17 RMSE curve of position estimation error of fluctuating model

明显看出,由于分配给目标 2 的雷达波束能量较低,在跟踪第 5 帧开始,其位置 RMSE 出现发散的现象,在跟踪后期,目标 2 距离雷达的距离最远,导致了雷达系统对目标 2 的跟踪性能较其余两个目标最差,且其速度 RMSE 收敛很慢,继续观测甚至会出现目标 2 失跟现象。可以看出,传统的 RCS 模型并不能有效结合多目标 RCS 动态变化过程,得到雷达功率的最优分配。

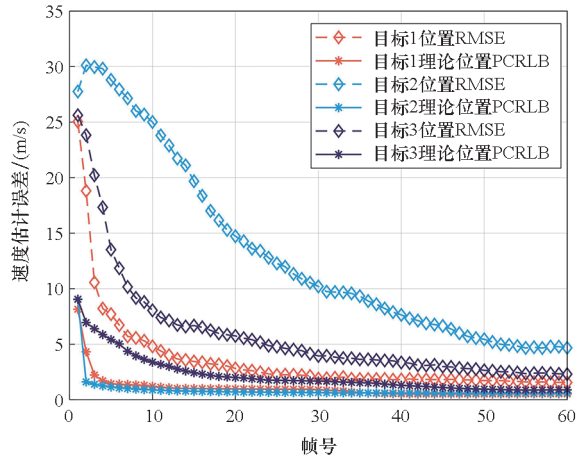


图 18 起伏模型速度估计误差 RMSE 曲线

Fig. 18 RMSE curve of velocity estimation error of fluctuating model

为了更加直观地展示所提算法效能,给出在动态 RCS 与传统 RCS 情况下多目标跟踪结果曲线对比图,其位置估计 RMSE 与速度 RMSE 分别如图 19 与图 20 所示。从图 19 中可以看出,所提算法中目标 3 的位置估计 RMSE 最大,在第 59 帧时,其位置 RMSE 数值为 135.768 m,而传统 RCS 模型情况下,目标 2 与目标 3 的位置跟踪误差接近,对应 RMSE 为 195.509 m。另外,还可以看出,在整个跟踪阶段,所提算法跟踪精度最差的目标位置 RMSE 始终小于传统算法,位置估计精度提升约 30.77%。从图 20 可以看出,传统 RCS 模型算法中目标 2 的速度估计 RMSE 最大,在跟踪后期第 51 帧时,其数值为 5.198 56 m/s。所提算法在跟踪前期目标 2 的速度估计 RMSE 最大,第 35 帧开始,三个目标的速度估计 RMSE 趋于一致,对应数值约为 3.033 9 m/s。同样地,所提算法跟踪精度最差的目标速度 RMSE 始终小于传统

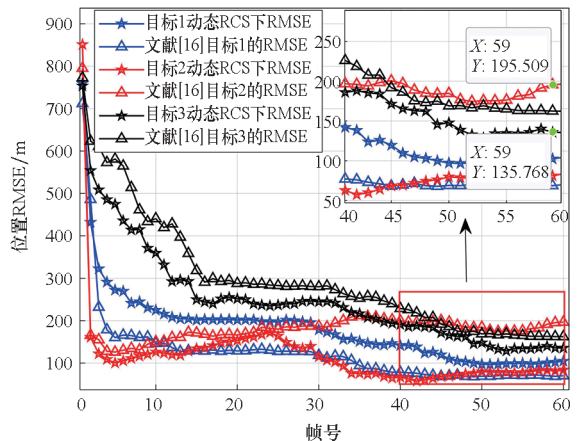


图 19 不同 RCS 模型下位置 RMSE 对比

Fig. 19 Comparison of position RMSE under different RCS model

算法,速度估计精度提升约 42.31%。所提算法能够有效结合跟踪过程中多目标实时 RCS 动态特征,一定程度上提升了雷达系统的多目标跟踪性能。

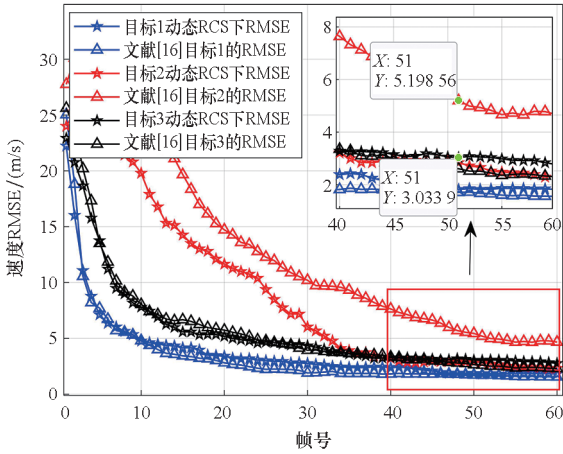


图 20 不同 RCS 模型下速度 RMSE 对比
Fig. 20 Comparison of velocity RMSE under different RCS model

4.5 算法实时性检验

所提算法优化问题等式约束与不等式约束共 $m=2$ 个,优化变量为 $n=3$ 个,完整算法的时间复杂度可以表示为: $O(N(mn^3 + m^2n^2 + m^3 + n^3))$ 。为检验所提算法实时性,本文开展了 100 次蒙特卡罗仿真实验,各帧优化时间结果如图 21 所示。可以看到,绝大多数跟踪帧的优化求解时间在 0.05 s 上下浮动,满足跟踪资源分配的实时性要求。

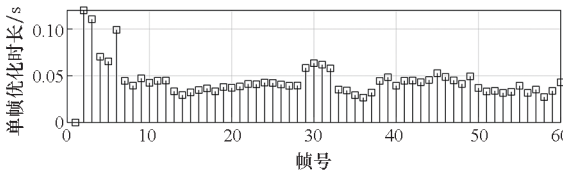


图 21 各帧优化时长
Fig. 21 Optimization duration of each frame

5 结论

本文基于 CMIMO 雷达系统,提出一种符合实际多目标探测场景下目标高动态 RCS 的雷达功率自适应分配算法。通过雷达探测视线与多目标预测运动方向,获取不同极化方式下多目标的动态 RCS,结合目标运动状态,联合指导 CMIMO 雷达功率分配。仿真表明,所提算法能够有效结合多目标 RCS 动态散射特性实现功率的有效分配,相比于传统 RCS 模型情况下的跟踪结果,通

过构建 RCS 数据库能够有效结合目标运动特性与 RCS 散射特性,并进一步实现极化方式优选,提升了 CMIMO 雷达的多目标跟踪性能。需要指出的是,所提算法仅针对单雷达多目标探测场景,而在实际观测中,多部雷达组成的雷达组网情况有待进一步研究。

参考文献 (References)

- [1] LU Z J, HU W D, KIRUBARAJAN T. Labeled random finite sets with moment approximation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(13): 3384–3398.
- [2] SUN H, LI M, ZUO L, 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.
- [3] YUAN Y, YI W, 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.
- [4] 何子述, 程子扬, 李军, 等. 集中式 MIMO 雷达研究综述[J]. 雷达学报, 2022, 11(5): 805–829.
HE Z S, CHENG Z Y, LI J, et al. A survey of colocated MIMO radar [J]. Journal of Radars, 2022, 11(5): 805–829. (in Chinese)
- [5] 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.
- [6] GARCIA N, COULON M, LOPS M, et al. Resource allocation in radar networks for non-coherent localization [C]//Proceedings of IET International Conference on Radar Systems (Radar 2012), 2012.
- [7] YAN J K, LIU H W, BAO Z. Power allocation scheme for target tracking in clutter with multiple radar system [J]. Signal Processing, 2018, 144: 453–458.
- [8] YAN J K, LIU H W, JIU B, et al. Power allocation algorithm for target tracking in unmodulated continuous wave radar network [J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(2): 1098–1108.
- [9] 吴志东, 周穗华, 张宏欣. 磁性目标跟踪的后验克拉美罗下限分析与计算 [J]. 国防科技大学学报, 2014, 36(2): 118–123.
WU Z D, ZHOU S H, ZHANG H X. Computing the recursive posterior Cramer-Rao bound for magnetic target tracking [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2014, 36(2): 118–123. (in Chinese)
- [10] ZHANG H W, ZONG B F, XIE J W. Power and bandwidth allocation for multi-target tracking in colocated MIMO radar [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(9): 9795–9806.
- [11] ZHANG H W, LIU W J, ZHANG Z J, et al. Joint target assignment and power allocation in multiple distributed MIMO radar networks [J]. IEEE Systems Journal, 2021, 15(1): 694–704.
- [12] TICHAUSKY P, MURAVCHIK C H, NEHORAI A. Posterior Cramer-Rao bounds for discrete-time nonlinear filtering [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(5): 1386–1396.

- [13] YI W, YUAN Y, 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.
- [14] XIE M C, YI W, KONG L J. Joint selection and power allocation strategy for target tracking in decentralized multiple radar systems [C]//*Proceedings of IEEE Radar Conference (RadarConf)*, 2016: 1–6.
- [15] 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 Z J, XIE J W, ZHANG H W, et al. Multiple targets tracking power allocation optimization algorithm based on colocated MIMO radar[J]. *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2019, 20(5): 76–82. (in Chinese)
- [16] 李正杰, 谢军伟, 张浩为. 基于认知跟踪的集中式 MIMO 雷达功率分配算法[J]. *探测与控制学报*, 2019, 41(6): 75–82.
LI Z J, XIE J W, ZHANG H W. Centralized MIMO radar power allocation algorithm based on cognition tracking[J]. *Journal of Detection & Control*, 2019, 41(6): 75–82. (in Chinese)
- [17] ZHUANG Y Q, ZHANG C X, ZHANG X K. A novel simulation approach of aircraft dynamic RCS[J]. *Progress in Electromagnetics Research M*, 2014, 36: 85–91.
- [18] SEO D W, NAM H J, KWON O J, et al. Dynamic RCS estimation of chaff clouds [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(3): 2114–2127.
- [19] 史伟强, 徐乐, 史小卫, 等. 基于完备对数正态分布模型的隐形飞行器动态 RCS 统计特性研究[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(9): 2121–2125.
SHI W Q, XU L, SHI X W, et al. Dynamic RCS statistic characterization of stealth aircraft using complete lognormal distribution [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(9): 2121–2125. (in Chinese)
- [20] SUN J, YI W, VARSHNEY P K, et al. Resource scheduling for multi-target tracking in multi-radar systems with imperfect detection [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 3878–3893.