

基于概率假设密度滤波和数据关联的脉冲多普勒雷达多目标跟踪算法

谭顺成^{*①} 王国宏^① 王娜^② 何友^①
^①(海军航空工程学院信息融合技术研究所 烟台 264001)
^②(92941 部队 93 分队 葫芦岛 125001)

摘要: 为了解决杂波环境下脉冲多普勒(PD)雷达的多目标跟踪问题,提出一种距离模糊情况下基于概率假设密度滤波(PHDF)和数据关联(DA)的联合解距离模糊和多目标跟踪方法。该方法使雷达采用一组脉冲重复频率(PRF)交替变换的工作模式,并对雷达生成的模糊量测进行多假设,得到扩展量测集;然后,利用 PHDF 可以有效滤除杂波和避免“目标-量测”数据关联的突出优点,对扩展量测集进行滤波,得到粗略的目标状态估计;最后,对 PHDF 的滤波结果进行“航迹-估计值”关联,给出多目标航迹信息。仿真结果表明,该算法可以同时给出目标个数和各目标状态估计,实现杂波环境和距离模糊条件下对多目标的有效跟踪。

关键词: 多目标跟踪; 概率假设密度滤波(PHDF); 距离模糊; 粒子滤波; 脉冲重复频率(PRF)

中图分类号: TN953

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)11-2700-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00106

A Probability Hypothesis Density Filter and Data Association Based Algorithm for Multitarget Tracking with Pulse Doppler Radar

Tan Shun-cheng^① Wang Guo-hong^① Wang Na^② He You^①

^①(Institute of Information Fusion Technology, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

^②(Unit 92941, 93 Element, Huludao 125001, China)

Abstract: To solve the problem of multitarget tracking with the Pulse Doppler (PD) radar in clutters, a novel method based on Probability Hypothesis Density Filter (PHDF) and Data Association (DA) for joint range ambiguity resolving and multitarget tracking with range ambiguity is proposed. The method sets the radar work with a set of Pulse Repetition Frequencies (PRFs) alternately, and obtains the extended measurements set by making multiple hypotheses with the ambiguous measurement generated by the radar. Then, filters with extended measurement set with the PHDF by making full use of the advantages of which that it can eliminate clutters effectively and avoid the association between target and measurement. Finally it implements a “track-estimate” data association with the outputs of the PHDF and provides target tracks. Simulation results demonstrate that the proposed method can estimate the number of target as well as individual target state, and succeeds in multitarget tracking with range ambiguity in clutters.

Key words: Multitarget tracking; Probability Hypothesis Density Filter (PHDF); Range ambiguity; Particle filter; Pulse Repetition Frequency (PRF)

1 引言

脉冲多普勒(PD)雷达由于具有很高的速度和距离分辨率,能有效抑制较强地面杂波干扰和非相干噪声干扰,以及为机载雷达提供良好的下视能力等特有的优越性得到广泛应用^[1]。当 PD 雷达应用于机载预警和机载火控雷达时,通常采用中/高脉冲重

复频率(M/HPRF)的工作模式,导致其对目标的距离量测是模糊的^[2]。同时,由于目标的出现和消失的随机性以及杂波和噪声等干扰,某一时刻探测区域内的目标个数和量测个数往往是不确定且时变的。在这种情况下,利用 PD 雷达对多目标进行跟踪,需要从个数时变且测距模糊的量测中估计出目标个数不确定的各目标状态,这就要求算法能够在解距离模糊的同时联合估计目标个数和各目标的状态。因此,距离模糊条件下多目标跟踪问题更加复杂,解决起来尤其困难。

目前,已有很多文献对距离模糊条件下的单目

2013-01-22 收到, 2013-06-05 改回

国家自然科学基金(61179018, 61102165, 61102167, 61002006), 航空科学基金(20115584006)和“泰山学者”建设工程专项经费资助课题

*通信作者: 谭顺成 tanshuncheng85@gmail.com

标跟踪问题进行了大量的研究，并提出了一些有效的解距离模糊的方法，如中国余数定理^[2,3]，排列组合方法^[4]以及多假设跟踪方法^[5]等。本文作者也分别在文献[6]以及文献[7]中对基于混合滤波和交互式多模型(IMM)滤波的解距离模糊方法进行了研究。对于杂波环境下的多目标跟踪，需要在解距离模糊之前对不同 PRF 下目标距离门进行配对，以得到目标的正确距离。但是，目前研究距离模糊条件下多目标跟踪的文献大都只研究正确配对后的目标跟踪，并没有涉及如何配对以及如何处理配对错误的野值问题^[5]，其实质是将问题简化为距离模糊条件下的多个单目标跟踪问题。如何实现跟踪之前不同 PRF 下目标距离门的配对，其本质就是在距离模糊条件下建立量测与目标的互联，这也是多目标跟踪问题的难点。

基于随机有限集(RFS)^[8]的概率假设密度滤波(PHDF)^[9-16]是杂波环境下的一种有效的多目标跟踪方法。PHDF 通过把目标状态和量测建模为随机有限集，可以对目标个数和目标状态进行估计，适应于目标数目时变且未知的情况，越来越引起人们的广泛关注，并被成功地用于解决许多现实问题^[12,16,17]。

PHDF 的最大的特点在于避免了目标和量测之间的数据关联(DA)，理论上也可以避免跟踪之前不同 PRF 下目标距离门的配对问题。但是，据作者所知，目前还没有文献对距离模糊情况下基于 PHDF 的多目标跟踪方法进行研究。本文充分利用 PHDF 的这个突出优点，提出一种杂波环境下基于 PHDF 和 DA(PHDF-DA)的 PD 雷达多目标跟踪算法。算法首先利用 PHDF 可以有效滤除杂波和避免关联的优点，对扩展量测进行滤波，得到粗略的目标数据以及目标状态估计；然后，构造一种基于“航迹-估计值”的 DA 算法，消除 PHDF 避免关联的同时带来的不能给出目标的航迹信息的问题。实验仿真验证了这一设想的可行性和有效性。本文的方法主要通过粒子 PHDF (PPHDF)^[11]得以实现，可以直接被推广到高斯混合 PHDF (GM-PHDF)^[12]和带有势的 PHDF (CPHDF)^[13,14]。

2 背景知识及问题描述

2.1 PHDF

考虑一个多目标跟踪场景，定义两个 RFS 的随机过程 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_k | k \in \mathbb{N}\}$ 和 $\mathbf{Z} = \{\mathbf{Z}_k | k \in \mathbb{N}^+\}$ ，其中 \mathbf{X} 和 \mathbf{Z} 分别为状态过程和量测过程， $\mathbf{X}_k = \{\mathbf{x}_{k,1}, \dots, \mathbf{x}_{k,M_k}\} \subset \mathbf{E}_s$ 和 $\mathbf{Z}_k = \{\mathbf{z}_{k,1}, \dots, \mathbf{z}_{k,N_k}\} \subset \mathbf{E}_o$ 分别表示多目标状态 RFS 和多目标量测 RFS，其中 \mathbf{E}_s 和 \mathbf{E}_o 分别表示状态空间和量测空间，而 $\mathbf{x}_{k,i}$ ($i = 1, \dots, M_k$)

和 $\mathbf{z}_{k,j}$ ($j = 1, \dots, N_k$) 分别表示单目标状态和单目标量测或杂波， M_k 和 N_k 分别表示目标个数和量测个数。

以 $D_{k-1|k-1}(\mathbf{x}) = D_{k-1|k-1}(\mathbf{x} | \mathbf{Z}_{1:k-1})$ 表示 $k-1$ 时刻的 PHD，则 PHD 的预测方程为

$$D_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \gamma_k(\mathbf{x}) + \int \Phi_{k|k-1}(\mathbf{x} | \mathbf{x}_{k-1}) \cdot D_{k-1|k-1}(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (1)$$

其中

$$\Phi_{k|k-1}(\mathbf{x} | \mathbf{x}_{k-1}) = e_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) f_{k|k-1}(\mathbf{x} | \mathbf{x}_{k-1}) + b_{k|k-1}(\mathbf{x} | \mathbf{x}_{k-1}) \quad (2)$$

而 $\gamma_k(\mathbf{x})$ 表示 k 时刻新出现的随机有限集 Γ_k 的 PHD； $e_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$ 表示 $k-1$ 时刻状态为 \mathbf{x}_{k-1} 的目标持续存在到 k 时刻的概率； $f_{k|k-1}(\cdot | \cdot)$ 表示单目标状态转移函数； $b_{k|k-1}(\cdot | \mathbf{x}_{k-1})$ 表示随机有限集 $B_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$ 的 PHD，即由前一时刻状态为 \mathbf{x}_{k-1} 的目标所衍生的随机有限集的 PHD。

给定 k 时刻的量测 \mathbf{z}_k 和预测的 PHD $D_{k|k-1}(\mathbf{x})$ ，则 PHD $D_{k|k}(\mathbf{x}) = D_{k|k}(\mathbf{x} | \mathbf{Z}_{1:k})$ 可以近似表示为

$$D_{k|k}(\mathbf{x}) = L(\mathbf{x} | \mathbf{Z}_{1:k}) D_{k|k-1}(\mathbf{x} | \mathbf{Z}_{1:k}) \quad (3)$$

其中

$$L(\mathbf{x} | \mathbf{Z}_{1:k}) = 1 - P_D(\mathbf{x}) + \sum_{\mathbf{z} \in \mathbf{Z}_k} \frac{\psi_{k,z}(\mathbf{x})}{\kappa_k(\mathbf{z}) + \langle D_{k|k-1}, \psi_{k,z} \rangle} \quad (4)$$

而 $P_D(\mathbf{x})$ 为 k 时刻状态为 \mathbf{x} 的目标被检测到的概率； $\kappa_k(\mathbf{z}) = \lambda_k c_k(\mathbf{z})$ ，表示杂波密度，其中 λ_k 为杂波个数服从泊松分布的期望值， $c_k(\cdot)$ 为杂波点在整个观测空间上的概率密度分布； $\psi_{k,z}(\mathbf{x}) = P_D(\mathbf{x}) g_k(\mathbf{z} | \mathbf{x})$ ，其中 $g_k(\cdot | \cdot)$ 为量测似然函数； $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 为内积。

2.2 距离模糊问题

假设雷达最大作用距离 R_{\max} ，雷达的 PRF 为 F ，则 F 对应的最大不模糊距离用 $R_{u,\max}$ 表示为

$$R_{u,\max} = c/(2F) \quad (5)$$

其中 c 为光速。以 (r_k, θ_k) 表示目标真实量测，其中 r_k 和 θ_k 分别表示目标的距离和方位，则雷达测得的距离量测将为 $r_{k,\text{app}} = \text{mod}(r_k, R_{u,\max})$ ，其中 $\text{mod}(x, y)$ 表示取 x/y 的余数。因此，目标的真实距离一定为集合

$$\{r_k^i | r_k^i = (i-1) \times R_{u,\max} + r_{k,\text{amb}}; i=1, 2, \dots, N_{u,\max}\} \quad (6)$$

中的唯一值，其中

$$N_{u,\max} = \left\lfloor \frac{R_{\max}}{R_{u,\max}} \right\rfloor \quad (7)$$

表示 F 对应的最大不模糊数， $\lfloor x \rfloor$ 表示对 x 下取整。对任意 $i \in \{1, 2, \dots, N_{u,\max}\}$ ，如果 r_k^i 能反映目标的真实距离，则称之为 PRF F 对应的脉冲间隔数(PIN)。从式(6)可以看出，虽然目标的真实距离一定为集合

中的一个,但是无法直接判断哪一个为目标的真实距离,从而造成距离模糊问题。

3 系统建模

3.1 状态模型

考虑一个2维的仿真场景,对杂波环境下的多目标进行跟踪,目标可在 S 的检测区域内随机地出现和消失。假设目标状态向量为 $\mathbf{x}_k = [x_k \dot{x}_k y_k \dot{y}_k]^T$,其中 (x_k, y_k) 和 (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 分别表示目标的位置和速度信息, $[\cdot]^T$ 表示矩阵 $[\cdot]$ 的转置。不失一般性,假设每一个目标的运动都服从线性高斯动态方程,即

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \mathbf{V}_k \quad (8)$$

其中 $T=1$ 为雷达采样间隔, $\mathbf{V}_k = [v_{1,k}, v_{2,k}]^T$ 为过程噪声向量,其中 $v_{1,k}$ 和 $v_{2,k}$ 为相互独立的零均值高斯噪声。

3.2 量测模型

以 $z_k = [R_{\text{app},k}, \theta_k]^T$ 表示雷达模糊量测, $R_{\text{app},k}$ 和 θ_k 分别表示目标的模糊距离量测和方位角

$$\left. \begin{aligned} R_{\text{app},k} &= \text{mod} \left(\sqrt{(x_k - x_s)^2 + (y_k - y_s)^2} + w_{1,k}, R_{u,k} \right) \\ \theta_k &= \arctan \left(\frac{y_k - y_s}{x_k - x_s} \right) + w_{2,k} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中 (x_k, y_k) 为目标位置, (x_s, y_s) 为雷达的位置, $R_{u,k}$ 为当前时刻雷达采用PRF对应的最大不模糊距离, $w_{1,k}$ 和 $w_{2,k}$ 为相互独立的零均值高斯噪声,且假设量测噪声与过程噪声相独立。

4 PHDF-DA 算法实现

本节将PHDF的应用扩展到距离模糊条件下的多目标跟踪,考虑到目标状态估计值中包含了一些不可观测的状态,如目标速度等,因此当目标位置较近而速度相差较大时,同时利用目标的位置和速度信息进行关联,可以有效消除一个回波为多个目标共用的问题。基于以上考虑,本文提出一种基于“航迹-估计值”的关联算法,解决PHDF在避免数据关联的同时带来的不能给出目标航迹的问题。本文构造的PHDF-DA算法主要包含距离模糊情况下的PHDF和“航迹-估计值”的关联两部分。

以 $\{\mathbf{x}_k^p, w_k^p\}_{p=1}^{L_k}$ 表示 k 时刻PHDF的粒子集,其中 \mathbf{x}_k^p ($p=1, \dots, L_k$)表示粒子状态, w_k^p 表示粒子权重,而 L_k 表示当前时刻的粒子总数; $\mathfrak{R}_k = \{\tau_{k_q,k}^q \mid q=1, \dots, Tr_k\}$ 表示 k 时刻所有目标的航迹集,其中 $\tau_{k_q,k}^q$ 表示第 q 条航迹, k_q 为该航迹的起始时刻,

Tr_k 为当前时刻航迹数。给定 $k-1$ 时刻的粒子集 $\{\mathbf{x}_{k-1}^p, w_{k-1}^p\}_{p=1}^{L_{k-1}}$ 和航迹集 $\mathfrak{R}_{k-1} = \{\tau_{k_q,k-1}^q \mid q=1, \dots, Tr_{k-1}\}$,PHDF-DA算法的基本步骤如下所述:

步骤1 量测映射 假设雷达循环交替采用一个PRF发射信号,则 k 时刻得到的目标量测集为

$$\mathbf{Z}_{l,k} = \{z_{l,k}^j \mid j=1, \dots, N_{l,k}\} \quad (10)$$

其中

$$l = \text{mod}(k, L) + 1 \quad (11)$$

表示雷达在 k 时刻采用第 l 个PRF进行工作, $\text{mod}(x, y)$ 表示 x/y 的余数, $N_{l,k}$ 为雷达在PRF F_l 下的量测个数, $z_{l,k}^j = [r_{l,k}^j, \theta_{l,k}^j]^T$, $r_{l,k}^j$ 和 $\theta_{l,k}^j$ 分别为雷达在PRF F_l 下的模糊距离量测和角度量测,则 k 时刻的扩展量测集可以表示为

$$\mathbf{Z}_{k,E} = \{z_{i,k}^{ij} \mid i=1, 2, \dots, P_i; j=1, \dots, N_{l,k}\} \quad (12)$$

其中 $z_{i,k}^{ij} = [r_{i,k}^{ij}, \theta_{i,k}^{ij}]^T$, $r_{i,k}^{ij}$ ($i=1, 2, \dots, P_i$)由 $r_{l,k}^j$ 通过式(6)的一对多的映射得到。

步骤2 粒子集预测 对任意 $p=1, \dots, L_{k-1}$,根据建议分布 $q_k(\bullet \mid \mathbf{x}_{k-1}^p, \mathbf{Z}_{k,E})$ 采样粒子 $\mathbf{x}_{k|k-1}^p$,并计算预测的粒子权重

$$w_{k|k-1}^p = \frac{\Phi_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|k-1}^p \mid \mathbf{x}_{k-1}^p)}{q_k(\mathbf{x}_{k|k-1}^p \mid \mathbf{x}_{k-1}^p, \mathbf{Z}_{k,E})} \quad (13)$$

对任意 $p=L_{k-1}+1, \dots, L_{k-1}+J_k$,根据建议分布 $p_k(\bullet \mid \mathbf{Z}_{k,E})$ 采样粒子 $\mathbf{x}_{k|k-1}^p$,并赋予粒子权重

$$w_{k|k-1}^p = \frac{1}{J_k} \frac{\gamma_k(\mathbf{x}_{k|k-1}^p)}{p_k(\mathbf{x}_{k|k-1}^p \mid \mathbf{Z}_{k,E})} \quad (14)$$

用于搜索新目标,其中 J_k 为用于搜索新目标的粒子数。

步骤3 粒子权重更新 在得到 k 时刻的扩展量测集 $\mathbf{Z}_{k,E}$ 后,首先对任意 $z \in \mathbf{Z}_{k,E}$,计算

$$C_k(z) = \sum_{p=1}^{L_{k-1}+J_k} \psi_{k,z}(\mathbf{x}_{k|k-1}^p) w_{k|k-1}^p \quad (15)$$

然后对任意 $p=1, \dots, L_{k-1}+J_k$,更新粒子权重

$$w_{k|k}^p = \left[1 - P_D(\mathbf{x}_{k|k-1}^p) + \sum_{z \in \mathbf{Z}_{k,E}} \frac{\psi_{k,z}(\mathbf{x}_{k|k-1}^p)}{\kappa_k(z) + C_k(z)} \right] w_{k|k-1}^p \quad (16)$$

步骤4 重采样 对粒子集 $\{\mathbf{x}_{k|k-1}^p, w_{k|k-1}^p / \widehat{N}_{k|k}\}_{p=1}^{L_{k-1}+J_k}$ 进行重采样得到新的粒子集

$$\{\mathbf{x}_k^p, w_k^p / \widehat{N}_{k|k}\}_{p=1}^{L_k} = \text{Rs}[\{\mathbf{x}_{k|k-1}^p, w_{k|k-1}^p / \widehat{N}_{k|k}\}_{p=1}^{L_{k-1}+J_k}] \quad (17)$$

其中

$$\widehat{N}_{k|k} = \sum_{p=1}^{L_{k-1}+J_k} w_{k|k-1}^p \quad (18)$$

表示当前时刻估计的目标数, L_k 为当前时刻滤波器使用的粒子总数,取与 $\widehat{N}_{k|k}$ 最接近的整数即得到目标个数估计 \widehat{N}_k 。

步骤 5 状态及状态协方差估计 若 $\hat{N}_k \neq 0$ ，利用 k -均值聚类算法对重采样后的粒子集 $\{\mathbf{x}_k^p\}_{p=1}^{L_k}$ 进行分析，得到 \hat{N}_k 个聚类 $\{\mathbf{x}_k^p\}_{p=1}^{L_{k,n}}$ ，其中 $\mathbf{x}_k^p \in \{\mathbf{x}_k^p\}_{p=1}^{L_{k,n}}$ ， $L_{k,n}$ 表示第 n 个聚类包含的粒子数，且满足 $\sum_{n=1}^{\hat{N}_k} L_{k,n} = L_k$ ，则目标的状态估计 $\hat{\mathbf{X}}_k = \{\hat{\mathbf{x}}_{k,n}\}_{n=1}^{\hat{N}_k}$ 和状态估计协方差 $\hat{\mathbf{Q}}_k = \{\hat{\mathbf{Q}}_{k,n}\}_{n=1}^{\hat{N}_k}$ 分别由式(19)和式(20)给出

$$\hat{\mathbf{x}}_{k,n} = \frac{1}{L_{k,n}} \sum_{p=1}^{L_{k,n}} \mathbf{x}_k^p, \quad n=1, \dots, \hat{N}_k \quad (19)$$

$$\hat{\mathbf{Q}}_{k,n} = \frac{1}{L_{k,n}} \sum_{p=1}^{L_{k,n}} (\mathbf{x}_k^p - \hat{\mathbf{x}}_{k,n})^T (\mathbf{x}_k^p - \hat{\mathbf{x}}_{k,n}), \quad n=1, \dots, \hat{N}_k \quad (20)$$

步骤 6 “航迹-估计值”关联 对任意 $m \in \{1, 2, \dots, Tr_{k-1}\}$ 和 $n \in \{1, 2, \dots, \hat{N}_k\}$ 定义目标航迹 $\tau_{k_r, k-1}^m$ 与状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_{k,n}$ 之间的统计距离

$$d_{mn}^2(\gamma) = [\hat{\mathbf{x}}_{k,n} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1, m}]^T \mathbf{S}_{k,m}^{-1} [\hat{\mathbf{x}}_{k,n} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1, m}] \quad (21)$$

其中 $\hat{\mathbf{x}}_{k,n} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1, m}$ 表示新息， $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1, m}$ 和 $\mathbf{S}_{k,m}$ 分别表示航迹 m 的预测值和互协方差，参数 γ 的平方根为 $g = \sqrt{\gamma}$ 为门的“ σ 数”^[17]。

“航迹-估计值”关联算法如下所述：

(1) 若 $\hat{N}_k = 0$ 且 $Tr_{k-1} = 0$ ，转步骤 8；

(2) 若 $\hat{N}_k > 0$ 且 $Tr_{k-1} = 0$ ，对任意 $\hat{\mathbf{x}}_{k,n} \in \hat{\mathbf{X}}_k$ ，利用 3/4 逻辑法^[17]进行航迹起始；

(3) 若 $\hat{N}_k = 0$ 且 $Tr_{k-1} > 0$ ，对任意 $\tau_{k_r, k-1}^m \in \mathfrak{R}_{k-1}$ ，如果 $\tau_{k_r, k-1}^m$ 为待定航迹，终结该航迹；否则，以航迹预测值 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1, m}$ 对 $\tau_{k_r, k-1}^m$ 进行更新，得到待定航迹 $\tau_{k_r, k}^m$ ；

(4) 若 $\hat{N}_k > 0$ 且 $Tr_{k-1} > 0$ ，对任意 $\tau_{k_r, k-1}^m \in \mathfrak{R}_{k-1}$ 和任意 $\hat{\mathbf{x}}_{k,n} \in \hat{\mathbf{X}}_k$ 根据式(21)计算航迹 $\tau_{k_r, k-1}^m$ 和目标状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_{k,n}$ 之间的统计距离 $d_{mn}^2(\gamma)$ ，分 3 种情况进行讨论：

(a) 对任意 $\tau_{k_r, k-1}^m \in \mathfrak{R}_{k-1}$ ，如果存在 $\hat{\mathbf{x}}_{k,n} \in \hat{\mathbf{X}}_k$ 使得 $d_{mn}^2(\gamma) < \gamma$ ，利用状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}$ 对 $\tau_{k_r, k-1}^m$ 进行更新，得到航迹 $\tau_{k_r, k}^m$ ，并将 $\tau_{k_r, k}^m$ 保存到 \mathfrak{R}_k 中，其中 $\hat{\mathbf{x}}$ 满足

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\hat{\mathbf{x}}_{k,n} \in \hat{\mathbf{X}}_k} d_{mn}^2(\gamma) \quad (22)$$

(b) 对任意 $\tau_{k_r, k-1}^m \in \mathfrak{R}_{k-1}$ ，不存在 $\hat{\mathbf{x}}_{k,n} \in \hat{\mathbf{X}}_k$ 使得 $d_{mn}^2(\gamma) < \gamma$ ，如果 $\tau_{k_r, k-1}^m$ 为待定航迹，终结该航迹；否则，以航迹预测值 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1, m}$ 对 $\tau_{k_r, k-1}^m$ 进行更新，得到待定航迹 $\tau_{k_r, k}^m$ ；

(c) 对任意 $\hat{\mathbf{x}}_{k,n} \in \hat{\mathbf{X}}_k$ ，如果其不被用于任意航迹更新，则以 $\hat{\mathbf{x}}_{k,n}$ 作为新的航迹头进行航迹起始。

步骤 7 估计值修正 利用“航迹-估计值”关联更新后的目标航迹 \mathfrak{R}_k 对估计的目标个数以及目标状态及进行修正。

步骤 8 令 $k = k + 1$ ，转步骤 1。

5 实验仿真与结果分析

5.1 参数设置

设置监测区域 $S = [-60 \text{ km}, 60 \text{ km}] \times [-60 \text{ km}, 60 \text{ km}]$ ，为简化起见，不考虑衍生目标。假设目标可在监测区域内随机出现和消失，目标的出现服从密度为 $\gamma_k(\mathbf{x}) = 0.2N(\mathbf{x} | \mathbf{x}_0, \mathbf{Q}_b)$ 泊松模型，其中 $N(\cdot | \mathbf{x}_0, \mathbf{Q}_b)$ 表示均值为 \mathbf{x}_0 ，协方差为 \mathbf{Q}_b 的正态分布，这里取 $\mathbf{x}_0 = [30 \text{ km} \ 0.2 \text{ km/s} \ 30 \text{ km} \ -0.1 \text{ km/s}]^T$ ， $\mathbf{Q}_b = \text{diag}([1 \text{ km} \ 0.5 \text{ km/s} \ 1 \text{ km} \ 0.5 \text{ km/s}])$ ，过程噪声 $v_{1,k}$ 和 $v_{2,k}$ 的标准差均为 0.01 km ，目标持续存在的概率为 $e_{k|k-1} = 0.95$ 且与目标状态无关。雷达位于点 $(0 \text{ km}, -10 \text{ km})$ ，检测概率为 0.95 ，平均每帧的杂波个数为 λ_k ，且均匀分布整个监测区域内，量测噪声 $w_{1,k}$ 和 $w_{2,k}$ 的标准差分别为 0.2 km 和 0.5° 。其它滤波器参数设置如下：数据关联中的门概率^[17]为 $P_G = 0.95$ ，滤波器用 3000 个粒子代表一个目标，4000 个粒子搜索新目标，采用 $q_k = f_{k|k-1}$ 和 $p_k = N(\cdot | \mathbf{x}_0, \mathbf{Q}_b)$ 作为重要性采样函数。

5.2 场景设置

为了验证算法的有效性，假设雷达采用两重频交替工作，其 PRI 分别为 $\text{RPI}_1 = 32 \mu\text{s}$ 和 $\text{RPI}_2 = 27 \mu\text{s}$ ，杂波密度为 $\lambda_k = 5$ ，设置 3 个典型的多目标运动场景进行仿真分析，如图 1 所示。其中，场景 1 为多目标发散运动，如图 1(a)所示；场景 2 为多目标交叉运动，如图 1(b)所示；场景 3 为多目标平行运动，如图 1(c)所示。

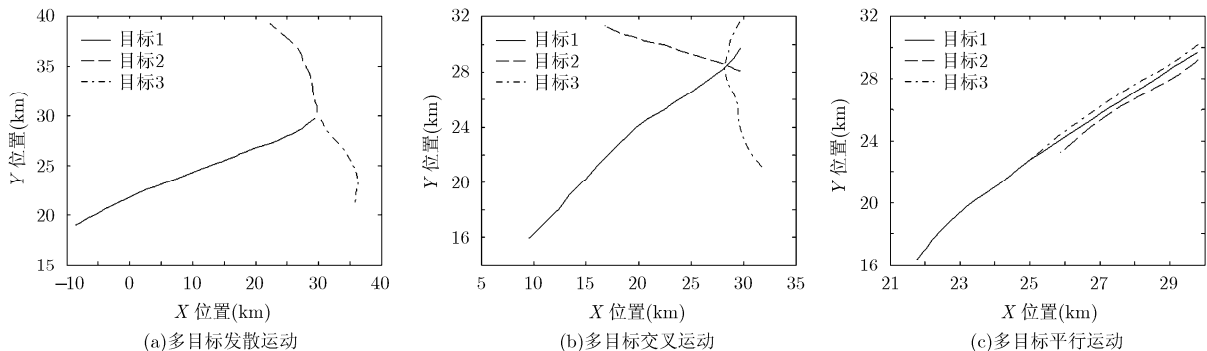


图1 多目标运动场景

5.3 仿真结果分析

为评价算法跟踪性能, 本文采用 Wasserstein 距离^[18]作为多目标跟踪误差的标准。图 2 和图 3 分别给出了 3 种场景下, 量测数据不存在距离模糊和量测数据存在距离模糊时传统的 NNSF 多目标跟踪算法的仿真结果; 图 4 分别给出了 3 种场景下, 量测数据存在距离模糊时本文构造的 PHDF-DA 算法的仿真结果; 图 5 给出了 3 种场景下, 量测数据不存在距离模糊时 NNSF 的多目标跟踪精度与量测数据存在距离模糊时 PHDF-DA 的多目标跟踪精度对比。图 2b~图 4 中“—”表示估计的目标航迹, “×”表示真实的目标点迹。

由图 2 和图 3 可以看出, 在以上 3 种仿真场景中, 当量测数据不存在距离模糊时, NNSF 算法可以有效地实现多目标跟踪, 而当量测数据存在距离模糊时, NNSF 算法虽然可以得到目标航迹, 但是同时得到了大量的虚假航迹, 其中包括了大量的与目标真实航迹相平行的虚假航迹。由图 4 和图 5 可以看出, 本文构造的 PHDF-DA 算法可以有效地实现量测数据模糊情况下的多目标跟踪。此外, 由图 1(b)和图 4(b)可以看出, 场景 2 中第 5 时刻左右目标 1 与目标出现交叉, 而由图 1(c)和图 4(c)可以看

出, 场景 3 中第 25~30 s 3 个目标平行运动, 因此算法可适应目标交叉运动以及平行运动的情况。在场景 1 和场景 2 的仿真中, NNSF 和 PHDF-DA 算法均出现了个别时刻估计的目标个数与该时刻实际存在的目标个数不相符的情况, 如图 2(a)、图 2(b)和图 4(a)的第 25 s 以及图 4(b)的第 30 s 出现了漏检, 这在多目标跟踪精度上表现为该时刻的 Wasserstein 距离突然增大, 如图 5(a)和图 5(b)中对应时刻的多目标跟踪误差所示。

同时, 从以上 3 种场景的仿真结果可知, 虽然 NNSF 算法性能与本文 PHDF-DA 的算法性能相当, 但是 NNSF 只能适应量测数据不模糊的情况, 而 PHDF-DA 针对的是模糊量测数据, 该算法在实现多目标跟踪的同时解决了距离模糊问题, 从而也验证了本文算法的有效性。

为了进一步分析算法的时效性, 分别对平均杂波密度为 $\lambda_k=0, 5$ 和 10 的情况进行仿真分析。不失一般性, 表 1 给出了场景 1 情况下算法运行一步需要的平均耗时。仿真采用的计算机为: Quad 2.66 GHz Intel Core™ 2 处理器和 3 GB RAM。由表 1 可知, 随着杂波密度的增大, 算法的计算量随之增

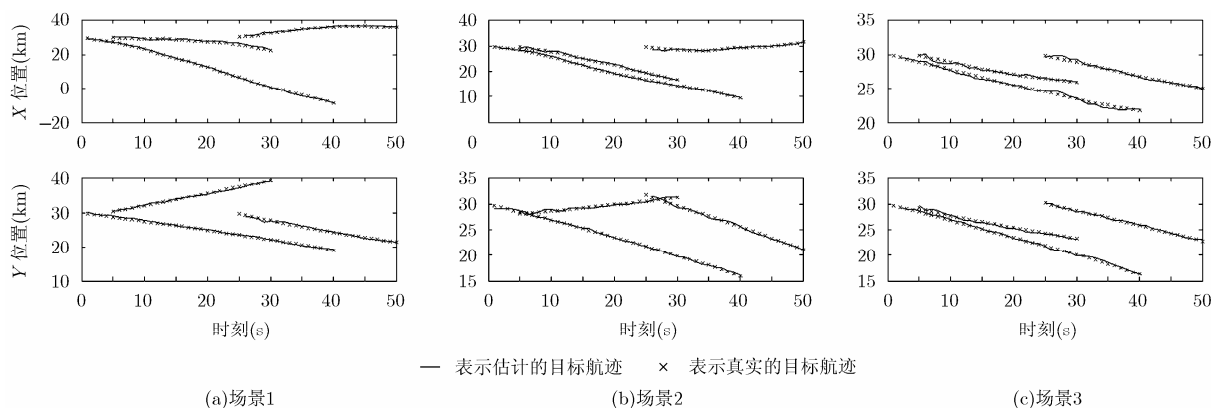


图2 量测数据不模糊时NNSF仿真结果

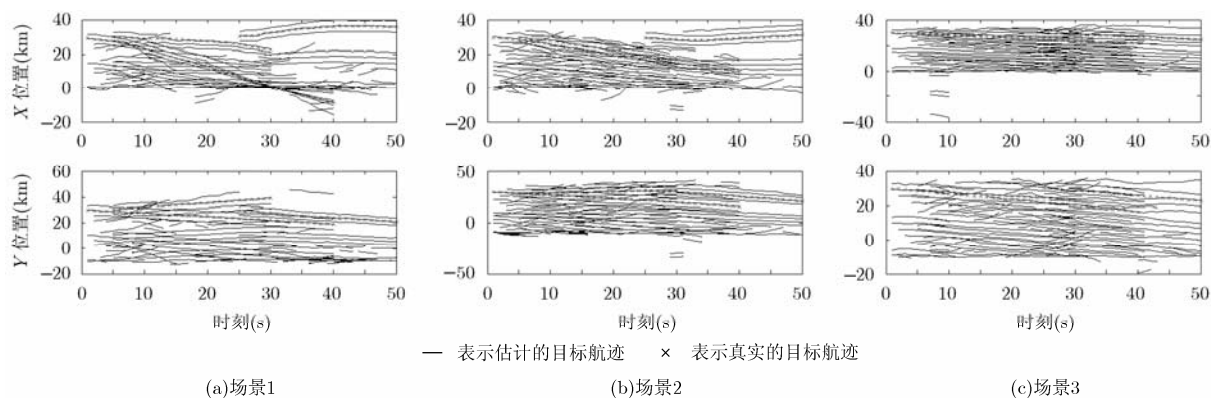


图3 量测数据模糊时NNSF仿真结果

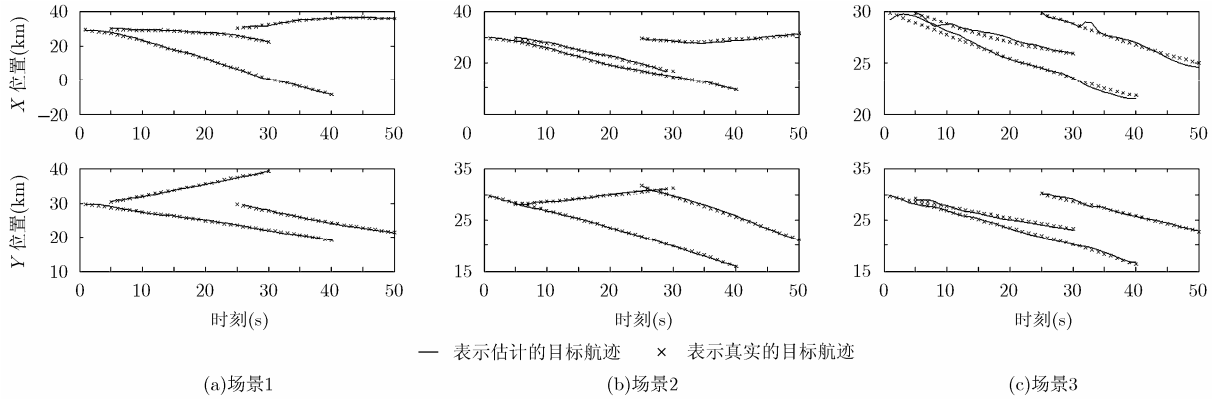


图4 量测数据模糊时PHDF-DA仿真结果

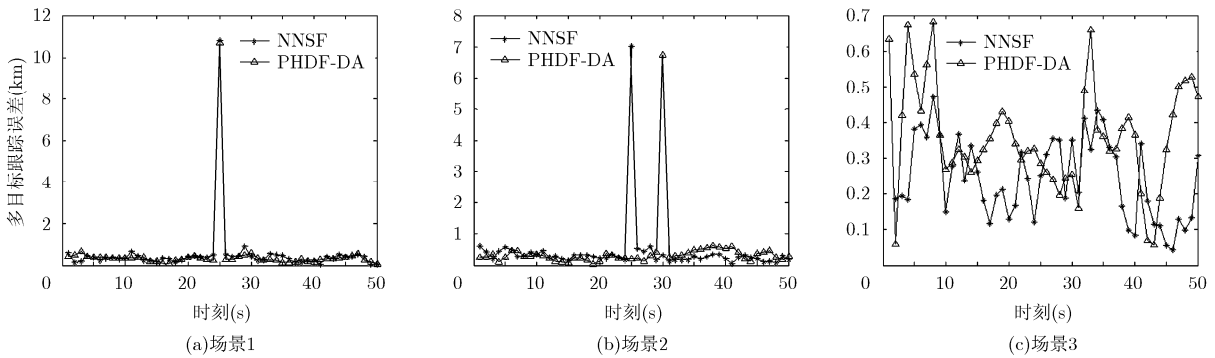


图5 量测数据不模糊时NNSF和量测数据模糊时PHDF-DA的多目标跟踪精度对比

大，其原因在于算法对模糊量测进行扩展，利用扩展的量测集进行滤波，而扩展量测集中量测的杂波个数和最大不模糊数均成正比。因此，如何降低算法的计算量是本文算法的有待改进之处。

6 结束语

本文针对杂波和距离模糊条件下的多目标跟踪问题，提出了一种基于 PHDF-DA 的多目标跟踪算法。算法的巧妙性在于，利用 PHDF 可以有效滤除杂波、避免目标-量测关联的突出优点，使雷达交替采用某个 PRF 进行工作，从而直接将扩展量测中的虚假量测等效为杂波，在解距离模糊的同时实现对多目标有效跟踪，并通过构造的“航迹-估计值”的关联算法给出多目标航迹信息。此外，仅通过使雷达采用两重频交替工作，本文构造的 PHDF-DA 即可实现解距离模糊，因此该算法突破了传统余数定

理解距离模糊方法的限制。仿真结果表明了该算法的有效性。下一步的研究将着重解决 PHDF-DA 算法利用扩展量测集滤波带来的算法的计算量颇大的问题。

参考文献

- [1] Stimson G W. Introduction to Airborne Radar[M]. 2nd Edition, New Jersey: SciTech Publishing, 1998: 153-154.
- [2] Wang Chen, Yin Qin-ye, and Wang Wen-jie. An efficient ranging method based on Chinese remainder theorem for RIPS measurement[J]. *SCIENCE CHINA Information Sciences*, 2010, 53(6): 1233-1241.
- [3] Liao H and Xia X G. A sharpened dynamic range of a generalized Chinese remainder theorem for multiple integers[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(1): 428-433.
- [4] 蒋凯, 李明. 一种 PD 雷达解距离模糊的新算法[J]. *火控雷达技术*, 2008, 37(2): 25-28.
- Jiang Kai and Li Ming. A novel algorithm for PD radar range resolving ambiguity[J]. *Fire Control Radar Technology*, 2008, 37(2): 25-28.
- [5] Liu Z L, Guo Y C, Zhang G Y, et al. Multiple models track algorithm for radar with high pulse-repetition frequency in frequency-modulated ranging mode[J]. *IET Radar Sonar*

表1 不同杂波密度情况下算法的平均时耗

平均杂波密度	平均运行时间(s)
0	0.66
5	2.35
10	4.25

- & *Navigation*, 2007, 1(1): 1-7.
- [6] Wang Na, Wang Guo-hong, Zeng Jia-you, *et al.* Range ambiguity resolving of HPRF radar based on hybrid filter[J]. *SCIENCE CHINA Information Sciences*, 2011, 54(7): 1534-1546.
- [7] 王娜, 谭顺成, 王国宏, 等. 基于 IMM 的高脉冲重复频率雷达解距离模糊方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(9): 1970-1977.
Wang Na, Tan Shun-cheng, Wang Guo-hong, *et al.* Range ambiguity resolving of HPRF radar based on IMM[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(9): 1970-1977.
- [8] Mahler R. *Data Fusion Handbook: Random Set Theory for Target Tracking and Identification*[M]. Boca Raton, FL: CRC Press, 2001: 14/1-14/33.
- [9] 杨可, 傅忠谦, 王剑亭, 等. 多目标滤波中的多传感器概率假设密度算法[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(6): 1368-1373.
Yang Ke, Fu Zhong-qian, Wang Jian-ting, *et al.* Multi-sensor probability hypothesis density algorithm in multi-target filtering[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(6): 1368-1373.
- [10] Mahler R. Multi-target Bayes filtering via first order multi-target moments[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [11] Ju H Y, Du Y K, and Kuk-Jin Y. Efficient importance sampling function design for sequential Monte Carlo PHD filter[J]. *Signal Processing*, 2012, 92(9): 2315-2321.
- [12] Li Wen-ling, Jia Ying-min, Du Jun-ping, *et al.* Gaussian mixture PHD filter for multi-sensor multi-target tracking with registration errors[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(1): 86-99.
- [13] Georgescu R and Willett P. The multiple model CPHD tracker[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(4): 1741-1751.
- [14] Lian Feng, Han Chong-zhao, Liu Wei-feng, *et al.* Joint spatial registration and multi-target tracking using an extended PM-CPHD filter[J]. *SCIENCE CHINA Information Sciences*, 2012, 55(3): 501-511.
- [15] Wood T M, Yates, C A, Wilkinson D A, *et al.* Simplified multitarget tracking using the PHD filter for microscopic video data[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2012, 22(5): 702-713.
- [16] Long Yun-li, Xu Hui, An Wei, *et al.* Track-before-detect for infrared maneuvering dim multi-target via MM-PHD[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2012, 25(2): 252-261.
- [17] 何友, 修建娟, 张晶炜, 等. 雷达数据处理[M]. 第 2 版, 北京: 电子工业出版社, 2009: 87-103.
He You, Xiu Jian-juan, Zhang Jing-wei, *et al.* *Radar Data Processing with Applications*[M]. Second Edition, Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009: 87-103.
- [18] Hoffman J and Mahler R. Multi-target miss distance via optimal assignment[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A*, 2004, 34(3): 327-336.
- 谭顺成: 男, 1985 年生, 博士生, 研究方向为信息融合和雷达数据处理.
- 王国宏: 男, 1963 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为多源信息融合和雷达组网.
- 王娜: 女, 1982 年生, 工程师, 博士, 研究方向为信息融合.