

一种针对目标三维跟踪的多基地雷达系统功率分配算法

严俊坤* 戴奉周 秦童 刘宏伟 保铮

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 针对实际应用中有效利用多基地雷达系统有限资源的需求, 该文提出一种基于目标 3 维跟踪的功率分配方法。该方法首先推导了目标 3 维跟踪时均方根误差的贝叶斯克拉美罗下界, 并将其作为代价函数进行功率分配。而后, 该文用梯度投影算法对由此产生的非线性、凸优化问题进行了求解。仿真结果表明, 相对于功率均匀分配的情况, 该文提出的功率分配方法能明显提高目标的跟踪精度。

关键词: 多基地雷达系统; 目标 3 维跟踪; 功率分配

中图分类号: TN953

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)04-0901-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00883

A Power Allocation Approach for 3D Target Tracking in Multistatic Radar Systems

Yan Jun-kun Dai Feng-zhou Qin Tong Liu Hong-wei Bao Zheng

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

Abstract: For the requirement of making full use of the limited resource in real application, this paper proposes a power allocation scheme for 3D target tracking in multistatic radar systems. Firstly, the Bayesian Cramer Rao Lower Bound (BCRLB) for 3D target tracking mean square error is derived and utilized as a criterion for the power allocation strategy. Then, the resulting nonlinear convex problem is solved by gradient projection algorithm. Finally, simulation results suggest that the tracking accuracy of the whole system is enormously improved by using the proposed algorithm compared with the results achieved with equal power allocation.

Key words: Multistatic radar systems; 3D target tracking; Power allocation

1 引言

多基地雷达系统(MSRS)已经开发了很多年, 它通常是由几个空间上分开的发射、接收和(或)发射接收设备组成^[1]。MSRS 具有两个突出特性: (1)几个空间分开的测量站; (2)接收目标信息的联合处理。正是这两个独特特性的组合, 使得 MSRS 有许多优于单雷达的特性^[1]。因此, 有很多学者开始对 MSRS 的应用进行研究。其中, 一个比较热点的方向就是利用雷达组网的冗余信息, 对目标进行定位和跟踪^[2-5]。通常单雷达对目标在横向距离上的测量误差要大于径向距离上的误差, 特别是对于远距离目标的情况^[1]。因此, 对多部雷达进行合理地部署, 不仅可以增大对目标的探测距离, 还可以提高目标的定位和跟踪精度^[1,6]。文献[2]研究了利用 MSRS 进行目标定位时, 定位误差的克拉美罗下界(CRLB); 文献[7]给出了 MSRS 跟踪目标时均方根误差(MSE)

的贝叶斯克拉美罗下界(BCRLB)。这些结果表明, 基于 MSRS 的目标定位和跟踪精度与雷达的数量, 回波信噪比(SNR), 目标的雷达截面积(RCS), 以及驻留时间等参数有关。

理论上, 为了使 MSRS 获得更好的探测性能, 每部雷达都应当最大化自身的发射功率。但在实际应用中, MSRS 通常都会有一些预期的指标, 比如目标的定位或跟踪精度。在这种情况下, 最大化各部雷达的发射功率必然会使系统的功率资源得不到有效利用。对于一些特定的应用场合, 比如总能量有限的雷达网络进行目标跟踪, 或者军事应用中低截获的需求^[8]等, 更需要雷达网络在发射总功率有限的情况下, 尽可能达到更好的性能。因此, 开始有学者对雷达组网资源分配的问题进行研究^[8-10]。文献[8]从 MSRS 系统组成结构的角度出发, 提出了一种基于子集选取的单目标定位算法, 目的是通过减少使用雷达的数目来节约系统的资源。该算法的优化模型可描述为: 在达到预先设定的定位精度的条件下, 使用最少数目的雷达; 文献[9]则从 MSRS 系统发射参数的角度出发, 在分布式多输入多输出(MIMO)雷达的平台下, 提出了从性能出发的功率分配思想。该文献将目标定位误差的 CRLB 作为功

2012-07-09 收到, 2013-01-09 改回

国家自然科学基金(60901067, 61001212), 新世纪优秀人才支持计划(NCET-09-0630), 长江学者和创新团队发展计划(IRT0954)和中央高校基本科研业务费专项资金联合资助课题

*通信作者: 严俊坤 jkyan@stu.xidian.edu.cn

率分配的代价函数,目的是合理地分配系统固定的功率资源,使目标的定位误差的CRLB最小。但是,上述算法只针对某个已知位置的目标进行了资源分配。在实际中,目标的位置是无法提前获取的,这就要求MSRS能够根据当前时刻的观测信息预测下一时刻的目标位置,进而对系统资源进行提前分配^[10]。针对这个问题,文献[11]将文献[8]的工作延伸至目标跟踪的情况,提出了一种基于雷达网络的认知跟踪方式。总的来说,上述算法提出了合理分配MSRS有限功率资源的思想,给后续研究打下了坚实的基础。但是却存在如下两个不足之处:(1)文献[8]和文献[11]将功率分配看作一个非凸优化问题,并用贪婪算法进行了求解,而这种求解方法计算量较大,还可能得不到最优解^[12];(2)上述资源分配方法都是面向2维目标的,而针对3维目标的研究还相对比较薄弱。

针对上述情况,本文在MSRS平台下,提出了一种针对目标3维跟踪的功率分配方法,目的是合理分配系统有限的功率资源,使目标3维跟踪精度最高。具体过程可简要地描述为:在当前时刻,融合中心将预测的下一时刻的BCRLB作为代价函数进行功率分配,并将分配结果进行反馈,各部雷达根据反馈的结果自适应地调节发射功率。本文首先介绍了目标的动态模型和系统的观测模型,进而推导了目标3维跟踪的BCRLB。由于BCRLB给目标的跟踪精度提供了一个衡量尺度,并且是以各部雷达发射功率为变量的函数,因此本文将其用作功率分配的代价函数。然后,我们用梯度投影算法^[13]对这个非线性、凸优化问题进行了求解。最后,仿真实验验证了提出算法的有效性和可行性,并分析了目标与雷达距离的远近、它们的相对位置以及目标RCS等因素对功率分配结果的影响。

2 系统建模

假设3维空间中的一个MSRS含有 N 部两坐标(2D)雷达,其中第 i 部雷达的坐标可以表示为 (x_i, y_i, z_i) 。各个时刻,每部2D雷达都能根据自己的回波数据测量目标的距离和多普勒信息,并将这些信息传给融合中心(各部雷达测量误差均服从零均值的高斯分布,且它们相互独立)。根据这些信息,融合中心可完成目标的3维跟踪。

2.1 目标运动模型

假设目标在3维空间中做匀速直线运动,目标的运动模型方程^[14]可写为

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

其中 \mathbf{x}_k 表示 k 时刻目标的状态向量:

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

式(2)中,上标 T 表示矩阵或向量的转置, (x_{Tk}, y_{Tk}, z_{Tk}) 和 $(\dot{x}_{Tk}, \dot{y}_{Tk}, \dot{z}_{Tk})$ 分别表示 k 时刻目标的位置和速度。 \mathbf{F} 为目标状态转移矩阵,可以表示为

$$\mathbf{F} = \mathbf{I}_3 \otimes \begin{bmatrix} 1 & T_0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中 T_0 表示采样间隔, \otimes 是矩阵直积的运算符号。式(1)中, \mathbf{u}_{k-1} 表示 $k-1$ 时刻,零均值、白色高斯过程噪声序列,用于衡量目标状态转移的不确定性^[14],其协方差矩阵为 \mathbf{Q}_{k-1} 可以写为^[15]

$$\mathbf{Q}_{k-1} = q_0 \mathbf{I}_3 \otimes \begin{bmatrix} \frac{1}{3} T_0^3 & \frac{1}{2} T_0^2 \\ \frac{1}{2} T_0^2 & T_0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中 q_0 表示在各个坐标轴上的过程噪声强度^[15]。

2.2 观测模型

假设 k 时刻第 i 部雷达发射波形的复包络可表示为

$$a_{i,k}(t) = \sqrt{P_{i,k}} s_{i,k}(t) \quad (5)$$

其中 $s_{i,k}(t)$ 表示第 i 部雷达在 k 时刻归一化后的复包络, $P_{i,k}$ 表示相应的发射功率。

那么,这部雷达在 k 时刻的接收信号下变频后的形式为

$$r_{i,k}(t) = h_{i,k} \sqrt{P_{i,k} \alpha_{i,k}} s_{i,k}(t - \tau_i(\mathbf{x}_k)) \exp(-j2\pi f_i(\mathbf{x}_k)t) \quad (6)$$

其中,衰减因子 $\alpha_{i,k}$ 与目标和雷达的径向距离、天线增益以及接收天线孔径有关^[16], $h_{i,k}$ 是一个复数,代表目标的RCS。 $\tau_i(\mathbf{x}_k)$ 表示 k 时刻第 i 部雷达的回波时延,通过它可测得雷达到目标的径向距离为

$$R_i(\mathbf{x}_k) = \frac{c\tau_i(\mathbf{x}_k)}{2} = \sqrt{(x_{Tk} - x_i)^2 + (y_{Tk} - y_i)^2 + (z_{Tk} - z_i)^2} \quad (7)$$

其中 c 表示光速。式(6)中, $f_i(\mathbf{x}_k)$ 表示 k 时刻第 i 部雷达与目标因相对运动而产生的多普勒频移。

$$f_i(\mathbf{x}_k) = -\frac{2}{\lambda_i} v_{i,k} = -\frac{2}{\lambda_i} (\dot{x}_{Tk}, \dot{y}_{Tk}, \dot{z}_{Tk}) \begin{bmatrix} x_{Tk} - x_i \\ y_{Tk} - y_i \\ z_{Tk} - z_i \end{bmatrix} \bigg/ R_i(\mathbf{x}_k) \quad (8)$$

其中, $v_{i,k}$ 为 k 时刻目标相对于第 i 部雷达的径向速度, λ_i 表示第 i 部雷达的工作波长。如上所述,雷达与目标的空间位置关系如图1所示。

在实际中,目标的真实距离和多普勒信息是不可能获得的,雷达的测量往往含有随机误差。那么,在 k 时刻第 i 部雷达测量得到的距离和多普勒信息可以表示为

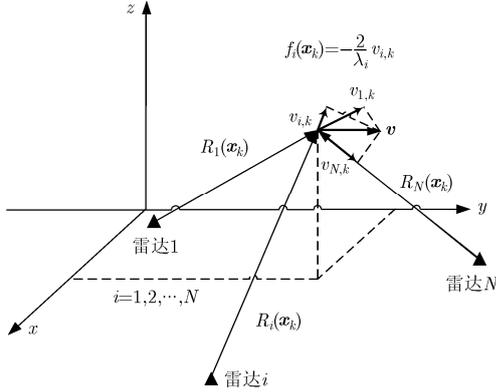


图1 雷达与目标的空间位置示意图

$$\left. \begin{aligned} \tilde{R}_{i,k} &= R_i(\mathbf{x}_k) + \Delta R_{i,k} \\ \tilde{f}_{i,k} &= f_i(\mathbf{x}_k) + \Delta f_{i,k} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中 $\Delta R_{i,k}$ 和 $\Delta f_{i,k}$ 表示这些测量信息对应的误差。根据文献[16], 这些误差的大小与当前时刻的回波的 SNR 有关, 不管雷达采取何种估计方式获取这些测量, 它们的误差均存在一个下界 $\sigma_{R_{i,k}}^2$ 和 $\sigma_{f_{i,k}}^2$:

$$\left. \begin{aligned} \sigma_{R_{i,k}}^2 &\propto \alpha / \text{SNR}_{i,k} \\ \sigma_{f_{i,k}}^2 &\propto \gamma / \text{SNR}_{i,k} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

其中 α 与雷达发射信号的有效带宽有关, 信号的有效带宽越宽, 距离定位精度越高^[17]; γ 则取决于相干积累的时间长度, 相干积累时间越长, 多普勒频移的测量精度越高^[17]。SNR_{i,k} 表示 k 时刻第 i 部雷达回波信号的 SNR^[17]:

$$\text{SNR}_{i,k} \propto \alpha_{i,k} P_{i,k} |h_{i,k}|^2 \quad (11)$$

由式(11)可以看出, 回波信噪比取决于雷达的发射功率、衰减系数和目标的 RCS。总的来说, 在其他参数相同的情况下, 回波 SNR 越高, 距离和多普勒信息的测量误差越小。

各个时刻, 各部雷达将测量得到的距离和多普勒测量信息传送给融合中心。那么, 融合中心在 k 时刻接收到的 $2N \times 1$ 的测量集合可以表示为

$$\mathbf{z}_k = \left[\tilde{\mathbf{R}}_k^T, \tilde{\mathbf{f}}_k^T \right]^T \quad (12)$$

其中 $\tilde{\mathbf{R}}_k$ 和 $\tilde{\mathbf{f}}_k$ 分别表示 k 时刻各部雷达的距离和多普勒测量信息的集合。

根据这些信息, 融合中心可以对目标进行 3 维跟踪, 目标非线性观测方程可描述为

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \left[\Delta \tilde{\mathbf{R}}_k^T, \Delta \tilde{\mathbf{f}}_k^T \right]^T \quad (13)$$

其中 $\Delta \tilde{\mathbf{R}}_k$ 和 $\Delta \tilde{\mathbf{f}}_k$ 分别表示 k 时刻 $N \times 1$ 的距离和多普勒测量误差向量。假设各个时刻, 各部雷达的测量误差服从均值为零的高斯分布, 且相互独立, 那么 $N \times N$ 的距离和多普勒测量误差的 CRLB 矩阵

\mathbf{Q}_{R_k} 和 \mathbf{Q}_{f_k} 可分别表示为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Q}_{R_k} &= \text{diag} \left\{ \sigma_{R_{1,k}}^2, \sigma_{R_{2,k}}^2, \dots, \sigma_{R_{N,k}}^2 \right\} \\ \mathbf{Q}_{f_k} &= \text{diag} \left\{ \sigma_{f_{1,k}}^2, \sigma_{f_{2,k}}^2, \dots, \sigma_{f_{N,k}}^2 \right\} \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

式(13)中, $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k)$ 是一个高度非线性函数的集合:

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}_k) = \left[\mathbf{R}^T(\mathbf{x}_k), \mathbf{f}^T(\mathbf{x}_k) \right]^T \quad (15)$$

其中 $\mathbf{R}(\mathbf{x}_k)$ 和 $\mathbf{f}(\mathbf{x}_k)$ 分别表示 k 时刻距离和多普勒的参数集合。

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{R}(\mathbf{x}_k) &= \left[R_1(\mathbf{x}_k), R_2(\mathbf{x}_k), \dots, R_N(\mathbf{x}_k) \right]^T \\ \mathbf{f}(\mathbf{x}_k) &= \left[f_1(\mathbf{x}_k), f_2(\mathbf{x}_k), \dots, f_N(\mathbf{x}_k) \right]^T \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

其中 $R_i(\mathbf{x}_k)$ 和 $f_i(\mathbf{x}_k)$ 与目标状态 \mathbf{x}_k 的关系分别如式(7)和式(8)所示。在各个时刻, 利用式(1)和式(13)即可迭代计算目标状态的后验概率密度函数(PDF), 但由于目标的运动模型和雷达的测量值都含有随机误差, 因此估计的目标状态也会有误差。

下节将给出目标 3 维跟踪误差的 BCRLB。

3 BCRLB 的推导

文献[18]指出, BCRLB 给离散非线性的滤波问题的 MSE 提供了一个下界。总的来说, 用观测向量 \mathbf{z}_k 估计目标状态 \mathbf{x}_k 时, 其无偏估计量 $\bar{\mathbf{x}}_k(\mathbf{z}_k)$ 必须满足:

$$\mathbb{E} \left\{ \left(\bar{\mathbf{x}}_k(\mathbf{z}_k) - \mathbf{x}_k \right) \left(\bar{\mathbf{x}}_k(\mathbf{z}_k) - \mathbf{x}_k \right)^T \right\} \geq \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}_k) \quad (17)$$

其中 $\mathbb{E}(\cdot)$ 表示求数学期望, 而 $\mathbf{J}(\mathbf{x}_k)$ 则表示目标状态 \mathbf{x}_k 的贝叶斯信息矩阵(BIM)^[18]。

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}_k) = -\mathbb{E} \left(\Delta_{\mathbf{x}_k}^{\mathbf{x}_k} \ln p(\mathbf{z}_k, \mathbf{x}_k) \right) \quad (18)$$

其中 $\Delta_{\eta}^{\kappa} = \Delta_{\eta} \Delta_{\kappa}^T$, Δ_{η} 表示求向量 η 的一阶偏导, $p(\mathbf{z}_k, \mathbf{x}_k)$ 表示状态与观测的联合 PDF。

$$p(\mathbf{z}_k, \mathbf{x}_k) = p(\mathbf{x}_k) p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) \quad (19)$$

其中 $p(\mathbf{x}_k)$ 表示目标状态的 PDF, $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$ 表示目标状态关于观测的似然函数。

文献[18]提供了一种迭代计算 BIM $\mathbf{J}(\mathbf{x}_k)$ 的方法:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}_k) = \mathbf{J}_d(\mathbf{x}_k) + \mathbf{J}_z(\mathbf{x}_k) \quad (20)$$

其中 $\mathbf{J}_d(\mathbf{x}_k)$ 和 $\mathbf{J}_z(\mathbf{x}_k)$ 分别表示先验信息和数据的 Fisher 信息矩阵(FIM)。根据文献[14], 并结合本文的目标运动模型, $\mathbf{J}_d(\mathbf{x}_k)$ 可写为

$$\mathbf{J}_d(\mathbf{x}_k) = \left(\mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F} \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}_{k-1}) \mathbf{F}^T \right)^{-1} \quad (21)$$

而数据的 FIM 可以计算为^[7]

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_z(\mathbf{x}_k) &= -\mathbb{E} \left\{ \Delta_{\mathbf{x}_k}^{\mathbf{x}_k} \ln p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) \right\} \\ &= \mathbb{E} \left\{ \mathbf{H}^T(\mathbf{x}_k) \left[\text{diag} \left\{ \mathbf{Q}_{R_k}, \mathbf{Q}_{f_k} \right\} \right]^{-1} \mathbf{H}(\mathbf{x}_k) \right\} \end{aligned} \quad (22)$$

其中 \mathbf{Q}_{R_k} 和 \mathbf{Q}_{f_k} 分别是 $N \times N$ 的距离和多普勒测量误差的 CRLB 矩阵(如式(14)所示), $\mathbf{H}(\mathbf{x}_k)$ 为 $2N \times 6$

的雅可比矩阵, 定义为

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}_k) \triangleq (\Delta_{\mathbf{x}_k} \mathbf{h}^T(\mathbf{x}_k))^T \quad (23)$$

将式(23)代入式(22), 可求得数据的 FIM。此时 BIM $\mathbf{J}(\mathbf{x}_k)$ 可以计算为

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}_k) = (\mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}_{k-1})\mathbf{F}^T)^{-1} + \mathbb{E} \left\{ \mathbf{H}^T(\mathbf{x}_k) [\text{diag} \{ \mathbf{Q}_{f_k}, \mathbf{Q}_{f_k} \}]^{-1} \mathbf{H}(\mathbf{x}_k) \right\} \quad (24)$$

由式(24)可以看出, $\mathbf{J}(\mathbf{x}_k)$ 的第 1 项依赖于目标的运动模型, 与雷达的发射功率无关; 而根据式(10), 式(11)和式(14)可以发现, 数据的 FIM 与雷达的发射功率成正比关系。由于式(24)的第 2 项含有求期望的过程, 因此需要用蒙特卡洛方法来求解 BIM $\mathbf{J}(\mathbf{x}_k)$ [14]。

对 BIM $\mathbf{J}(\mathbf{x}_k)$ 求逆, 可得到目标状态 \mathbf{x}_k 的 BCRLB 矩阵 $\mathbf{C}_{\text{CRLB}}(\mathbf{x}_k)$:

$$\mathbf{C}_{\text{CRLB}}(\mathbf{x}_k) = \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}_k) \quad (25)$$

$\mathbf{C}_{\text{CRLB}}(\mathbf{x}_k)$ 的对角线元素即是目标状态向量各个分量估计方差的下界, 它给目标的跟踪精度提供了一个衡量尺度, 同时, 它也是雷达发射功率的函数。因此, 可以将式(26)作为功率分配的代价函数:

$$\mathbb{F}(\mathbf{P}_k) \Big|_{\mathbf{x}_k} = \text{Trace}(\mathbf{C}_{\text{CRLB}}(\mathbf{x}_k)) \quad (26)$$

式(26)中, \mathbf{P}_k 表示 k 时刻所有雷达发射功率的集合, 即 $\mathbf{P}_k = [P_{1,k}, P_{2,k}, \dots, P_{N,k}]^T$, $\mathbb{F}(\mathbf{P}_k) \Big|_{\mathbf{x}_k}$ 则体现了 k 时刻目标 3 维跟踪的总体精度。

4 功率分配优化算法

通过式(24)和式(26)可以发现, 目标的跟踪精度与很多因素有关, 比如雷达的布阵情况, 目标的 RCS, 雷达发射功率等。本文中考虑的可变的参数为各部雷达各个时刻的发射功率, 目的是在各个时刻 MSRS 发射总功率 P_{total} 一定的情况下, 使目标的跟踪精度最高。具体的优化过程可以描述为

$$\left. \begin{aligned} & \min_{P_{i,k}, i=1, \dots, N} \left(\mathbb{F}(\mathbf{P}_k) \Big|_{\mathbf{x}_k} \right) \\ & \text{s.t. } \bar{P}_{i\min} \leq P_{i,k} \leq \bar{P}_{i\max}, \quad i = 1, \dots, N \\ & \mathbf{1}^T \mathbf{P}_k = P_{\text{total}} \end{aligned} \right\} \quad (27)$$

其中 $\mathbf{1}^T = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times N}$, $\bar{P}_{i\min}$ 和 $\bar{P}_{i\max}$ 分别表示第 i 部雷达发射功率的上下限。

文献[9]将式(27)看成一个非线性、非凸的优化问题。它先对原问题进行松弛, 求解出松弛后问题的最优解, 再将这个最优解作为原问题的初始解进行局部搜索。但根据文献[12], 式(27)是一个凸优化问题, 通过表 1 给出梯度投影方法[13]进行搜索, 即可获得 k 时刻功率分配的一个最优解。

表 1 梯度投影功率分配算法

- (1) 任取初始可行点 $\mathbf{P}_{k,0}$, 令 $n = 0$;
- (2) 将原问题的不等式约束分解为两部分: $\mathbf{A}_1 \mathbf{P}_{k,n} = \mathbf{b}_1$ 和 $\mathbf{A}_2 \mathbf{P}_{k,n} > \mathbf{b}_2$, 那么原问题的积极约束可以表示为
$$\mathbf{A}_a \mathbf{P}_{k,n} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_1 \\ \mathbf{1}^T \end{pmatrix} \mathbf{P}_{k,n} = \begin{pmatrix} \mathbf{b}_1 \\ P_{\text{total}} \end{pmatrix};$$
- (3) 定义投影矩阵: $\mathbf{P}\mathbf{r} = \mathbf{I}_{N \times N} - \mathbf{A}_a^T (\mathbf{A}_a \mathbf{A}_a^T)^{-1} \mathbf{A}_a$;
- (4) 取 $\mathbf{d}_{k,n} = -\mathbf{P}\mathbf{r} \cdot \Delta_{\mathbf{P}_{k,n}} \mathbb{F}(\mathbf{P}_{k,n}) \Big|_{\mathbf{x}_k}$, 若 $\mathbf{d}_{k,n} = \mathbf{0}_{N \times 1}$, 转(6); 否则转(5);
- (5) 令 $\bar{\lambda} = \begin{cases} \min \left\{ \frac{\mathbf{a}_i \mathbf{P}_{k,n} - (\mathbf{b}_2)_i}{\mathbf{a}_i \mathbf{d}_{k,n}} \Big| \mathbf{a}_i \mathbf{d}_{k,n} < 0, \mathbf{a}_i \in \mathbf{A}_2 \right\}, \\ \mathbf{A}_2 \mathbf{d}_{k,n} \preceq \mathbf{0} \\ +\infty, \mathbf{A}_2 \mathbf{d}_{k,n} \succeq \mathbf{0} \end{cases}$, 求取步
- 长 $\lambda_{k,n} : \min_{0 \leq \lambda \leq \bar{\lambda}} \left(\mathbb{F}(\mathbf{P}_{k,n} + \lambda \mathbf{d}_{k,n}) \Big|_{\mathbf{x}_k} \right) = \mathbb{F}(\mathbf{P}_{k,n} + \lambda_{k,n} \mathbf{d}_{k,n}) \Big|_{\mathbf{x}_k}$, 令 $\mathbf{P}_{k,n+1} = \mathbf{P}_{k,n} + \lambda_{k,n} \mathbf{d}_{k,n}$, $n = n + 1$, 转(2)。
- (6) 计算 $(\mathbf{A}_a \mathbf{A}_a^T)^{-1} \mathbf{A}_a \cdot \Delta_{\mathbf{P}_{k,n}} \mathbb{F}(\mathbf{P}_{k,n}) \Big|_{\mathbf{x}_k} = \begin{pmatrix} \mathbf{v}_{A_1} \\ \mathbf{v}_{\mathbf{1}^T} \end{pmatrix}$, 令 $\mathbf{v}_j = \min(\mathbf{v}_{A_1})$, 若 $\mathbf{v}_j > 0$, 则停, 获得最优解 $\mathbf{P}_{k,\text{opt}} = \mathbf{P}_{k,n}$; 否则, 从 \mathbf{A}_a 中划去 \mathbf{v}_j 对应的行向量 \mathbf{a}_j , 并将其作为新的 \mathbf{A}_a 矩阵, 转(3)。

总的来说, 功率分配的过程可以描述为: 融合中心在 $k-1$ 时刻通过最小化预测的 BCRLB, 计算出 k 时刻各部雷达的功率分配情况并进行反馈, 各雷达站再根据反馈信息自适应地调节 k 时刻的发射功率。

5 仿真结果及分析

为了验证功率分配算法的有效性, 并进一步分析系统参数对功率分配结果的影响, 本文针对一个 3 维空间中匀速运动的目标场景进行了仿真。目标的初始位置位于 (10.75, 0, 20) km, 并以速度 (200, 0, 0) m/s 匀速飞行。假设共有 23 帧数据用于本次仿真, 各部雷达发射信号参数都相同, 有效带宽为 1 MHz, 波长设为 0.3 m, 相参脉冲个数为 64, 观测间隔 $T_0 = 6$ s。为了更好地分析雷达布阵形式对目标跟踪精度和功率分配结果的影响, 本文考虑了两种不同的布阵情况, 如图 2 所示。各部雷达的功率上下界分别设为, $\bar{P}_{i\min} = P_{\text{total}}/100$ 和 $\bar{P}_{i\max} = 0.6P_{\text{total}}$ 。

本文首先考虑了非起伏的目标 RCS 模型, $\mathbf{H}_1 = [\mathbf{h}_1^T, \mathbf{h}_2^T, \dots, \mathbf{h}_N^T]^T = [1, 1, \dots, 1]^T$, 其中 $\mathbf{h}_i = [h_{i,1}, h_{i,2}, \dots, h_{i,k}]^T$, $i = 1, 2, \dots, N$ 。在这种非起伏的 RCS 模型下, 功率分配的结果只与目标与雷达的距离以

及它们的相对位置有关系。图 3 给出了不同布阵形式、非起伏的 RCS 模型下,目标跟踪误差的 BCRLB 随时刻变化的关系。结果显示,最优化功率分配后,目标的跟踪精度较平均分配时有明显提升,且提升的程度与 MSRS 的布阵形式有关。

图 4 给出了非起伏 RCS 模型下,各部雷达各个时刻的功率分配结果。总的来说,两部雷达的观测不足以完成目标的 3 维定位,因此在所有过程中,至少有 3 部及 3 部以上的雷达在工作。对于非起伏的目标,图 4(a)的结果显示,在与目标相对位置类似的情况下,功率主要分配给距离目标较近的雷达。比如图 4(a)中,在帧数 $k < 11$ 时,雷达 3, 4 和 5 起作用;随着目标的飞行,目标更靠近雷达 1, 2 和 6,因此这几部雷达在 $k > 11$ 时发射更多的功率;在 $k = 11$ 时,由于目标位于雷达网络的中心,最优功率分配即是均匀分配,因此整个网络的跟踪精度没有提升;图 4(b)的结果显示,在雷达 1, 3, 4, 6 与目标距离相同的情况下,雷达 3 和 6 发射相对更多功率,因为它们与目标的相对位置更好。

前面的仿真在非起伏的目标 RCS 模型下,分析了雷达到目标的距离以及它们之间的相对位置关系对功率分配结果的影响。为了进一步分析目标 RCS 对功率分配结果的影响,本文还考虑了第 2 种 RCS 模型 H_2 。

由图 5 可以发现,在第 2 种 RCS 模型中雷达 1 和雷达 3 的反射系数较低。图 6 在第 2 种 RCS 模型下,给出了目标跟踪误差的 BCRLB 随时刻变化的

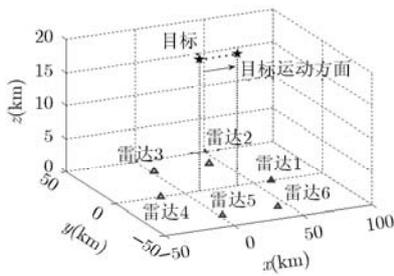
关系。结果显示,最优化功率分配后,目标的跟踪精度较平均分配时也有明显提升。

图 7(a)和 7(b)给出了目标 RCS 起伏时,两种不同布阵形式下的功率分配结果。与图 4(a)和 4(b)的结果比较可以发现:第 1 种布阵情况中,目标对雷达 1 的反射系数较低,因此由雷达 2, 6 代替雷达 1 对目标进行跟踪;第 2 种布阵方式中,虽然目标对雷达 1, 3 的反射系数较低,但雷达 2, 5 距离目标较远,且相对位置较差,因此雷达 1, 3, 4, 6 发射相对更多的功率,这也说明功率分配的结果是由多种因素共同决定的。

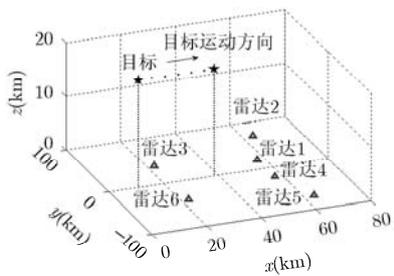
由上述结果可以看出,均匀分配功率时目标跟踪误差的 BCRLB 要比最优化功率分配时高。在分配过程中,功率倾向于分配给那些距离目标较近,目标反射系数较高,以及与目标空间相对位置较好的雷达,从而使得目标跟踪精度得到提高。

6 结束语

本文提出了一种针对目标 3 维跟踪的多基地雷达系统功率分配方法,目的在于合理地分配系统有限的功率资源,提高目标的 3 维跟踪精度。本文首先给出了目标的动态模型和系统的观测模型,随后又推导了目标 3 维跟踪的 BCRLB。由于 BCRLB 给目标的跟踪精度提供了一个衡量尺度,并且是以各部雷达发射功率为变量的函数,因此本文将其作为功率分配的代价函数,并用梯度投影算法对由此产生的凸优化问题进行了求解。结果显示,相对于

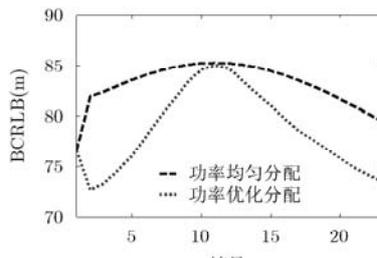


(a)情况1

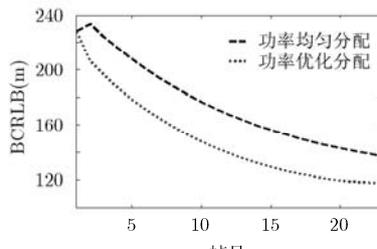


(b)情况2

图2 雷达与目标的空间位置关系

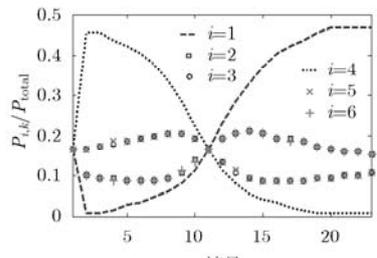


(a)情况1

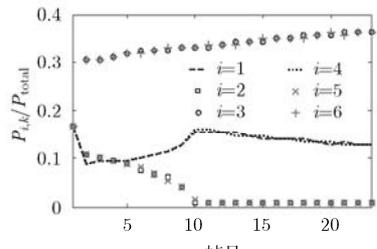


(b)情况2

图3 非起伏RCS模型下目标跟踪的BCRLB



(a)情况1



(b)情况2

图4 非起伏RCS模型时的功率分配结果

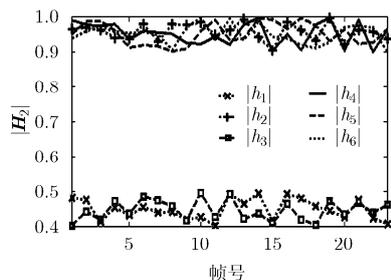
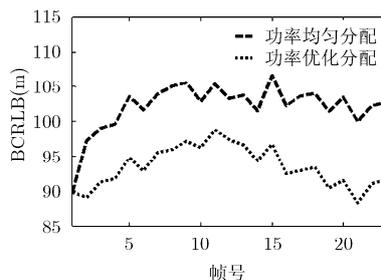
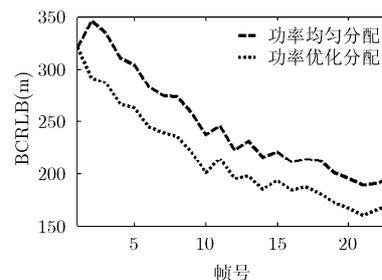


图5 第2种目标RCS模型

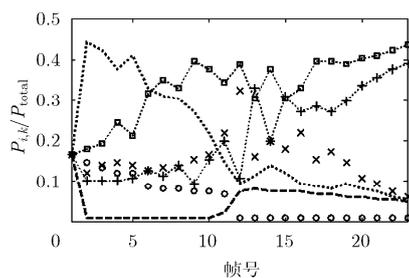


(a)情况1

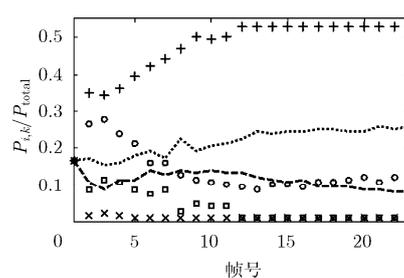


(b)情况2

图6 起伏RCS模型时目标跟踪的BCRLB



(a)情况1



(b)情况2

图7 起伏RCS模型时的功率分配结果

功率均匀分配的情况, 本文提出的功率分配方法能明显提高目标的3维跟踪精度。扩展实验表明, 大部分的功率倾向于分配给那些距离目标较近, 目标反射系数较高, 以及与目标空间相对位置较好的雷达。值得注意的是, 虽然本文的算法是在匀速模型下推导的, 但是却可以很容易地扩展至非线性、非匀速的情况(在推导过程中只需将状态转移矩阵变为 $F = (\Delta_{x_{k-1}} f^T(x_{k-1}))^T$ 即可, $f(\bullet)$ 为非线性的目标运动方程)。下一步, 我们的研究重点是将本文的功率分配算法进行扩展, 实现其在多目标跟踪系统中的应用。

参考文献

- [1] 周万幸, 吴鸣亚, 胡明春. 双(多)基地雷达系统[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011: 1-30.
- [2] 孙仲康, 周一宇, 何黎星. 单多基地有源无源定位技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 1996: 132-181.
- [3] 程院兵, 顾红, 苏卫民. 一种新的双基地MIMO雷达快速多目标定位算法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2): 312-317.
Cheng Yuan-bing, Gu Hong, and Su Wei-min. A new method for fast multi-target localization in bistatic MIMO radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(2): 312-317.
- [4] 吴跃波, 杨景曙, 王江. 一种双基地MIMO 雷达三维多目标定位方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(10): 2483-2488.
Wu Yue-bo, Yang Jing-shu, and Wang Jiang. A method for multi-target 3D localization in bistatic MIMO radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(10): 2483-2488.
- [5] 雷雨, 冯新喜, 朱灿彬, 等. 2D雷达组网几何定位融合算法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(5): 1151-1156.
Lei Yu, Feng Xin-xi, Zhu Can-bin, et al. Geometric locating fusion algorithm for 2D radar networking[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(5): 1151-1156.
- [6] 雷雨, 冯新喜, 朱灿彬, 等. 2D雷达情报组网目标高度估计[J]. 火力与指挥控制, 2011, 36(12): 157-159.
Lei Yu, Feng Xin-xi, Zhu Can-bin, et al. Estimation of aircraft altitude with 2D radar intelligence networking[J]. *Fire Control & Command Control*, 2011, 36(12): 157-159.
- [7] Van Trees H L, Bell K L, and Wang Y. Bayesian Cramer-Rao bounds for multistatic radar[C]. Proceedings of the Waveform Diversity Design, Washington, 2006: 856-859.
- [8] Godrich H, Petropulu A, and 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.
- [9] Godrich H, Petropulu A, and Poor H V. Power allocation strategies for target localization in distributed multiple-radar architecture[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(7): 3226-3240.
- [10] 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.

- [11] Hero A O and Cochran D. Sensor management: past, present, and future[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2011, 11(12): 3064-3075.
- [12] Boyd S and Vandenberghe L. *Convex Optimization*[M]. Cambridge: UK, Cambridge University, 2004: 67-127.
- [13] Rao S S. *Engineering Optimization: Theory and Practice*[M]. 3rd Ed, New York: Wiley, 1996: 383-425.
- [14] Ristic B, Arulampalam S, and Gordon N. *Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications*[M]. Norwood, MA: Artech House, 2004: 1-82.
- [15] Bar-Shalom Y, Li X R, and Kirubarajan T. *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*[M]. New York, NY: John Wiley & Sons, 2001: 199-295.
- [16] 丁鹭飞, 张平. 雷达系统[M]. 西安: 西北电讯工程学院出版社, 1984: 75-120.
- [17] Van Trees H L. *Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part III*[M]. New York, NY: John Wiley & Sons, 1971: 275-352.
- [18] Tichavsky P, Muravchik C H, and Nehorai A. Posterior Cramer-Rao bounds for discrete-time nonlinear filtering[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, 46(5): 1386-1396.
- 严俊坤: 男, 1987 年生, 博士生, 研究方向为认知雷达、目标跟踪与定位、协同探测.
- 戴奉周: 男, 1978 年生, 博士, 副教授, 研究方向为统计与自适应信号处理及其在雷达信号处理和目标检测中的应用.
- 秦 童: 男, 1988 年生, 博士生, 研究方向为认知雷达、雷达信号检测、协同探测.
- 刘宏伟: 男, 1971 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达系统、雷达信号处理、雷达自动目标识别等.