

组网雷达多帧检测前跟踪算法研究

王经鹤 易伟* 孔令讲

(电子科技大学信息与通信工程学院 成都 611731)

摘 要: 组网雷达系统(NRS)由于其稳健的性能优势,在近年来受到了广泛关注。目前,组网雷达系统在进行目标探测时常采用先检测后跟踪(DBT)算法,即在每个时刻先对接收到的回波数据进行单帧门限检测,得到疑似目标的点迹集合,然后上传这些点迹或由这些点迹跟踪得到的航迹估计到融合中心做进一步处理,最终得到全局估计结果。然而,当信噪比(SNR)比较低时,目标往往很难通过单帧门限检测,最终导致目标漏检、航迹起批难,无法有效发挥组网雷达系统优势。针对这一问题,该文提出了一种组网雷达多帧检测前跟踪(MF-TBD)算法。该方法首先在本地节点进行多帧检测前跟踪,然后传递检测得到的点迹序列到融合中心进行融合。该方法一方面利用了组网雷达系统平台优势;另一方面不同于常规先检测后跟踪技术,多帧检测前跟踪能够利用目标空时相关性积累目标能量,改善弱小目标检测性能;因此其可以有效提高系统对目标的检测性能。但是,多帧检测前跟踪输出结果和先检测后跟踪算法不同,导致现有融合方法不适用。针对这一问题,该文首先理论推导了点迹序列的融合方法,然后结合实际雷达模型给出了算法实现流程,最后提出了算法的粒子滤波实现方式并通过仿真实验验证了算法的性能。仿真结果证明该文提出的方法相比于先检测后跟踪算法,有4~6 dB的检测性能增益;相比于常规单传感器多帧检测前跟踪算法,航迹跟踪精度有50%左右的提升。

关键词: 组网雷达(NRS);多帧检测前跟踪;目标检测跟踪

中图分类号: TN956

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2019)04-0490-11

DOI: 10.12000/JR18092

引用格式: 王经鹤,易伟,孔令讲.组网雷达多帧检测前跟踪算法研究[J].雷达学报,2019,8(4):490-500. doi:10.12000/JR18092.

Reference format: WANG Jinghe, YI Wei, and KONG Lingjiang. Multi-frame track before detect method for the netted radar system[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(4): 490-500. doi: 10.12000/JR18092.

Multi-frame Track Before Detect Method for the Netted Radar System

WANG Jinghe YI Wei* KONG Lingjiang

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

Abstract: Recently, Netted Radar System (NRS) has received much attention due to its robust performance gain. Usually, the NRS Detect Before Track (DBT) method detects the received data at each time, acquiring a set of alarm plots, and then transmits these plots or the trajectories obtained based on them to the fusion center, thus generating a global estimated result. However, when the Signal-to-Noise Ratio (SNR) is low, the performance becomes highly degraded because the targets cannot pass the single-frame detection threshold of DBT. To solve this problem, a netted radar Multi-Frame Track Before Detect (MF-TBD) method is proposed in this paper. First, MF-TBD is performed in local radar nodes, and then it acquires estimated target plot sequences and transmits them to the center for further fusion. MF-TBD can take advantage of NRS, and also can utilize target space time correlation through MF-TBD processing and enhance the target SNR. Thus, it can improve detection performance. However, the outputs of MF-TBD are different from that of DBT. Therefore,

收稿日期: 2018-11-07; 改回日期: 2019-01-29; 网络出版: 2019-03-01

*通信作者: 易伟 kussoyi@gmail.com *Corresponding Author: YI Wei, kussoyi@gmail.com

基金项目: 国家自然科学基金(61771110), 长江学者奖励计划(B17008), 中央高校基本科研基金(ZYGX2016J031)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61771110), The Chang Jiang Scholars Program (B17008), The Fundamental Research Funds of Central Universities (ZYGX2016J031)

the current fusion methods for DBT are not suitable for MF-TBD. To solve this problem, this paper first derives a fusion method for plot sequences, then reports its processing steps in radar system, and finally proposes an implementation method based on the particle filter. The simulation results show that the proposed method has a detection performance gain of 4 to 6 dB than the traditional method based on DBT, and a 50% gain on estimation accuracy than single-sensor MF-TBD.

Key words: Netted Radar System (NRS); Multi-Frame Track Before Detect (MF-TBF); Target detection and tracking

1 引言

多传感器融合通过利用多个节点的信息, 实现传感器间信息互补。相比于单传感器, 多传感器系统能够增加量测的维度和置信度, 提高系统容错性和鲁棒性^[1,2]。近几十年, 多传感器融合受到了广泛的关注, 也被应用到越来越多的领域当中^[3-10]。其中, 组网雷达系统(Netted Radar System, NRS)就是一种典型的例子^[11]。组网雷达通过网内多个雷达协同探测, 获取目标多向散射系数, 能够大幅提高对目标的检测跟踪能力。目前, 组网雷达系统多采用先检测后跟踪(Detect Before Track, DBT)的方法, 即, 本地雷达节点在每个时刻对接收到的回波信号进行单周期门限检测, 得到一些可能是目标的虚警点迹, 然后传递这些点迹或者由这些点迹跟踪滤波得到的目标航迹到融合中心进行融合^[4,5]。本文定义这种方法为基于先检测后跟踪的多传感器融合(Multi-Sensor Fusion based on DBT, MSF-DBT)。MSF-DBT在高信噪比下具有良好的性能, 但当信噪比较低时, 目标往往很难通过单周期门限检测, 造成本地节点信息损失, 导致算法性能严重下降。

解决DBT导致的性能损失的一个有效方法是采用多帧检测前跟踪技术(Multi-Frame Track Before Detect, MF-TBD)^[12-14]。MF-TBD在每个时刻不对回波数据进行门限检测, 而是联合处理多周期原始回波数据, 然后输出目标检测结果^[12]。由于MF-TBD不对单周期回波数据进行检测, 因此可以更大程度地保留和利用目标信息; 另一方面, 它能够联合利用目标在多帧之间的运动相关性积累目标能量同时抑制噪声改善信噪比。因此, MF-TBD对低信噪比目标具有很好的检测能力。

但目前, MF-TBD主要应用在单传感器系统中, 文献^[15-17]研究了利用原始数据或中间结果在融合中心进行MF-TBD的方法, 但并未考虑传递本地MF-TBD的检测结果到融合中心进行融合的情况。不同于MSF-DBT, MF-TBD输出的结果既不是虚警点迹也不是跟踪滤波后分布已知的目标航迹估计, 而是一系列离散的点迹序列且分布未知^[18]。

因此, 现有的融合算法并不直接适用于点迹序列的融合。

针对上述问题, 本文对组网雷达下的目标检测跟踪算法进行研究, 提出了一种基于点迹序列融合的组网雷达多帧检测前跟踪算法(Netted Radar System Multi-Frame Track Before Detect based on Plot Sequence Fusion, PSF-MF-TBD), 并给出了PSF-MF-TBD的粒子滤波实现方法。本文是对文献^[19]的扩展, 在文献^[19]的基础上, 改进了信号模型, 并且对算法进行了更详细的理论推导, 同时结合组网雷达系统模型及其问题对算法进行了补充和完善, 最后通过仿真实验对算法进行了验证。

2 目标与信号模型

2.1 目标运动模型

假设一个点目标运动在3维笛卡尔坐标系下。目标 k 时刻的状态表示为 $\mathbf{x}_k = [x_k \dot{x}_k y_k \dot{y}_k z_k \dot{z}_k]^T$, 其中, x_k, y_k, z_k 表示目标 k 时刻在 x, y, z 方向上的位置, $\dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k$ 表示相应的速度。目标运动服从如下关系

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

其中, \mathbf{n}_k 表示过程噪声, \mathbf{F} 是状态转移函数

$$\mathbf{F} = \mathbf{I}_3 \otimes \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

\mathbf{I}_3 表示3维单位矩阵, T 表示相邻两个时刻时间间隔, \otimes 表示Kronecker积。

2.2 回波信号模型

假设组网雷达系统位于同样的3维笛卡尔坐标系下, 由 M 个独立工作的雷达节点和一个融合中心组成, 融合中心位于坐标原点处, 雷达 m 的位置为 $\mathbf{p}^m = (x^m, y^m, z^m)$, 回波信号表示为

$$r_{k,i,j}^m(t) = \begin{cases} A_k^m s_m(t - t_k^m) e^{j\varpi(t)} + n_{k,i,j}^m(t), & \text{有目标} \\ n_{k,i,j}^m(t), & \text{无目标} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\varpi(t) = (2\pi(f_m + f_k^m)t + \vartheta_k^m)$, $r_{k,i,j}^m(t)$ 表示雷达 m 在第 k 个扫描周期的第 i 个方位和第 j 个俯仰单元上的回波信号, $i = 1, 2, \dots, N_a^m, j = 1, 2, \dots, N_b^m, N_a^m$ 和 N_b^m 表示雷达 m 的方位和俯仰单元数目。 A_k^m

表示第 k 个扫描周期, 雷达 m 观测到目标回波幅度。 $s_m(t)$ 表示雷达 m 的发射信号。 t_k^m 表示 k 时刻目标到雷达 m 的回波信号时延。 f_m 表示雷达 m 的发射信号频率。 f_k^m 表示 k 时刻目标相对于雷达 m 的多普勒频率。 ϑ_k^m 表示回波信号相位。 $n_{k,i,j}^m(t)$ 表示接收机噪声。

本文提出的算法利用回波信号采样及包络检波后的幅度信息。根据上述模型, 采样及检波后雷达 m 第 k 个扫描周期的回波数据是一个包含了距离-方位-俯仰-多普勒信息的 4 维矩阵。令 \mathbf{Z}_k^m 表示第 k 个扫描周期雷达 m 的回波数据, \mathbf{Z}_k^m 是一个大小为 $N_r^m \times N_a^m \times N_b^m \times N_v^m$ 的数据矩阵, 表示为 $\mathbf{Z}_k^m = \{z_k^m(r, i, j, d), r = 1, 2, \dots, N_r^m, i = 1, 2, \dots, N_a^m, j = 1, 2, \dots, N_b^m, d = 1, 2, \dots, N_v^m\}$ 。其中, N_v^m 表示多普勒单元格的个数, $z_k^m(r, i, j, d)$ 表示距离-方位-俯仰-多普勒单元格 (r, i, j, d) 处的回波幅度。具体地,

$$z_k^m(r, i, j, d) = \begin{cases} |A_k^m e^{j\varpi(r)} + n_{k,i,j}^m(2r/c)|, & \text{有目标} \\ |n_{k,i,j}^m(2r/c)|, & \text{无目标} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\varpi(r) = 2\pi(f_m + f_k^m)2r/c + \vartheta_k^m$ 。本文定义 1 个扫描周期的回波数据为 1 帧。雷达 m 第 k 帧数据对应的采样时间为 t_k^m 。

令 $\bar{\ell}_k^m = (\bar{r}_k^m \ \bar{\theta}_k^m \ \bar{h}_k^m \ \bar{v}_k^m)$ 表示第 m 个雷达在 k 时刻观测到的目标位置量测, $\bar{r}_k^m, \bar{\theta}_k^m, \bar{h}_k^m, \bar{v}_k^m$ 分别为距离、方位、俯仰和多普勒单元标号。 $\bar{\ell}_k^m$ 与目标状态存在如下的映射关系

$$\left. \begin{aligned} \bar{r}_k^m &= \lceil R_k / \Delta_r^m \rceil \\ \bar{\theta}_k^m &= \left\lceil \arctan\left(\frac{y^m - y_k}{x^m - x_k}\right) / \Delta_\theta^m \right\rceil \\ \bar{h}_k^m &= \left\lceil \arcsin\left(\frac{z_k}{R_k}\right) / \Delta_h^m \right\rceil \\ \bar{v}_k^m &= \lceil 2v_r^m / (\lambda_m \Delta_v^m) \rceil \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中, $R_k = \sqrt{(x^m - x_k)^2 + (y^m - y_k)^2 + (z^m - z_k)^2}$, $\Delta_r^m, \Delta_\theta^m, \Delta_h^m, \Delta_v^m$ 分别表示雷达 m 在距离、方位、高度和多普勒向上的分辨率, λ_m 表示雷达 m 的发射信号波长, v_r^m 为目标相对雷达 m 的镜像速度, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。

3 基于点迹序列融合的组网雷达多帧检测前跟踪算法

本节介绍 PSF-MF-TBD 算法。如图 1 所示, PSF-MF-TBD 算法由两部分构成: 本地多帧检测前跟踪和融合中心的点迹序列融合。

3.1 本地检测前跟踪

首先介绍 MF-TBD 算法, 假设各雷达每个时刻联

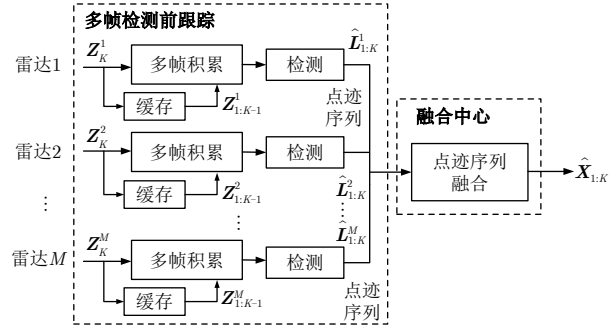


图 1 PSF-MF-TBD 算法结构框图

Fig. 1 Block diagram of PSF-MF-TBD

合处理最新的 K 帧回波数据, 即: $\mathbf{Z}_{1:K}^m = \{\mathbf{Z}_1^m, \mathbf{Z}_2^m, \dots, \mathbf{Z}_K^m\}$ 。本地 MF-TBD 的主要任务就是利用 $\mathbf{Z}_{1:K}^m$ 判断目标是否存在, 并在目标存在的情况下提供这段时间内的目标航迹估计。MF-TBD 算法有多种实现形式, 如: 基于动态规划的检测前跟踪算法 (Dynamic Programming based TBD, DP-TBD), 最大似然概率数据联合 (Maximum Likelihood Probabilistic Data Association, ML-PDA), 霍夫变换 (Hough Transform, HF) 等。本文以 DP-TBD 为例对本地处理进行介绍。

令 $\hat{\ell}_k^m = (\hat{r}_k^m \ \hat{\theta}_k^m \ \hat{h}_k^m \ \hat{v}_k^m)$ 表示雷达 m 在第 k 个周期对目标的状态估计。第 1 至 K 周期对目标的估计可以表示为 $\hat{\mathbf{L}}_{1:K}^m = (\hat{\ell}_1^m, \hat{\ell}_2^m, \dots, \hat{\ell}_K^m)$ 。利用 DP-TBD^[12-14], $\hat{\mathbf{L}}_{1:K}^m$ 可以由式 (6) 估计得到

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{L}}_{1:K}^m &= \arg \max_{\ell_K^m \in \mathbf{R}^m} I(\ell_K^m | \mathbf{Z}_{1:K}^m) \\ \text{s.t. } &\max_{\ell_K^m \in \mathbf{R}^m} I(\ell_K^m | \mathbf{Z}_{1:K}^m) \geq \gamma \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中, γ 是检测门限, $\mathbf{R}^m = \{(1111), (1112), \dots, (N_r^m N_a^m N_b^m N_v^m)\}$, $I(\ell_k^m | \mathbf{Z}_{1:K}^m)$ 为值函数, 可以通过迭代进行计算^[12-14], 对于 $k = 2, 3, \dots, K$ 有

$$\begin{aligned} I(\ell_k^m | \mathbf{Z}_{1:K}^m) &= z_k^m(r_k^m, \theta_k^m, h_k^m, v_k^m) \\ &+ \max_{\ell_{k-1}^m \in \tau(\ell_k^m)} I(\ell_{k-1}^m | \mathbf{Z}_{1:k-1}^m) \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $\tau(\ell_k^m)$ 表示能够转移到给定 ℓ_k^m 的 $k-1$ 时刻位置 ℓ_{k-1}^m 的集合, 可以由目标运动方程式 (1) 及雷达 m 相对目标拓扑结构获得。

式 (6) 给出了本地 MF-TBD 的决策准则, 对于每个雷达节点, 在其第 K 个采样时刻, 如果值函数最大值 $\max_{\ell_K^m \in \mathbf{R}^m} I(\ell_K^m | \mathbf{Z}_{1:K}^m)$ 能够超过检测门限, 则宣布检测到目标, 同时输出该值函数最大值对应的点迹序列 $\hat{\mathbf{L}}_{1:K}^m$ 作为本地目标航迹估计; 否则, 宣布没有目标。其中, $\hat{\mathbf{L}}_{1:K}^m$ 对应的时间节点为 $t_1^m, t_2^m, \dots, t_K^m$ 。

可以看出, MF-TBD 只是利用离散的分辨单元

格编号 $\hat{\mathbf{L}}_{1:K}^m$ 对目标航迹进行了粗略地近似, 并没有像其它跟踪算法(如: 卡尔曼滤波)一样对目标航迹进行精确地估计。为了更好地进行区分, 本文称 MF-TBD 输出的结果为点迹序列。另外, 虽然文中以值函数为幅度和 DP-TBD 算法为例对本地 MF-TBD 处理进行了介绍, 本文提出的组网雷达 MF-TBD 算法处理框架和点迹序列融合算法对其它 MF-TBD 实现形式同样适用。

3.2 融合中心的点迹序列处理

各雷达节点在完成本地 MF-TBD 后, 将得到的点迹序列传递至融合中心做进一步融合处理, 得到目标全局状态估计。由于 MF-TBD 输出结果既不是单帧检测后的离散点迹, 也不是跟踪滤波后分布已知的准确目标航迹估计, 因此现有的融合方法并不适用。另外, 受雷达拓扑结构、系统参数等的影响, 不同节点间的点迹序列还面临着时间异步、空间错位等多种问题, 无法直接进行融合。针对这些问题, 本节给出融合中心的点迹序列处理方法, 具体流程如图 2 所示。

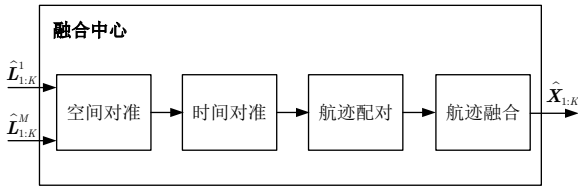


图 2 PSF-MF-TBD 算法流程图示意图

Fig. 2 Steps of PSF-MF-TBD

3.2.1 空间-时间对准

在组网雷达中每个雷达节点都以自己为中心建立极坐标系, 记录目标与自己的相对位置 $(\bar{\ell}_1^m, \bar{\ell}_2^m, \dots, \bar{\ell}_K^m)$, 它们对目标的估计结果 $\hat{\mathbf{L}}_{1:K}^m$ 也是建立在各自极坐标系下的。这种空间上的一致, 导致不同节点间的点迹序列无法直接进行后面的融合。因此, 需要把不同雷达节点间的点迹序列统一到统一坐标系下(即, 空间对准), 这里选择以融合中心为坐标原点的 3 维笛卡尔坐标系。从 $\hat{\mathbf{L}}_{1:K}^m$ 到统一坐标系下的转换可以通过式(5)中的映射关系完成。令 $\mathbf{Y}_{1:K}^m = (\mathbf{y}_1^m, \mathbf{y}_2^m, \dots, \mathbf{y}_K^m)$ 表示映射后 $\hat{\mathbf{L}}_{1:K}^m$ 在统一坐标系下的对应状态, 其中, $\mathbf{y}_k^m = (x_k^m, y_k^m, z_k^m)$ 。

下面介绍时间对准。各雷达节点的起始扫描时间、扫描周期可能不同, 因此各雷达输出的点迹序列对应的时间节点 $t_1^m, t_2^m, \dots, t_K^m$ 也存在差异。为了完成点迹序列的融合, 首先需要将它们对齐到相同时间节点上, 称为融合中心统一时间节点, 记为 t_1, t_2, \dots, t_K 。这里的主要思想是根据目标的运动规律, 利用现有的检测结果预测目标在统一时间节点

上的位置。具体地, $\mathbf{Y}_{1:K}^m$ 在融合中心统一时间节点上的位置 $\mathbf{y}_{t_k}^m$ 可以通过式(8)进行推算

$$\mathbf{y}_{t_k}^m = \begin{cases} x_n^m + (t_k - t_n^m) \frac{x_{n+1}^m - x_n^m}{t_{n+1}^m - t_n^m}, & t_n^m < t_k < t_{n+1}^m \\ x_K^m + (t_k - t_K^m) \frac{x_K^m - x_{K-1}^m}{t_K^m - t_{K-1}^m}, & t_k > t_K^m \\ x_1^m + (t_1^m - t_k) \frac{x_2^m - x_1^m}{t_2^m - t_1^m}, & t_k < t_1^m \end{cases} \quad (8)$$

$\mathbf{y}_{t_k}^m$ 和 $z_{t_k}^m$ 有类似的转换关系, 这里不在赘述。完成上面的预测后, 即可得到雷达 m 在统一时间节点 t_1, t_2, \dots, t_K 上预测的点迹序列, 表示为 $\mathbf{Y}_{t_1:t_K}^m = (\mathbf{y}_{t_1}^m, \mathbf{y}_{t_2}^m, \dots, \mathbf{y}_{t_K}^m)$ 。

3.2.2 航迹配对

经过前面的空间对准和时间对准后, 可以得到同一坐标系下, 不同雷达在同一时间节点的检测结果。此时可以进行航迹配对。航迹配对主要是对不同雷达的输出结果按照一定准则两两配对, 找到同一个目标在不同雷达下的检测结果, 为后续的航迹融合做准备。配对准则的确定和配对顺序的设计是该步骤的两个关键点。

(1) 配对的准则: 本文选择两条航迹的位置误差作为配对标准。如果各时间节点的位置误差都在允许的范围内, 则认为两条航迹属于同一目标。如果一条航迹无法和其它航迹配对, 认为其是虚警, 将它删除。

(2) 配对的顺序: 由于值函数大的状态更有可能是目标状态, 因此在配对时, 先选择值函数最大的航迹与其它航迹配对, 配对成功后删除这两条航迹, 然后重复上面的操作。

3.2.3 航迹融合

经过航迹配对后, 每个目标都可以找到不同雷达对它的检测结果(点迹序列)。利用这些结果进行融合, 能够得到目标状态全局估计。本文采用最小均方误差估计(Minimum Mean Square Error, MMSE)准则来实现这一目的。目标的全局估计表示为

$$\hat{\mathbf{X}}_{t_1:t_K} = E \left[\mathbf{X}_{t_1:t_K} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:M} \right] = \int_{\mathbf{X}_{t_1:t_K} \in \mathbb{R}^{4K}} \mathbf{X}_{t_1:t_K} p \left(\mathbf{X}_{t_1:t_K} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:M} \right) d\mathbf{X}_{t_1:t_K} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:M} = \left[(\mathbf{Y}_{t_1:t_K}^1)^T, (\mathbf{Y}_{t_1:t_K}^2)^T, \dots, (\mathbf{Y}_{t_1:t_K}^M)^T \right]^T$, 表示各雷达节点提供的本地点迹序列集合。

在式(9)中, $p \left(\mathbf{X}_{t_1:t_K} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:M} \right)$ 表示全局后验信息, 可以通过局部后验信息 $p \left(\mathbf{X}_{t_1:t_K} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^m \right)$ 融合得到。由于点迹序列 $\mathbf{Y}_{t_1:t_K}^1, \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^2, \dots, \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^M$ 并不相互独

立, 因此这里采用广义协方差交叉^[6](Generalized Covariance Intersection, GCI)准则进行融合

$$p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_K} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:M}\right) = \frac{\prod_{m=1}^M p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_K} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:m}\right)^{w_m}}{\int_{\mathbf{X}_{t_1:t_K} \in \mathbb{R}^{2k}} \prod_{m=1}^M p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_K} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:m}\right)^{w_m} d\mathbf{X}_{t_1:t_K}} \quad (10)$$

其中, $\sum_{m=1}^M w_m = 1$, $p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_K} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:m}\right)$ 取决于点迹序列和真实目标状态的关系。

4 基于粒子滤波的点迹序列融合算法实现

上一节介绍了 PSF-MF-TBD 的基本理论, 本节研究算法的实现方法。由 3.2.3 节可以看出, 要实现点迹序列的融合, 就要求解式(9)。本节首先研究式(9)中的 MMSE 求解问题, 然后给出算法的粒子滤波实现方法。

4.1 MMSE 问题求解

首先, 本文给出下列结论。

结论 t_1 至 t_k 时刻联合后验概率分布 $p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_k}^{1:M}\right)$ 可以通过利用点迹集合 $\{\mathbf{y}_{t_k}^1, \mathbf{y}_{t_k}^2, \dots, \mathbf{y}_{t_k}^M\}$ 对 t_1 至 t_{k-1} 时刻联合后验概率分布 $p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_{k-1}} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_{k-1}}^{1:M}\right)$ 更新得到, 即

$$p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_k}^{1:M}\right) = C \left(\prod_{m=1}^M p\left(\mathbf{y}_{t_k}^m \mid \mathbf{x}_{t_k}\right)^{w_m} p\left(\mathbf{x}_{t_k} \mid \mathbf{x}_{t_{k-1}}\right) \right) \times p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_{k-1}} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_{k-1}}^{1:M}\right) \quad (11)$$

其中, C 是一个常数, 由式(12)给出

$$C = \frac{\int_{\mathbf{X}_{t_1:t_{k-1}} \in \mathbb{R}^{2(k-1)}} \prod_{m=1}^M p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_{k-1}} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_{k-1}}^{1:m}\right)^{w_m} d\mathbf{X}_{t_1:t_{k-1}}}{\int_{\mathbf{X}_{t_1:t_k} \in \mathbb{R}^{2k}} \prod_{m=1}^M p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_k}^{1:m}\right)^{w_m} d\mathbf{X}_{t_1:t_k}} \times \frac{1}{\prod_{m=1}^M p\left(\mathbf{y}_{t_k}^m \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_{k-1}}^{1:m}\right)^{w_m}} \quad (12)$$

证明 根据贝叶斯准则, $p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_k}^{1:M}\right)$ 可以被展开为

$$p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_k}^{1:M}\right) = \frac{1}{C_1} p\left(\mathbf{y}_{t_k}^m \mid \mathbf{x}_{t_k}\right) p\left(\mathbf{x}_{t_k} \mid \mathbf{x}_{t_{k-1}}\right) \times p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_{k-1}} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_{k-1}}^{1:M}\right) \quad (13)$$

其中, $C_1 = p\left(\mathbf{y}_{t_k}^m \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_{k-1}}^{1:M}\right)$, 给定 $\mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:M}$, C_1 为一个常数。式(13)的推导中利用了公式

$$p\left(\mathbf{x}_{t_k} \mid \mathbf{X}_{t_1:t_{k-1}}, \mathbf{Y}_{t_1:t_{k-1}}^m\right) = p\left(\mathbf{x}_{t_k} \mid \mathbf{x}_{t_{k-1}}\right) \quad (14)$$

$$p\left(\mathbf{y}_{t_k}^m \mid \mathbf{X}_{t_1:t_k}, \mathbf{Y}_{t_1:t_{k-1}}^m\right) = p\left(\mathbf{y}_{t_k}^m \mid \mathbf{x}_{t_k}\right) \quad (15)$$

将式(13)代入式(10), 再经过一些数学变换, 即可证明式(11)。证毕

式(11)描述了相邻时刻融合中心联合后验分布间的迭代关系。根据该式, 只要给出 $p\left(\mathbf{x}_{t_0} \mid \mathbf{y}_{t_0}^m\right)$, 就可以迭代地计算得到 $p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_K} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:M}\right)$ 。本文用先验分布 $p\left(\mathbf{x}_{t_0}\right)$ 初始化 $p\left(\mathbf{x}_{t_0} \mid \mathbf{y}_{t_0}^m\right)$ 。在得到 $p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_K} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:M}\right)$ 后, 将其代入式(9)中, 可以获得目标航迹的全局估计 $\hat{\mathbf{X}}_{t_1:t_K}$ 。式(9)中包含复杂的高维积分过程, 直接求解非常困难。下面, 本文给出一种基于粒子滤波的求解方法。

4.2 粒子滤波实现算法

粒子滤波算法的基本思想是利用一系列带权重的粒子来近似复杂的概率分布^[20,21]。根据这一思想, 对于 $t_k = t_1, t_2, \dots, t_K$, 令

$$p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_k}^{1:M}\right) \approx \sum_{q=1}^Q \iota_{t_k}^q \delta\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k} - \mathbf{X}_{t_1:t_k}^q\right) \quad (16)$$

在式(16)中, $\{\mathbf{X}_{t_1:t_k}^q, q = 1, 2, \dots, Q\}$ 表示 t_k 时刻粒子集合, $\{\iota_{t_k}^q, q = 1, 2, \dots, Q\}$ 表示对应的粒子权重, Q 表示粒子数目, $\delta\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k} - \mathbf{X}_{t_1:t_k}^q\right)$ 是狄拉克函数。

将式(16)代入式(9)中, 全局估计 $\hat{\mathbf{X}}_{t_1:t_K}$ 可以重新写为

$$\hat{\mathbf{X}}_{t_1:t_K} = \sum_{q=1}^Q \iota_{t_K}^q \mathbf{X}_{t_1:t_K}^q \quad (17)$$

从式(17)中可以看出, 要计算 $\hat{\mathbf{X}}_{t_1:t_K}$, 只需计算参数 $\iota_{t_K}^q$ 和 $\mathbf{X}_{t_1:t_K}^q$ 即可。下面介绍这些参数的计算问题。

在任意时刻 t_k , $\{\mathbf{X}_{t_1:t_k}^q, q = 1, 2, \dots, Q\}$ 都是从一个重要性分布函数 $q\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k} \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_k}^{1:M}\right)$ 中采样得到的, 而权重 $\{\iota_{t_k}^q, q = 1, 2, \dots, Q\}$ 可以由式(18)计算

$$\iota_{t_k}^q \propto \frac{p\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k}^q \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_k}^{1:M}\right)}{q\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k}^q \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_k}^{1:M}\right)} \quad (18)$$

其中, $q\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k}^q \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_k}^{1:M}\right)$ 可以分解为^[20]

$$q\left(\mathbf{X}_{t_1:t_k}^q \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_k}^{1:M}\right) = p\left(\mathbf{x}_{t_k}^q \mid \mathbf{x}_{t_{k-1}}^q\right) q\left(\mathbf{X}_{t_1:t_{k-1}}^q \mid \mathbf{Y}_{t_1:t_{k-1}}^{1:M}\right) \quad (19)$$

将式(11)和式(19)代入到式(18), 可以得到

$$\iota_{t_k}^q \propto \left(\prod_{m=1}^M p\left(\mathbf{y}_{t_k}^m \mid \mathbf{x}_{t_k}^q\right)^{w_m} \right) \iota_{t_{k-1}}^q \quad (20)$$

式(20)的证明与单传感器场景中类似^[20], 这里不再赘述。

式(9)中的点迹序列的融合问题不仅包含着复杂的高维积分，还包含着非线性的后验分布 $p(\mathbf{X}_{t_1:t_K} | \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^{1:M})$ ，求解非常困难。但基于式(17)，该问题可以转换为一个简单的粒子加权求和问题，并且这些粒子和它们对应的权重可以迭代进行计算。根据这一思想，本文提出了点迹序列融合的粒子滤波实现方法，其具体实现步骤如表1所示。

表1 基于粒子滤波的点迹序列融合算法

Tab. 1 Plot sequence fusion based on particle filter

- (1) 初始化粒子群: $\{\mathbf{X}_{t_0}^q, q = 1, 2, \dots, Q\}$;
- (2) for $k = 1, 2, \dots, K$;
- (3) for $q = 1, 2, \dots, Q$;
- (4) 采样: $\mathbf{x}_{t_k}^q \sim p(\mathbf{x}_{t_k} | \mathbf{x}_{t_{k-1}}^q)$;
- (5) 计算: $\iota_{t_k}^q \propto \left(\prod_{m=1}^M p(\mathbf{y}_{t_k}^m | \mathbf{x}_{t_k}^q)^{w_m} \right) \iota_{t_{k-1}}^q$;
- (6) end;
- (7) 计算总权重: $t = \sum_{q=1}^Q \iota_{t_k}^q$;
- (8) for $q = 1, 2, \dots, Q$;
- (9) 归一化: $\iota_{t_k}^q = \iota_{t_k}^q / t$;
- (10) end;
- (11) 粒子重采样;
- (12) end;
- (13) 利用式(17)计算全局估计 $\hat{\mathbf{X}}_{t_1:t_K}$ 。

5 算法实现复杂度分析

本文所提算法的计算复杂度由两部分构成，即：本地多帧检测前跟踪和融合中心的短航迹粒子滤波跟踪。下面分别对两部分的计算复杂度进行分析。首先，本地多帧检测前跟踪的计算复杂度主要由值函数计算导致。对于状态空间中的每个状态，其值函数的计算需要 $K-1$ 次式(7)中的迭代，而每次迭代包含了一个建立在 $\tau(\ell_k^m)$ 上的最优化问题，假设 $\tau(\ell_k^m)$ 中元素个数为 δ ，则每个状态值函数计算的复杂度近似为 $\mathcal{O}(\delta(K-1))$ 。考虑状态空间中的所有状态，单个雷达节点MF-TBD算法的计算复杂度为 $\mathcal{O}(\delta N_r^m N_a^m N_b^m N_v^m (K-1))$ ，其中 $N_r^m \times N_a^m \times N_b^m \times N_v^m$ 为状态空间中的状态个数。 M 个雷达节点的计算复杂度为 $\mathcal{O}\left(\sum_{m=1}^M \delta N_r^m N_a^m N_b^m N_v^m (K-1)\right)$ 。融合中心执行粒子滤波的计算复杂度受粒子个数 Q 的影响。如式(20)所示，在每个时刻，每个粒子的权重计算需要一次迭代，则所有粒子 K 个时刻的计算复杂度为 $\mathcal{O}(KQ)$ 。而各时刻 Q 个粒子重采样的计算复杂度为 $\mathcal{O}(Q)$ ^[20]。因此，粒子滤波阶段总的

计算复杂度约为 $\mathcal{O}(2KQ)$ 。因此，总的算法计算复杂度为 $\mathcal{O}\left(2KQ + \sum_{m=1}^M \delta N_r^m N_a^m N_b^m N_v^m (K-1)\right)$ 。

6 仿真实验分析

本节对提出的PSF-MF-TBD进行性能评估分析，并将其与传统的先在本地进行单帧检测和卡尔曼滤波然后在融合中心进行航迹融合的MSF-DBT算法进行对比。此外，为了验证本文提出的基于粒子滤波的点迹序列融合算法的有效性，仿真中还考虑了另外一种融合方式作为对比，即对多个雷达节点的点迹序列取平均值(称为平均融合)

$$\hat{\mathbf{X}}_{t_1:t_K} = \sum_{m=1}^M \mathbf{Y}_{t_1:t_K}^m \quad (21)$$

仿真中采用文献[18]中的方法对本地点迹序列进行建模，即

$$\mathbf{y}_{t_k}^m = [\mathbf{x}_{t_k}] + \mathbf{w}_{t_k}^m \quad (22)$$

其中， $\mathbf{w}_{t_k}^m = [\Delta_x^m, \Delta_y^m]^T \in \Delta$ ， Δ 是允许的最大误差范围。 $\mathbf{w}_{t_k}^m$ 服从离散均匀分布，具体地

$$p(\mathbf{w}_{t_k}^m) = \begin{cases} P_{t_k}^m, & \mathbf{w}_{t_k}^m = 0 \\ \frac{P_{t_k}^m}{|\Delta| - 1}, & \text{其它} \end{cases} \quad (23)$$

式中， $P_{t_k}^m$ 表示雷达 m 在 t_k 时刻的检测概率， $|\Delta|$ 表示 Δ 的大小。

在仿真中假设目标高度为0，即目标在2维 X - Y 平面运动。仿真场景如图3所示。仿真参数为：雷达1位置为(0.12, 0.24) km，雷达2位置为(6.00, 4.80) km，雷达1和雷达2的工作频率为1 GHz，脉冲重复频率为5000 Hz，带宽为2 MHz(距离分辨率75 m)，方位分辨率 0.5° ，扫描周期为1 s，起始扫描时刻相同。目标的初始位置为(1.80, 6.00) km，初始速度为(120, 60) m/s，目标做近似直线运动，过程噪声服从高斯分布，均值为0，协方差矩阵为

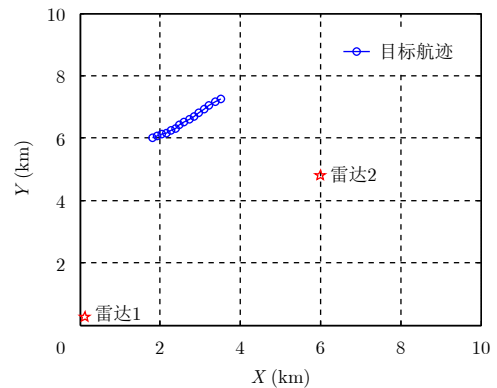


图3 仿真场景示意图

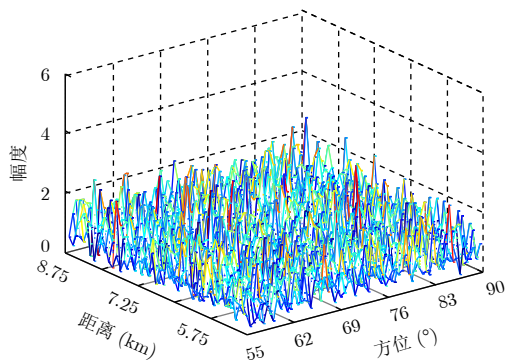
Fig. 3 Sketch map of the simulation scenario

$$\Sigma = \mathbf{I}_2 \otimes \begin{bmatrix} T^3 q_s/3 & T^2 q_s/2 \\ T^2 q_s/2 & T q_s \end{bmatrix} \quad (24)$$

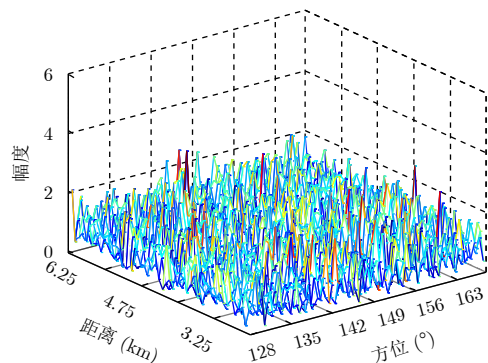
其中, \mathbf{I}_2 表示单位矩阵, $q_s = 100$ 。仿真中采用性能指标为目标检测概率 P_D 和航迹估计误差(Root Mean Square Error, RMSE), 虚警概率为 10^{-3} 。

图4中给出了一次仿真中算法在各步处理后的仿真结果示意图, 仿真中目标信噪比8 dB, MF-TBD联合处理帧数 $K=15$, 粒子数 $Q=800$ 。图4(a), 图4(c)和图4(b), 图4(d)分别给出了雷达1和雷达2在一个多普勒频率上的单帧回波数据示意图, 和在本地利

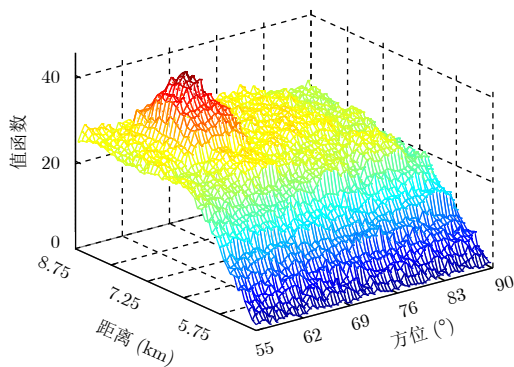
用MF-TBD积累后的值函数示意图。可以看出, 由于目标信噪比较低, 单帧回波数据中目标被淹没在噪声中, 难以发现。但经过多帧积累后, 由于目标能量被渐渐积累而噪声被抑制, 因此目标逐渐凸显处理, 积累后的值函数形成一个山峰状, 而峰值点即为目标位置。对比图4(a), 图4(c)和图4(b), 图4(d), 能够证明本地利用MF-TBD算法的确可以改善目标信噪比, 使弱小目标更容易被发现, 进而提高检测概率。图4(e)和图4(f)中分别给出了雷达1和雷达2, 对值函数检测后输出的本地点迹序列估计。从图中可以看出, 首先, MF-TBD处理可以给



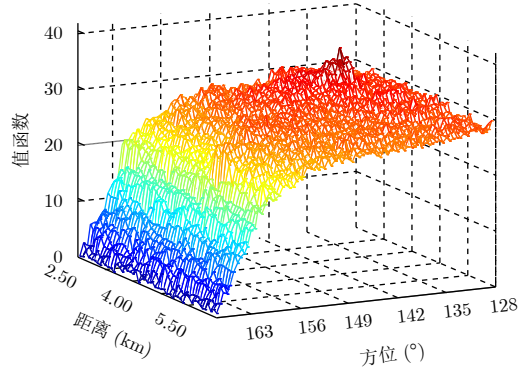
(a) 雷达1单帧回波数据
(a) Single frame measurement of radar 1



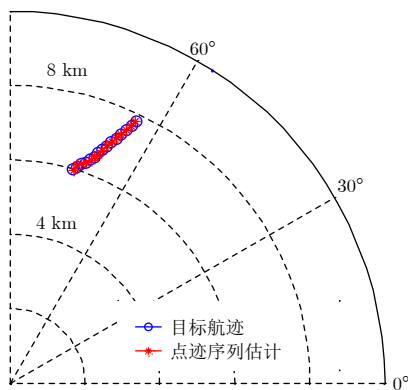
(b) 雷达2单帧回波数据
(b) Single frame measurement of radar 2



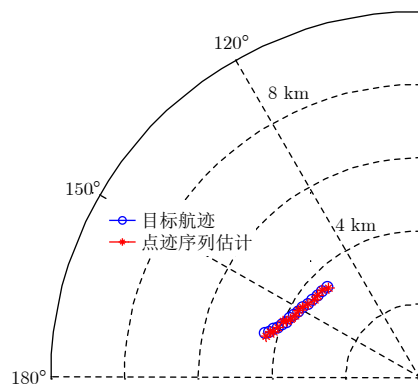
(c) 雷达1本地积累后值函数
(c) Merit function of radar 1



(d) 雷达2本地积累后值函数
(d) Merit function of radar 2



(e) 雷达1本地点迹序列
(e) Plot sequence of radar 1



(f) 雷达2本地点迹序列
(f) Plot sequence of radar 2

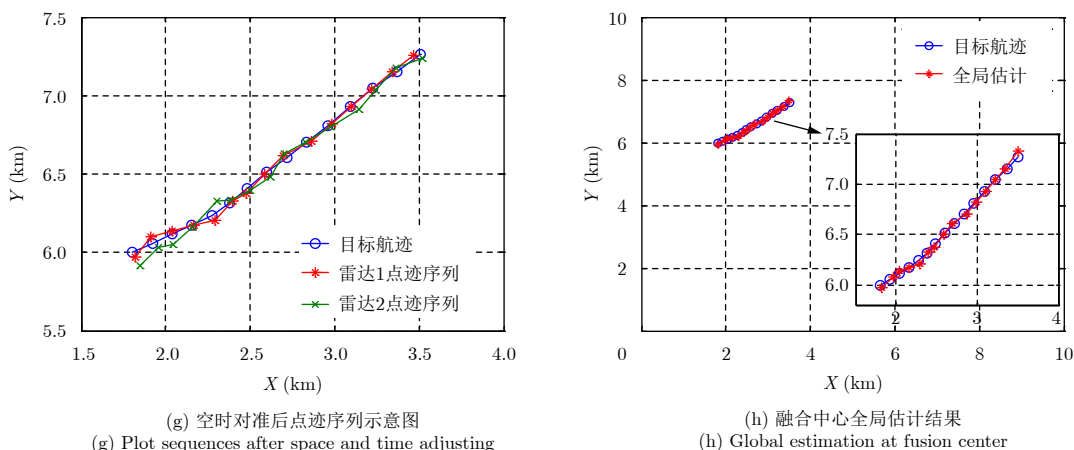


图4 仿真中算法各阶段处理结果展示
Fig. 4 Results of a single Monte Carlo run

出基本准确的目标航迹估计。此外，与文中所述相符，由于不同雷达节点相对目标的位置不同，而每个雷达观测到的目标位置又都是建立在以自己为中心的极坐标系下，因此，不同雷达节点的本地点迹序列估计是不一样的，无法进行直接融合。图4(g)中给出了不同雷达节点的点迹序列做了空时对准后的结果示意图。可以看出，空时对准后各雷达节点的点迹序列估计被统一到相同坐标系下，并且基本可以与真实目标航迹吻合(但存在一定偏差)。此时已经可以对航迹进行配对和融合。图4(h)中给出了融合后的全局估计结果，融合后算法提供了更加精确的目标航迹估计。

图5比较了MF-TBD和SFD在本地雷达节点的检测概率。可以看出，因为联合处理帧数越多，能够利用的目标信息就越多，因此MF-TBD性能随联合处理帧数增长。总的来说，相比于SFD, MF-TBD有4~6 dB左右的性能增益。

图6对比了PSF-MF-TBD和MSF-DBT算法的

RMSE，其中PSF-MF-TBD联合处理帧数 $K=15$ ，节点数 $M=2$ ，粒子数 $Q=800$ 。可以看出，当信噪比较低时，两种方法的RMSE均随着时间增长；当信噪比较高时，它们的RMSE能够比较快地达到稳定。但不管在哪种情况下，PSF-MF-TBD的RMSE始终要小于MSF-DBT算法。这是因为MF-TBD在本地的检测概率更高，其可以获得更多的目标信息。

图7给出了PSF-MF-TBD的在不同雷达节点数目下的RMSE，其中目标SNR=10 dB，算法联合处理 $K=15$ 帧数据，粒子数目 $Q=800$ 。可以看出，算法的RMSE会随着雷达节点的增多而减小。这是因为雷达节点越多，可利用的目标信息也越多，因此估计会越准确。图8中给出了算法RMSE随粒子数目的变化关系，其中目标SNR=10 dB，MF-TBD联合处理 $K=15$ 帧数据，雷达节点数目 $M=2$ 。因为粒子数目越多，对后验分布近似得越准确，因此算法的估计性能也越好。但从图8(b)中可以看出，当

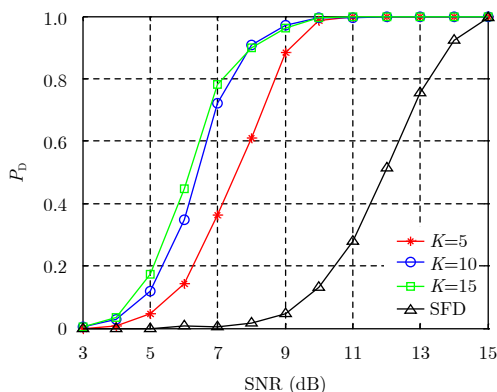


图5 不同信噪比下MF-TBD与SFD检测性能对比
Fig. 5 Detection probability of MF-TBD and SFD for different SNR

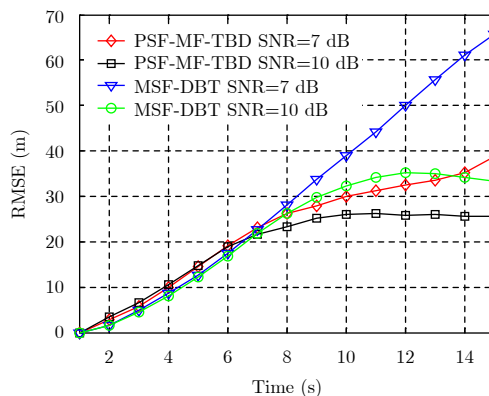


图6 PSF-MF-TBD与MSF-DBT的RMSE对比
Fig. 6 RMSE of PSF-MF-TBD and MSF-DBT

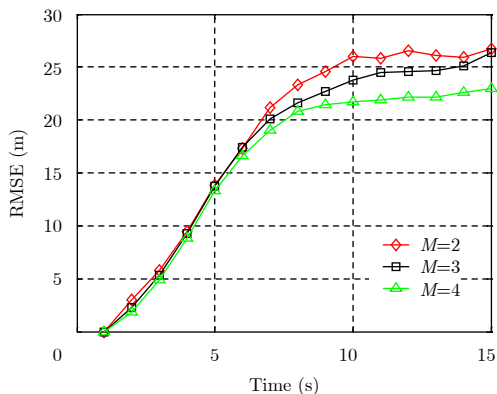


图 7 PSF-MF-TBD在不同雷达节点数目下RMSE
Fig. 7 RMSE of PSF-MF-TBD under different number of radar nodes

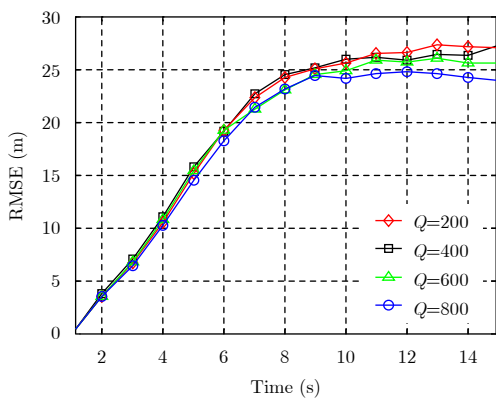
粒子数目足够多时, 算法性能趋于饱和, 在不同粒子数下的性能差异非常小。

图9中对比了单站雷达MF-TBD, 平均融合方法, 以及本文提出的PSF-MF-TBD算法的RMSE。仿

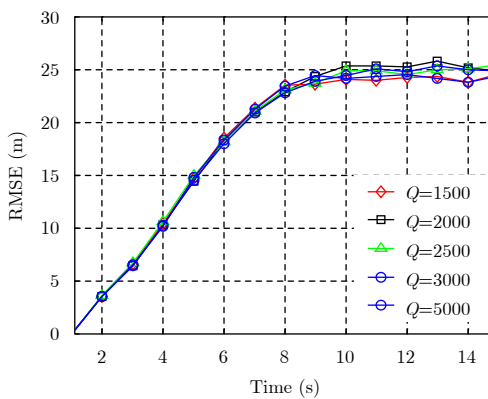
真中, MF-TBD联合处理帧数 $K=15$, 粒子数目 $Q=800$ 。可以看出, 对比单站雷达MF-TBD, 两种航迹融合方法的RMSE都有所降低。3种方法中, 本文提出的PSF-MF-TBD算法的RMSE最小, 相比于单传感器MF-TBD算法, 其跟踪精度提高了50%左右, 证明了其算法的有效性。

7 结论

本文针对组网雷达弱小目标检测跟踪问题, 提出了PSF-MF-TBD算法。该方法首先在本地雷达节点进行多帧检测前跟踪处理, 提高弱小目标的发现概率, 然后传递检测结果, 即点迹序列, 至融合中心进行融合, 提高目标的航迹估计精度。文中首先给出了算法的理论推导, 然后结合实际雷达系统, 给出了算法的具体处理流程。最后, 为了有效解决点迹序列的融合问题, 提出了算法的粒子滤波实现方法。仿真证明, 相比于现有组网雷达算法, 该方法能够同时改善目标的检测概率和跟踪性能。



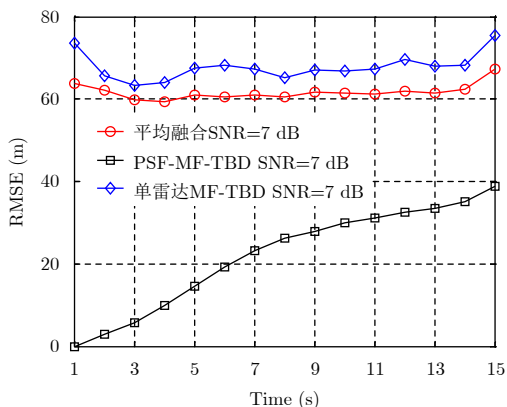
(a) 粒子数200~800
(a) Particle number 200~800



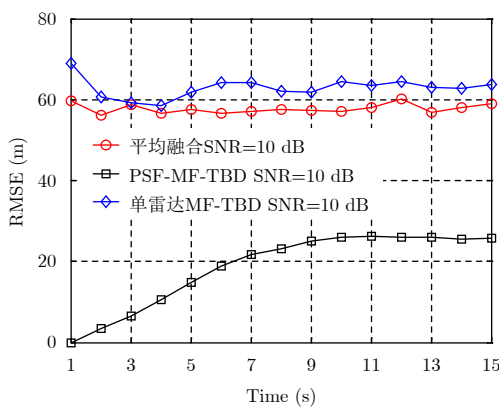
(b) 粒子数1500~5000
(b) Particle number 1500~5000

图 8 PSF-MF-TBD在不同粒子数下的RMSE

Fig. 8 RMSE of PSF-MF-TBD under different number of particle



(a) 信噪比7 dB
(a) SNR=7 dB



(b) 信噪比10 dB
(b) SNR=10 dB

图 9 不同点迹序列融合方法的RMSE对比

Fig. 9 RMSE of different plot sequence fusion methods

参考文献

- [1] LUO R C, YIH C C, and SU K L. Multisensor fusion and integration: Approaches, applications, and future research directions[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2002, 2(2): 107–119. doi: [10.1109/JSEN.2002.1000251](https://doi.org/10.1109/JSEN.2002.1000251).
- [2] BAR-SHALOM Y, WILLET P K, and TIAN Xin. Tracking and Data Fusion[M]. Storrs: YBS Publishing, 2011.
- [3] UHLMANN J K. General data fusion for estimates with unknown cross covariances[C]. Proceedings of SPIE 2755, Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition V, Orlando, FL, USA, 1996: 536–548.
- [4] WANG Yimin and LI X R. Distributed estimation fusion with unavailable cross-correlation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(1): 259–278. doi: [10.1109/TAES.2012.6129634](https://doi.org/10.1109/TAES.2012.6129634).
- [5] HLINKA O, SLUCIAK O, HLAWATSCH F, et al. Likelihood consensus and its application to distributed particle filtering[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(8): 4334–4349. doi: [10.1109/TSP.2012.2196697](https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2196697).
- [6] MAHLER R P S. Optimal/robust distributed data fusion: A unified approach[C]. Proceedings of SPIE 4052, Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition IX, Orlando, FL, USA, 2000: 128–138.
- [7] 孟藏珍, 袁定波, 许稼, 等. 基于神经网络分类的异类传感器目标关联算法[J]. 雷达学报, 2012, 1(4): 399–405. doi: [10.3724/SP.J.1300.2012.20087](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2012.20087).
MENG Cangzhen, YUAN Dingbo, XU Jia, et al. A new target-correlation algorithm for heterogeneous sensors based on neural network classification[J]. *Journal of Radars*, 2012, 1(4): 399–405. doi: [10.3724/SP.J.1300.2012.20087](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2012.20087).
- [8] BATTISTELLI G, CHISCI L, FANTACCI C, et al. Consensus CPHD filter for distributed multitarget tracking[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2013, 7(3): 508–520. doi: [10.1109/JSTSP.2013.2250911](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2013.2250911).
- [9] GUO Yunfei, ZENG Zebing, and ZHAO Shangyu. An amplitude association dynamic programming TBD algorithm with multistatic radar[C]. Proceedings of the 2016 35th Chinese Control Conference, Chengdu, China, 2016: 5076–5079.
- [10] GU Wenkun, WANG Dangwei, MA Xiaoyan, et al. Distributed OFDM-MIMO radar track-before-detect based on second order target state model[C]. Proceedings of 2016 IEEE Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference, Chongqing, China, 2016: 667–671.
- [11] 冯存前, 李靖卿, 贺思三, 等. 组网雷达中弹道目标微动特征提取与识别综述[J]. 雷达学报, 2015, 4(6): 609–620. doi: [10.12000/JR15084](https://doi.org/10.12000/JR15084).
- [12] FENG Cunqian, LI Jingqing, HE Sisan, et al. Micro-Doppler feature extraction and recognition based on netted radar for ballistic targets[J]. *Journal of Radars*, 2015, 4(6): 609–620. doi: [10.12000/JR15084](https://doi.org/10.12000/JR15084).
- [13] BUZZI S, LOPS M, VENTURINO L, et al. Track-before-detect procedures in a multi-target environment[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(3): 1135–1150. doi: [10.1109/TAES.2008.4655369](https://doi.org/10.1109/TAES.2008.4655369).
- [14] GROSSI E, LOPS M, and VENTURINO L. Track-before-detect for multiframe detection with censored observations[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(3): 2032–2046. doi: [10.1109/TAES.2013.130148](https://doi.org/10.1109/TAES.2013.130148).
- [15] WANG Jinghe, YI Wei, KIRUBARAJAN T, et al. An efficient recursive multiframe track-before-detect algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(1): 190–204. doi: [10.1109/TAES.2017.2741898](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2741898).
- [16] WANG Jinghe, YI Wei, and KONG Lingjiang. Moving target detection in MIMO radar with asynchronous data[C]. Proceedings of the 2016 19th International Conference on Information Fusion, Heidelberg, Germany, 2016: 1647–1652.
- [17] WANG Jinghe, YI Wei, KONG Lingjiang, et al. Multi-sensor multi-frame detection based on posterior probability density fusion[C]. Proceedings of the 2018 21st International Conference on Information Fusion, Cambridge, UK, 2018: 1–6.
- [18] WANG Jinghe, YI Wei, and KONG Lingjiang. Multi-sensor DP-TBD based on approximation of likelihood functions[C]. Proceedings of the 2017 20th International Conference on Information Fusion, Xi'an, China, 2017: 1–6.
- [19] LIU Rui, YI Wei, CUI Guolong, et al. Particle filtering for target tracking using plot-sequences of multi-frame track before detect[C]. Proceedings of 2015 IEEE Radar Conference, Arlington, USA, 2015: 495–500.
- [20] WANG Jinghe, YI Wei, KONG Lingjiang, et al. Multi-frame detection method for distributed radar network[C]. Proceedings of 2018 IEEE Radar Conference, Oklahoma City, USA, 2018: 880–884.
- [21] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174–188. doi: [10.1109/78.978374](https://doi.org/10.1109/78.978374).
- [22] 吴孙勇, 薛秋条, 朱圣棋, 等. 杂波环境下基于粒子滤波的微弱扩展目标检测前跟踪算法[J]. 雷达学报, 2017, 6(3): 252–258. doi: [10.12000/JR16128](https://doi.org/10.12000/JR16128).
- [23] WU Sunyong, XUE Qiutiao, ZHU Shengqi, et al. Track-before-detect algorithm for weak extended target based on particle filter under clutter environment[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(3): 252–258. doi: [10.12000/JR16128](https://doi.org/10.12000/JR16128).

作者简介



王经鹤(1991-), 女, 吉林大安人。现为电子科技大学信息与通信工程学院博士研究生。主要研究方向为雷达信号处理、检测前跟踪。

E-mail: wwjher@gmail.com



易 伟(1983-), 男, 四川雅安人。现为电子科技大学副教授。研究方向为雷达信号处理、微弱目标探测技术、雷达及视频图像目标跟踪、多传感器数据融合、多传感器资源智能管控等。

E-mail: kussoyi@gmail.com



孔令讲(1974-), 男, 河南南阳人。现为电子科技大学教授, 博士生导师, 长江学者特聘教授。研究方向为宽带雷达系统技术、雷达系统探测技术、相控阵激光雷达技术。

E-mail: lingjiang.kong@gmail.com