

一种新型多雷达多目标粒子滤波检测前跟踪算法

潘 凯 , 陈 霄

(杭州电子科技大学 通信信息传输融合技术国防重点学科实验室,浙江 杭州 310018)

摘要: 针对多雷达多目标检测跟踪中,当目标间距较近时,易出现的目标点迹偏移问题,提出了一种新型多雷达多目标粒子滤波检测前跟踪算法(NM-PF-TBD)。算法采用双层粒子滤波结构,在目标跟踪层中对某一目标跟踪时,首先基于上周期其他目标点迹,重新计算传感器探测信息,其次,基于修正后的传感器探测信息计算粒子权值,然后,基于粒子群中不同权重粒子的分布情况,删除有害粒子,补充有益粒子,避免重采样后的跟踪粒子群中心偏移,从而保证目标点迹不发生偏移。仿真结果表明,与其他算法相比,本文所提算法能够在远距离观测多个较近目标时,准确关联目标点迹,提高目标精度。

关键词: 粒子滤波; 检测前跟踪; 多目标; 远距离; 回波信号

中图分类号: TN95

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.200585

中文引用格式: 潘凯, 陈霄. 一种新型多雷达多目标粒子滤波检测前跟踪算法[J]. 电子技术应用, 2021, 47(1): 108–112.

英文引用格式: Pan Kai, Chen Xiao. A new type of multi-radar multi-target particle filter tracking before detection algorithm[J]. Application of Electronic Technique, 2021, 47(1): 108–112.

A new type of multi-radar multi-target particle filter tracking before detection algorithm

Pan Kai , Chen Xiao

(National Defense Key Discipline Laboratory of Communication and Information Transmission and Fusion Technology,
Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018 , China)

Abstract: Aiming at the problem of target track offset that easily occurs in multi-radar multi-target detection and tracking when the target distance is close, this paper proposes a new type of multi-radar multi-target particle filter tracking before detection algorithm(NM-PF-TBD). The algorithm uses a two-layer particle filter structure. When tracking a target in the target tracking layer, the sensor detection information is recalculated based on other target points in the previous cycle. Secondly, the particle weight is calculated based on the corrected sensor detection information, and then. Based on the distribution of particles with different weights in the particle swarm, it deletes harmful particles, supplements beneficial particles, and avoids the shift of the center of the tracking particle swarm after re-sampling, so as to ensure that the target point trace does not shift. Simulation results show that, compared with other algorithms, the algorithm proposed in this paper can accurately correlate target traces and improve target accuracy when observing multiple closer targets at a long distance.

Key words: particle filter ; track-before-detect ; multiple target ; long distance ; echo signal

0 引言

基于粒子滤波的检测前跟踪方法(Particle Filter Track-Before-Detect, PF-TBD)是一种常用的检测前跟踪算法, 是一种基于蒙特卡洛实验的递归贝叶斯滤波算法^[1-2]。由于该算法不受系统是否线性的条件限制, 不仅能够有效解决目标检测跟踪中存在的线性高斯问题^[3], 而且对于非线性、非高斯问题^[4-6], 近年来, 随着多传感器网络的广泛应用, 研究者们将 PF-TBD 算法用于多传感器对多个距离较近目标的检测跟踪问题, 并取得了很多研究成果。文献[7]提出了多目标粒子滤波 PSFIP 双层算法, 该算法用于目标距离较近的多目标跟踪, 比 IP 双层算

法有更好跟踪能力, 其估计目标数目也相对准确。文献[8]提出了基于并行分区状态采样的粒子滤波改进算法, 该算法用于目标临近条件下的多目标跟踪, 降低了目标相互邻近时的干扰, 提高了跟踪精度。

尽管研究者们取得了很多成果, 但是多数成果主要用于目标距离传感器较近的检测跟踪问题, 利用目标的运动状态信息差异进行目标点迹的区分。而当目标距离传感器较远且目标运动信息差异不大时, 由于一个目标的粒子群跟踪范围内包括多个目标的探测信息, 可能引起该粒子群中边缘粒子权重异常增大, 进而导致目标点迹偏移, 甚至错误关联至其他较近目标的航迹。

针对此类问题,本文提出了一种新型多雷达多目标双粒子滤波检测前跟踪算法(A New Type of Multi-radar Multi-target Tracking Before Detection Algorithm,NM-PF-TBD),该算法在目标跟踪层中对某一目标进行跟踪时,通过传感器探测信息修正和目标跟踪粒子群修正,避免重采样后的跟踪粒子群中心偏移,从而降低了目标跟踪点迹发生偏移概率。

1 传感器观测模型与目标运动模型

假设在某个探测区域内,有 R 个雷达进行扫描检测,在 k 时刻,探测区域内存在目标个数为 M ,第 i ($i=1,2,3,\dots,M$)个目标的状态向量为 $S_{i,k}=[x_{i,k},v_{i,k}^x,y_{i,k},v_{i,k}^y]^T$,其中 $x_{i,k}$ 、 $y_{i,k}$ 分别表示 k 时刻目标 i 在 x 、 y 方向的位置, $v_{i,k}^x$ 、 $v_{i,k}^y$ 分别表示 k 时刻目标 i 在 x 、 y 方向的速度。

目标运动模型如下:

$$S_{k+1}=f_k(t_k,s_k,c_k,w_k) \quad (1)$$

$$\text{pb}(c_{k+1}=i|c_k=j)=[\Psi(t_k)]_j \quad (2)$$

$$z_k=h_k(t_k,s_k,c_k,v_k) \quad (3)$$

其中, c_k 表示模型变量,通过这个模型变量来表示目标是否出现。 w_k 为 k 时刻的高斯白噪声, v_k 是目标的过程噪声。目标的状态转移过程用 $\Psi(t_k)$ 表示:

$$\Psi(t_k)=\begin{bmatrix} \pi_{00} & \pi_{01} \\ \pi_{10} & \pi_{10} \end{bmatrix} \quad (4)$$

每个雷达的每一帧的量测信息为距离-多普勒-方位图像信息,每一帧的图像信息分辨单元数目都为 $N_r\times N_d\times N_b$,第 r 个传感器第 k 帧量测信息中的第 (l,m,n) 单元内的观测值单元信号的复幅度信息为 $z_{r,k}^{m,n,l}$:

$$z_{r,k}^{l,m,n}=\left|z_{A,r,k}^{l,m,n}\right|^2, \quad l=1,2,\dots,n_r, \quad m=1,2,\dots,n_d, n=1,2,\dots,n_b \quad (5)$$

$$z_{A,r,k}^{l,m,n}=\frac{A_{r,k}\cdot h_{r,k}^{l,m,n}+w_k^{l,m,n}}{w_k\cdot E} \quad (6)$$

其中, $A_{r,k}$ 、 $h_{r,k}^{l,m,n}$ 、 $w_k^{l,m,n}$ 分别为第 r 个传感器对应 (l,m,n) 单元复幅度、回波强度函数与噪声。

$$h_{r,k}^{l,m,n}=\sum_{i=1}^M h_{i,r,k}^{l,m,n} \quad (7)$$

$$h_{i,r,k}^{l,m,n}=\exp\left(-\frac{L_r(r_r^{l,m,n}-r_{i,r,k})^2}{2D_r}-\frac{L_d(d_r^{l,m,n}-d_{i,r,k})^2}{2D_d}-\frac{L_b(b_r^{l,m,n}-b_{i,r,k})^2}{2D_b}\right) \quad (8)$$

其中, $h_{i,r,k}^{l,m,n}$ 表示第 i 个目标基于第 r 个传感器 k 时刻在 (l,m,n) 单元的回波强度函数,参数 L_r 、 L_d 、 L_b 分别为与距离、多普勒、方位有关的衰减常数, D_r 、 D_d 、 D_b 分别为距离-多普勒-方位图像中单元距离, $r_r^{l,m,n}$ 、 $d_r^{l,m,n}$ 、 $b_r^{l,m,n}$ 分别是第 r 个传感器中 (l,m,n) 量测单元对应的距离、多普勒、方位, $r_{i,r,k}$ 、 $d_{i,r,k}$ 、 $b_{i,r,k}$ 分别是第 i 个目标基于第

r 个传感器 k 时刻的距离、多普勒和方位。

PF-TBD 中每个粒子权值计算公式为:

$$w_{r,k}^j=\frac{2\sigma_n^2}{h_{r,k}^j}\cdot\exp\left(\frac{1}{2\sigma_n^2}-\frac{1}{h_{r,k}^j}\right)\cdot z_{A,r,k}^{l,m,n} \quad (9)$$

$$h_{r,k}^j=A_{r,k}^2\cdot\exp\left(-\frac{L_r(r_r^{l,m,n}-r_r^j)}{D_r}-\frac{L_d(d_r^{l,m,n}-d_r^j)}{D_d}-\frac{L_b(b_r^{l,m,n}-b_r^j)}{D_b}\right)+2\sigma_n^2 \quad (10)$$

其中, $w_{r,k}^j$ 为 k 时刻第 j 个粒子基于第 r 个传感器观测下的权重, $h_{r,k}^j$ 为 k 时刻第 j 个粒子基于第 r 个传感器 k 时刻的回波强度, r_r^j 、 d_r^j 、 b_r^j 分别为 k 时刻第 j 个粒子基于第 r 个传感器的距离、多普勒和方位, σ_n 为标准差。

2 一种新型多雷达多目标粒子滤波算法

本算法采用双层粒子滤波结构,通常由目标检测层和目标跟踪层两部分组成,分别用于检测新目标和跟踪已发现目标。在目标跟踪层中,每个目标拥有独立的跟踪粒子群,按照单目标检测前跟踪算法进行跟踪滤波。PF-TBD 算法一般基于粒子权重对粒子进行重采样并估计目标状态信息,权重越大的粒子被采样的概率越大,对目标点迹的影响越大。当传感器距离目标较远时,每个回波栅格较大,若目标距离较近,某些传感器量测栅格中的能量值是由多个目标的回波叠加而成,一定高于仅存在一个目标回波的栅格。因此,在计算粒子权重时,位于这些栅格中的粒子相对于跟踪粒子群中其他粒子而言,权重值较大,因而被重采样到的概率更大,导致采样后的目标跟踪粒子群偏移原有航迹。若目标距离较近,甚至会将该目标点迹错误关联至其他航迹。

针对以上问题,本文在目标跟踪层中提出了一种新型的粒子权重计算方法。算法采用了目标回波修正和粒子群粒子修正两个步骤,减少了目标间的干扰,避免目标跟踪粒子群的偏移。算法在跟踪层对每个目标单独进行跟踪滤波前,首先计算各个跟踪粒子群的中心空间单元位置之间的距离,确定每个目标对其他目标的干扰系数,然后在对某个目标进行跟踪时,根据干扰系数确定该目标跟踪粒子群所在范围内是否存在其他目标的回波,若存在则对此目标范围内的回波信号进行修正,进而大幅削弱其他回波对粒子计算权重的影响,增强正常目标回波影响。其次,在根据新的目标回波计算得到粒子权重后,算法将所有粒子根据其权重大小排序。若粒子群边缘地区的粒子权重较大,则删除有害粒子,补充有益粒子,从而避免跟踪点迹的偏移。

3 算法具体步骤

本算法的双层粒子滤波结构如图 1 所示。

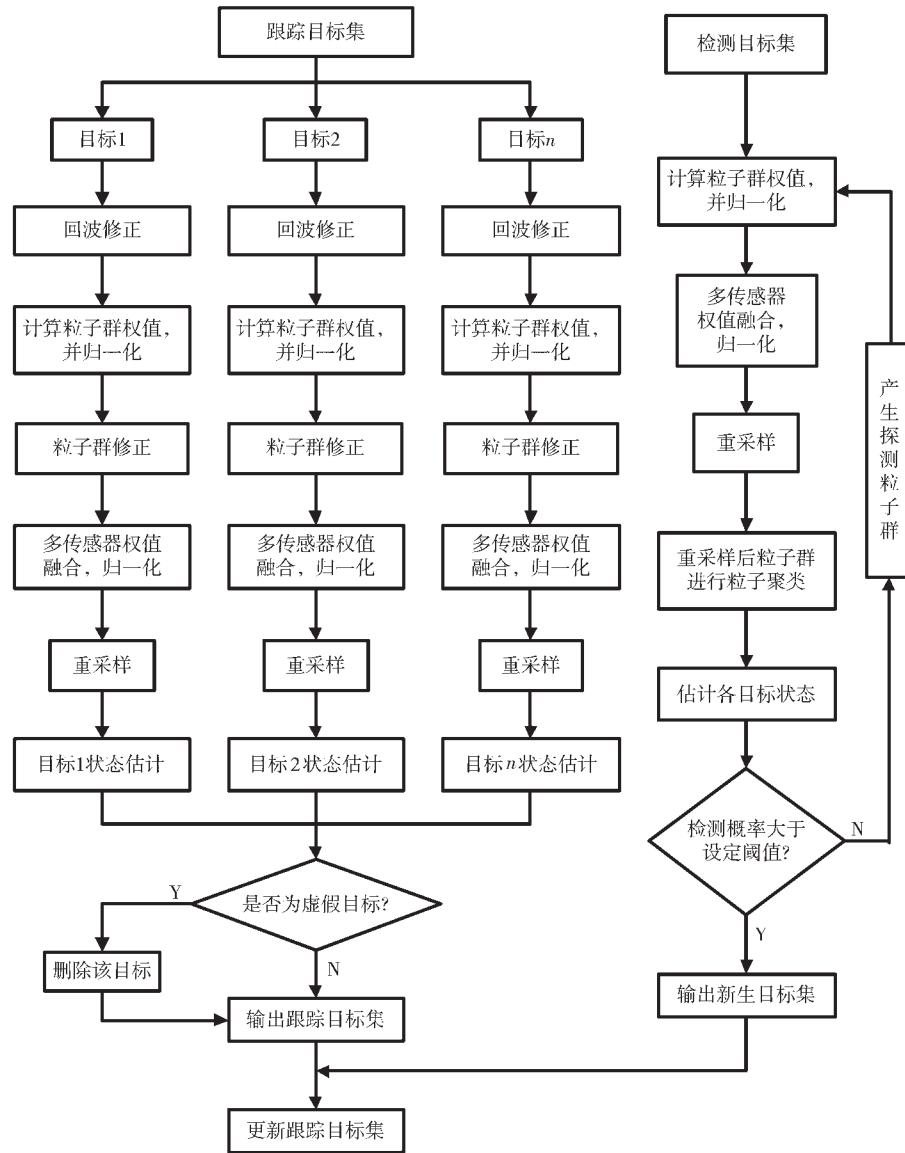


图 1 算法的结构框图

3.1 目标跟踪层

目标跟踪层对已发现的目标实现准确跟踪，并消除虚假目标点迹。假设 $k-1$ 时刻跟踪目标集为 $\{S_{1,k-1}, S_{2,k-1}, \dots, S_{M,k-1}\}$ ，第 i 个目标对应的跟踪粒子群为 $P_{i,k-1} = \{p_{1,i,k-1}, p_{2,i,k-1}, \dots, p_{N,i,k-1}\}$ 。

在对每个目标进行跟踪滤波前，首先对所有已发现目标和对应粒子群进行状态转移，得到目标在 k 时刻状态预估值与更新粒子群，然后对基于对应的跟踪粒子群，对每个目标进行状态估计。具体步骤如下：

(1) 目标回波修正。

① 计算每一个传感器量测空间中其余目标与目标 i 距离，若小于给定的干扰系数 D ，则判定基于此传感器下该目标为干扰目标，形成干扰目标集 $C_{i,r,k}$ 。

② 在每一个传感器量测空间中，对于每一个干扰目标，建立以其为中心，半径为 p 的修正区域。

③ 对于每一个传感器，计算每个修正区域内的传感器回波。各单元回波幅值为：

$$z_{i,r,k}^{l,m,n} = \frac{z_{i,r,k}^{l,m,n}}{C - dis_{r,k,c}} \quad (11)$$

其中， $dis_{r,k,c}^{l,m,n}$ 为第 r 个传感器 k 时刻量测空间中第 c 个修正区域内 (l,m,n) 单元与中心点的距离， C 为修正常量。

(2) 基于更新后的传感器回波计算跟踪粒子群中每个粒子的多传感器权值并进行融合。

① 对于每个粒子，计算基于每个传感器对应的粒子权重 $w_{r,k}^j$ ，如式(9)所示。

② 将基于同一传感器的粒子权值归一化：

$$\bar{w}_{r,k}^j = \frac{w_{r,k}^j}{\sum_{i=1}^M w_{r,k}^j}, \quad j=1:N \quad (12)$$

③将粒子权值进行融合:

$$\tilde{w}_{r,k}^j = \prod_{r=1}^R \frac{w_{r,k}^j}{\sum_{r=1}^R w_{r,k}^j}, j=1:N \quad (13)$$

其中, $\tilde{w}_{r,k}^j$ 为第 j 个粒子的融合权重。

(3) 粒子群修正

① 依据粒子权值对所有跟踪群粒子按从大到小进行排序, 得到前 H 个粒子。

② 计算 H 个粒子的状态均值及每个粒子与粒子均值之间的距离 $dis_{i,k}^H = \{dis_{i,1,k}^H, dis_{i,2,k}^H, \dots, dis_{i,H,k}^H\}$ 。

③ 将 $dis_{i,k}^H$ 中大于阈值 W 的粒子作为有害粒子删除, 并以粒子状态均值为中心, 小范围内随机产生相应数目的粒子, 更新粒子群。

④ 更新粒子权重。

(4) 依据粒子权重, 对粒子群进行系统重采样, 更新后的跟踪粒子群为 $P_{i,k} = \{p_{1,i,k}, p_{2,i,k}, \dots, p_{N,i,k}\}$ 。

(5) 根据跟踪粒子群中状态为存在的粒子数目, 计算目标 i 检测概率, 判断目标是否存在。若目标存在, 计算目标状态。

3.2 目标检测层

目标检测层的功能是及时探测到新生目标。

算法具体步骤如下:

(1) 产生探测粒子群 $P_k^D = \{p_{1,k}^D, p_{2,k}^D, \dots, p_{N,k}^D\}$ 。

(2) 粒子状态进行转移。

(3) 计算粒子权重, 步骤见 3.1 节中的步骤 2。

(4) 采用系统重采样的方法获得 k 时刻的探测粒子群 $P_k^D = \{p_{1,k}^D, p_{2,k}^D, \dots, p_{N,k}^D\}$ 。

(5) 对粒子群进行粒子聚类, 产生新生目标。

4 仿真分析

假设存在 4 部雷达, 雷达位置分别为 $[0, -60]$ km、 $[0, -40]$ km、 $[0, -20]$ km、 $[0, 0]$ km, 探测范围为 $200 \sim 350$ km, 共探测 40 帧。探测区域内存在 2 个目标, 2 个目标都为匀速直线运动, 目标 1 的初始位置为 $[295, 35]$ km, 初始速度为 $[-0.8, 0]$ km/s; 目标 2 的初始位置为 $[300, -45]$ km, 初始速度为 $[-0.8, 0]$ km/s; 目标 1 和目标 2 从第 2 帧开始出现并且一直持续到第 40 帧。采用本文算法及传统多雷达多目标粒子滤波检测前跟踪算法(Multi-radar Multi-target Particle Filter Tracking Before Detection, MM-PF-TBD)^[9] 分别在信噪比 6 dB 及 12 dB 情况下对目标进行检测跟踪, 结果如图 2~图 7 所示。

信噪比为 6 dB 结果如图 2~图 4 所示。

信噪比为 12 dB 结果如图 5~图 7 所示。

从图 2~图 7 中, 可以发现两种算法均可正确发现两个目标, 但是获得的目标航迹质量不同。以 12 dB 为例, 如图 5 所示, 利用 MM-PF-TBD 算法对目标检测跟踪时, 获得的目标 1 航迹在跟踪过程中逐渐发生偏移, 并错误

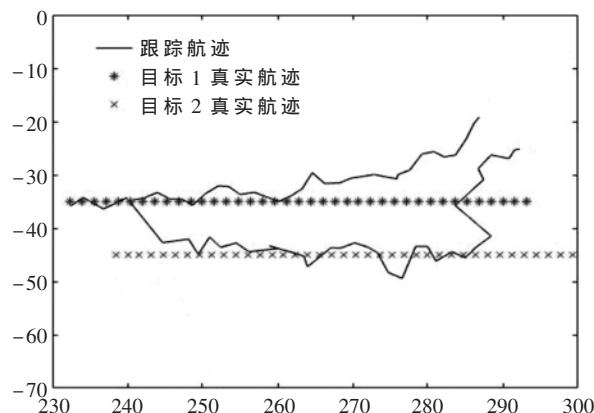


图 2 MM-PF-TBD 算法目标航迹图(信噪比为 6 dB)

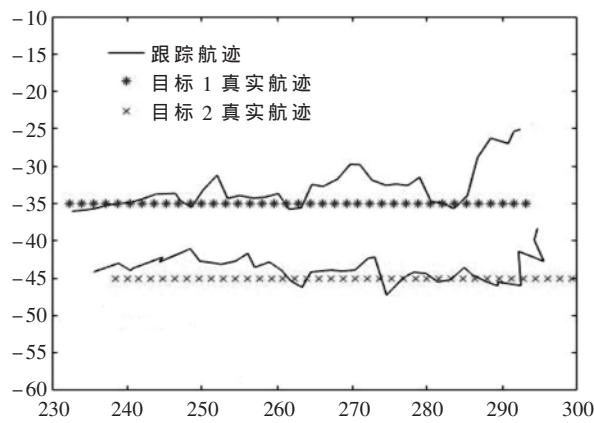


图 3 NM-PF-TBD 算法目标航迹图(信噪比为 6 dB)

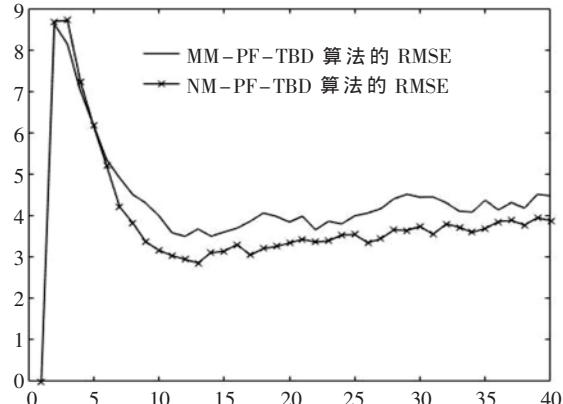


图 4 RMSE 对比图(信噪比为 6 dB)

关联至目标 2 航迹, 因此, 由检测层重新建立目标 1 跟踪航迹。而在信噪比降低时, 甚至发生了航迹二次偏移现象。如图 2 所示, 在 6 dB 环境中, 目标 1 航迹开始偏移至目标 2, 而后又偏移回目标 1。而与之相对, 本文所提的 NM-PF-TBD 算法在两种情况下均实现了两个目标的正确关联, 没有发生航迹偏移现象。

从图 4 和图 7 可看出, NM-PF-TBD 算法对于低信噪比情况下目标跟踪精度提高更多, 低信噪比情况下目标航迹更易发生偏移。但因处于目标间距较近情况下,

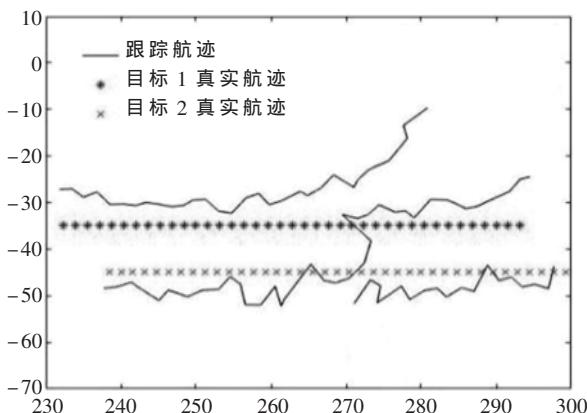


图 5 MM-PF-TBD 算法目标航迹图(信噪比为 12 dB)

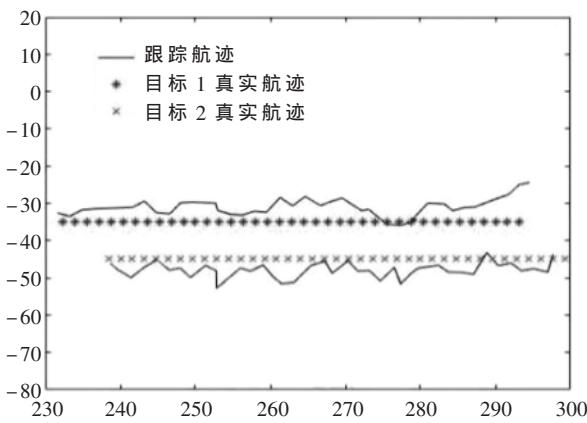


图 6 NM-PF-TBD 算法目标航迹图(信噪比为 12 dB)

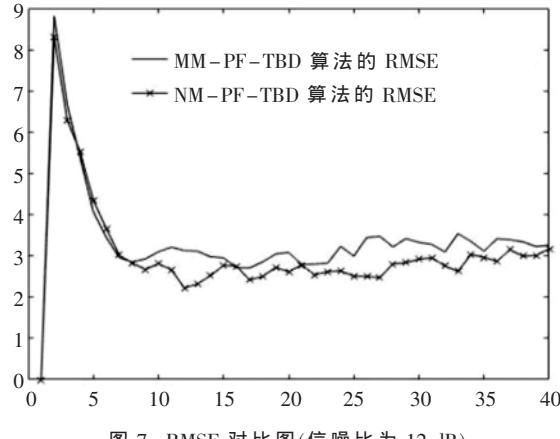


图 7 RMSE 对比图(信噪比为 12 dB)

航迹偏移时刻不同,检测层可能对出现跟踪航迹偏移的目标新建跟踪航迹,所以目标跟踪精度的提高有限。

综上所述,相对于传统的 MM-PF-TBD 算法,本文所提的 NM-PF-TBD 算法在探测远距离较近目标时,能将目标跟踪粒子群约束在本目标航迹附近,防止粒子群偏移,从而有效降低目标航迹偏移概率,并且在一定程度上提高目标跟踪精度。

5 结论

本文所提的 NM-PF-TBD 算法,适用于远距离检测

跟踪时目标间距较近的情况。算法采用双层粒子滤波结构,在目标跟踪层中对目标进行跟踪时,通过修正跟踪粒子群范围内的传感器回波信号,降低其他目标对本目标跟踪效果的影响,然后基于修正后的回波信号计算粒子权值,再根据粒子群中不同权值粒子的分布情况,删除粒子群中权重较大且偏离中心粒子的粒子,同时产生相应数目的优质粒子,从而避免跟踪粒子群偏离原有航迹。仿真结果表明,本文提出的算法相较于传统的 MM-PF-TBD 算法,对远距离较近目标进行检测跟踪时,能降低目标间的相互干扰,减少目标航迹偏移现象,并提高目标跟踪精度。

参考文献

- [1] 王建文,李迅,张辉,等.递归贝叶斯估计框架下的非线性滤波算法综述[J].计算机科学,2010,37(8):21-25.
- [2] MALLICK M,KRISHNAMURTHY V,BA-NGU V.Integrated tracking, classification, and sensormanagement; theory and applications[M].Wiley, 2014.
- [3] 郭云飞,张峰.基于 QIPF 的弱目标检测前跟踪算法[J].火力与指挥控制,2016, 41(10):59-62.
- [4] 陈泽宗,杨干,赵晨,等.基于模态函数特征谱的海洋小目标检测[J].电子技术应用,2017,43(5):114-118.
- [5] 梅秀飞.基于分布式 MIMO 雷达的多目标检测前跟踪算法研究[D].成都:电子科技大学,2016.
- [6] 王睿,梁志兵,王嘉铭.基于多雷达的临近空间目标检测前跟踪算法[J].传感器与微系统,2016,35(10):116-119.
- [7] 伍俊橙.多目标粒子滤波算法研究[D].成都:电子科技大学,2014.
- [8] 田真.多目标检测前跟踪的粒子滤波算法研究[D].成都:电子科技大学,2019.
- [9] 花文号,陈霄,薛安克.基于权值选择的多雷达多目标检测前跟踪算法[J].杭州电子科技大学学报(自然科学版),2020,40(2):34-39.

(收稿日期:2020-06-29)

作者简介:

潘凯(1994-),男,硕士,主要研究方向:雷达检测前跟踪。

陈霄(1981-),女,博士,副教授,主要研究方向:雷达检测前跟踪、信息融合等。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所