

# 基于势平衡多伯努利滤波的多传感器 纯方位多目标跟踪

吴孙勇<sup>\*1,2</sup> 张小琪<sup>1</sup> 李明<sup>3</sup> 余润华<sup>4</sup>

(1. 桂林电子科技大学数学与计算科学学院, 广西桂林 541004;

2. 广西密码学与信息安全重点实验室, 广西桂林 541004;

3. 桂林长海发展有限责任公司, 广西桂林 541004;

4. 桂林电子科技大学信息与通信学院, 广西桂林 541004)

**摘要:** 被动传感器不主动发射信号, 通常仅获得目标的角度量测信息, 无法获得径向距离信息, 这种仅利用角度量测信息对多目标跟踪的方法称为纯方位多目标跟踪。实际应用中, 纯方位多目标跟踪面临三个主要问题: 一是由于被动传感器只获取目标的角度量测, 导致量测信息不完备; 二是量测方程存在高度非线性; 三是由于传感器可能接收到杂波等非目标产生的量测, 导致量测源不确定。针对上述问题, 本文提出一种多传感器贪婪伪线性粒子势平衡多伯努利滤波。首先采用 Rao-Blackwell 理论将混合目标状态向量分解, 将与量测值相关的位置分量视为非线性分量, 而与量测值无关的速度分量视为线性分量, 并分别采用粒子滤波器 (Particle Filter, PF) 和卡尔曼滤波器 (Kalman Filter, KF) 进行处理, 从而有效降低粒子滤波采样维度。其次, 针对传统粒子采样严重依赖模型的问题, 基于伪线性卡尔曼滤波器 (Pseudo-linear Kalman Filter, PLKF) 设计一种新型粒子采样方法, 即利用 PLKF 和最新量测信息构造重要性密度函数, 并对非线性分量进行粒子采样; 在更新阶段采用贪婪量测划分策略选取最优量测集合, 并利用最优量测集合中量测信息实现多目标状态集中式融合估计。最后, 通过仿真结果验证, 本文所提滤波器能在杂波环境中仅利用角度量测对目标进行有效稳定的跟踪, 相较于对比方法, 所提滤波器能够更为准确估计目标数量和状态。

**关键词:** 纯方位多目标跟踪; 多传感器; 势平衡多伯努利滤波; 伪线性卡尔曼滤波; 贪婪算法

**中图分类号:** TN953

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.12466/xhcl.2024.11.010

**引用格式:** 吴孙勇, 张小琪, 李明, 等. 基于势平衡多伯努利滤波的多传感器纯方位多目标跟踪[J]. 信号处理, 2024, 40(11): 2050-2061. DOI: 10.12466/xhcl.2024.11.010.

**Reference format:** WU Sunyong, ZHANG Xiaoqi, LI Ming, et al. Multi-sensor bearing-only multi-target tracking based on cardinality balanced multi-Bernoulli filter[J]. Journal of Signal Processing, 2024, 40(11): 2050-2061. DOI: 10.12466/xhcl.2024.11.010.

收稿日期: 2024-04-28; 修回日期: 2024-07-05

\*通信作者: 吴孙勇 wusunyong121991@163.com \*Corresponding Author: WU Sunyong, wusunyong121991@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(62263007); 广西重点研发项目(桂科 AB23026147); 中央引导地方科技发展资金项目(桂科 ZY22096026); 认知无线电与信息处理教育部重点实验室基金(CRKL210101); 桂林电子科技大学研究生教育创新计划项目(2024YCXS116); 广西高校数据分析与计算重点实验室开放基金; 广西应用数学中心(桂林电子科技大学)开放基金(桂科 AD23023002)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62263007); The Guangxi Key Research and Development Program (Guike AB23026147); The Central Guiding Local Science and Technology Development Fund Project (Guike ZY22096026); The Key Laboratory of Cognitive Radio and Information Processing Ministry of Education (CRKL210101); The Innovation Project of GUET Graduate Education (2024YCXS116); The Open Fund of the Guangxi Colleges and Universities Key Laboratory of Data Analysis and Computation; The Open Fund of the Center for Applied Mathematics of Guangxi (GUET) (Guike AD23023002)

## Multi-Sensor Bearing-Only Multi-Target Tracking Based on Cardinality Balanced Multi-Bernoulli Filter

WU Sunyong<sup>\*1,2</sup> ZHANG Xiaoqi<sup>1</sup> LI Ming<sup>3</sup> YU Runhua<sup>4</sup>

(1. School of Mathematics and Computing Science, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China;

2. Guilin Key Laboratory of Cryptography and Information Security, Guilin, Guangxi 541004, China;

3. Guilin Changhai Development Limited Liability Company, Guilin, Guangxi 541004, China;

4. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China)

**Abstract:** The bearing-only multi-target tracking method employs passive sensors, which do not actively emit signals to typically acquire only the angular measurement information of targets for multi-target tracking and cannot obtain radial distance information. This method faces three main challenges in practical applications: first, because passive sensors only obtain angular measurements of targets, the measurement information is incomplete; second, the measurement equations exhibit high nonlinearity; and third, the sensors might have received clutter and other non-target-generated measurements, leading to measurement source uncertainty. This study addresses these issues by proposing a multi-sensor greedy pseudo-linear particle cardinality balanced multi-Bernoulli filter. Firstly, the Rao-Blackwell theory was employed to decompose the mixed target state vector, treating position components related to measurement values as nonlinear components and velocity components unrelated to measurement values as linear components, and processing them separately using particle filter (PF) and Kalman filter (KF) to effectively reduce the dimensionality of particle filter sampling. Secondly, a novel particle sampling method was designed based on the pseudo-linear Kalman filter (PLKF) to address the problem of traditional particle sampling heavily depending on models, i.e., using PLKF and the latest measurement information to construct the importance density function and sample nonlinear components. In the update phase, a greedy measurement partitioning strategy was employed to select the optimal measurement set, and the measurement information in the optimal measurement set was used to achieve centralized fusion estimation of multi-target states. Finally, the simulation results were verified, demonstrating that the proposed filter in this study effectively and stably tracks targets using only angular measurements in cluttered environments. Compared to the benchmark methods, the proposed filter more accurately estimates the number and state of targets.

**Key words:** bearing-only multi-target tracking; multi-sensor; cardinality balanced multi-Bernoulli; pseudo-linear Kalman filter; greedy algorithm

### 1 引言

纯方位多目标跟踪是一种仅利用含杂波干扰且被噪声污染的角度量测数据来估计目标数量和状态的跟踪方法,已广泛应用于红外搜索、声呐跟踪、无线传感器网络和导弹制导等领域<sup>[1]</sup>。纯方位多目标跟踪本质上是一个高度非线性问题,与主动跟踪的显著区别是传感器仅获得角度量测数据,从而导致量测信息不完备性<sup>[2]</sup>。此外,由于量测信息中含有杂波干扰,纯方位多目标跟踪还面临目标量测源不确定问题,因此,纯方位多目标跟踪一直是学术界和工程应用领域的研究难题。

近年来,基于随机有限集(Random Finite Set, RFS)理论的多目标跟踪方法备受关注,相比于其他

基于数据关联的传统多目标跟踪方法<sup>[3-4]</sup>,该方法将多目标状态和多目标量测视为集值集合,并将多目标状态和多目标量测建模为RFS,之后基于贝叶斯理论实现多目标估计<sup>[5-6]</sup>。基于RFS的多目标跟踪方法由于无须数据关联且具备应对目标数目变化场景的能力,逐渐替代了传统多目标跟踪方法。在此基础上,文献[7]提出了一种非线性高斯混合量测概率假设密度滤波器(Gaussian Mixture Measurements-Probability Hypothesis Density, GMM-PHD),通过高斯混合近似后验强度函数和似然函数。然而,由于无法提供对目标身份的唯一标识,文献[8]引入了标签RFS,提出了一种高斯混合标签多伯努利滤波器,实现了识别目标身份。然而,文献[7]和[8]的方法均是在单传感器情况下观测目标,由于纯方位多目

标跟踪中量测信息不完备性,这种方法中传感器需要做机动运动,且传感器运动轨迹与目标轨迹非共线,这要求传感器具有较高的稳定性。

针对量测信息的不完备性,另一种策略是通过多个传感器共同检测,其特点是跟踪精度高,搜索范围大。在多传感器融合机制中,集中式融合机制信息量损失小且精度优势明显<sup>[2]</sup>。在此基础上,文献[9]首次提出一种基于迭代校正(Iterative Correction, IC)方法的多传感器PHD滤波,通过多次迭代单个传感器更新PHD强度函数近似多传感器PHD强度函数,然而,该滤波器跟踪结果易受到传感器更新顺序的影响且计算复杂度较高。因此,文献[10]利用贪婪量测划分机制划分多传感器量测,提出了一种多传感器贪婪势平衡多目标多伯努利滤波器,该滤波器有效解决了依赖传感器更新顺序、数值不稳定和高计算复杂度等问题。文献[11]在文献[10]基础上考虑新生目标状态未知的情况,提出了一种联合多传感器多伯努利滤波器,通过交叉定位获取新生目标位置,同时结合贪婪量测划分策略划分多传感器量测,然而,该滤波器粒子采样的重要性密度函数未充分利用最新量测信息,可能导致粒子权重退化。尽管重采样<sup>[12]</sup>在一定程度上可以缓解这个问题,但在高维状态空间或量测精度高的情况下,大量粒子会分布于低似然区域,从而加剧了粒子权重退化问题的发生。

尽管标签RFS滤波器具有识别目标身份的能力,但由于其多目标贝叶斯递归的组合特性,计算量非常大。特别是在纯方位多目标跟踪中,传感器仅获得角度量测数据的情况下,采用多个传感器共同检测并通过集中融合机制估计目标状态,这会进一步增加计算复杂度,影响实时性。然而,势平衡多伯努利滤波器具有线性复杂度,并且其粒子滤波实现不需要在多目标状态提取时进行聚类操作。因此,本文选择了势平衡多伯努利滤波器作为研究基础。

基于上述背景,本文提出一种多传感器贪婪伪线性粒子势平衡多伯努利滤波算法,本文的主要工作和创新如下:(1)实际应用中,目标状态通常由位置、速度等信息组成,其中仅有部分信息量测值相关,因此,在预测阶段采用Rao-Blackwell理论<sup>[13]</sup>将目标状态向量分解,将与量测值相关的位置分量视为非线性分量并采用粒子滤波(Particle Filter, PF)处理,而与量测值无关的速度分量视为线性分量,采用卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)处理,从而降低粒子滤波的采样维度;(2)针对传统的采样仅把转移密度函数作为重要性密度函数,使得粒子采样

严重依赖模型的问题,设计了一种新型粒子采样方法,该采样方法利用伪线性卡尔曼滤波器(Pseudo-linear Kalman Filter, PLKF)<sup>[14-15]</sup>和最新量测信息构造重要性密度函数,并对非线性状态分量进行粒子采样。(3)在更新阶段,采用贪婪量测划分策略<sup>[16]</sup>来划分多传感器量测,并利用划分后所得的最优量测集合实现目标状态集中式融合估计;(4)将所提滤波器应用于纯方位多目标跟踪场景,并通过仿真结果验证,相较于对比方法,所提滤波器在杂波环境中能够显著提高目标跟踪精度。

## 2 系统模型

假设由 $S$ 个传感器和 $N$ 个目标组成的纯方位多目标跟踪系统,传感器位置已知,如图1所示。用 $\mathbf{x}_k^{(i)} = [\mathbf{x}_i(k), \mathbf{y}_i(k), \dot{\mathbf{x}}_i(k), \dot{\mathbf{y}}_i(k)]^T, i = 1, \dots, N_k$ 表示目标 $i$ 在 $k$ 时刻的状态,其中 $N_k$ 表示 $k$ 时刻在传感器监视范围内的总目标数, $[\mathbf{x}_i(k), \mathbf{y}_i(k)]^T$ 表示目标的位置分量, $[\dot{\mathbf{x}}_i(k), \dot{\mathbf{y}}_i(k)]^T$ 表示目标的速度分量,目标状态模型可以表示为:

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

其中, $\mathbf{F}_{k-1}$ 表示状态转移矩阵, $\mathbf{w}_{k-1}$ 表示零均值、协方差为 $\mathbf{Q}_{k-1}$ 的高斯过程噪声。

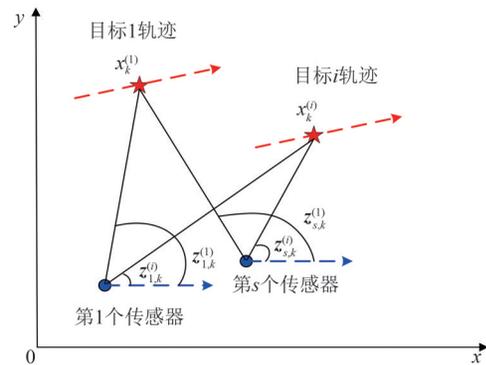


图1 多传感器纯方位多目标跟踪系统

Fig. 1 Multi-sensor bearing-only multi-target tracking system

假设对于目标 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ ,传感器 $s(s = 1, \dots, S)$ 以概率 $P_D$ 检测到目标 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 并产生的唯一量测值 $\mathbf{z}_{s,k}^{(i)}$ ,或者以概率 $1 - P_D$ 未检测到目标 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 则产生量测值为空值,因此纯方位目标量测模型可表示为:

$$\Theta_k^s(\mathbf{x}_k^{(i)}) = \begin{cases} \mathbf{z}_{s,k}^{(i)} = \arctan \frac{x_i(k) - x_k^s}{y_i(k) - y_k^s} + \mathbf{v}_k^s, & \text{以概率 } P_D \text{ 产生} \\ \emptyset, & \text{以概率 } (1 - P_D) \text{ 产生} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\Theta_k^s(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 表示目标 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 在 $k$ 时刻由第 $s$ 个传感器

产生的量测集,  $\mathbf{r}_k^s = [\mathbf{x}_k^s, \mathbf{y}_k^s]^T$  表示传感器  $s$  的位置,  $\mathbf{v}_k^s$  表示零均值、协方差为  $\mathbf{R}_k^s$  的高斯量测噪声。

在 RFS 多目标跟踪问题中, 可将多目标状态和多目标量测视为集值集合。若  $k-1$  时刻多目标状态集为  $\mathbf{X}_{k-1} = \{\mathbf{x}_{k-1}^{(1)}, \mathbf{x}_{k-1}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}_{k-1}^{(N_{k-1})}\}$ , 考虑到目标存活、新生、衍生以及死亡过程, 则  $k$  时刻多目标状态集  $\mathbf{X}_k$  可建模为:

$$\mathbf{X}_k = \left( \bigcup_{\mathbf{x}_{k-1}^{(i)} \in \mathbf{X}_{k-1}} \mathcal{S}_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) \right) \cup \left( \bigcup_{\mathbf{x}_{k-1}^{(i)} \in \mathbf{X}_{k-1}} \mathcal{B}_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) \right) \cup \mathcal{I}_k \quad (3)$$

其中,  $\mathcal{S}_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)})$  表示目标  $\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}$  在  $k$  时刻仍然存活的目标状态集,  $\mathcal{B}_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)})$  表示从目标  $\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}$  衍生出来的目标状态集,  $\mathcal{I}_k$  表示  $k$  时刻新生目标状态集。

给定  $k$  时刻多目标状态集  $\mathbf{X}_k$ , 由于传感器接收到量测信息包括目标的量测和杂波, 则传感器  $s$  在  $k$  时刻接收到所有量测可建模为:

$$\mathbf{Z}_k^s = \left( \bigcup_{\mathbf{x}_k^{(i)} \in \mathbf{X}_k} \mathcal{O}_k^s(\mathbf{x}_k^{(i)}) \right) \cup \mathcal{K}_k^s \quad (4)$$

其中,  $\bigcup_{\mathbf{x}_k^{(i)} \in \mathbf{X}_k} \mathcal{O}_k^s(\mathbf{x}_k^{(i)})$  表示  $k$  时刻在第  $s$  个传感器中由真实目标产生量测集合,  $\mathcal{K}_k^s$  表示在  $k$  时刻由传感器  $s$  产生的杂波等非目标的量测集合。

则  $k$  时刻所有  $S$  个传感器产生的全部量测可表示为:

$$\mathbf{Z}_k = \{\mathbf{Z}_k^1, \dots, \mathbf{Z}_k^S\} \quad (5)$$

在杂波环境下, 纯方位多目标跟踪面临的主要挑战在于量测方程的高度非线性、量测数据缺乏径向距离导致量测信息不完备以及量测来源不确定这三个方面。因此, 本文采用多传感器协同跟踪多目标, 并利用量测信息实现多目标状态的集中式融合估计。

### 3 多传感器贪婪伪线性粒子势平衡多伯努利滤波器

#### 3.1 目标状态向量分解

由于纯方位目标量测模型式(2)中, 仅涉及目标状态的位置分量, 与速度分量无关。因此, 根据 Rao-Blackwell 理论将目标状态分解为非线性和线性状态分量, 其中位置分量视为非线性状态分量, 速度分量视为线性状态分量, 则系统模型式(1)和式(2)可改写为<sup>[17]</sup>:

$$\mathbf{x}_k^{n(i)} = \mathbf{F}_{k-1}^n \mathbf{x}_{k-1}^{n(i)} + \mathbf{F}_{k-1}^{n1} \mathbf{x}_{k-1}^{1(i)} + \mathbf{w}_{k-1}^n \quad (6)$$

$$\mathbf{x}_k^{1(i)} = \mathbf{F}_{k-1}^1 \mathbf{x}_{k-1}^{1(i)} + \mathbf{w}_{k-1}^1 \quad (7)$$

$$\mathbf{z}_{s,k}^{(i)} = h(\mathbf{x}_k^{n(i)}) + \mathbf{v}_k^s \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{x}_k^{n(i)}$  和  $\mathbf{x}_k^{1(i)}$  分别表示目标状态向量  $\mathbf{x}_k^{(i)}$  的非线性以及线性状态分量, 即  $\mathbf{x}_k^{(i)} = [\mathbf{x}_k^{n(i)}, \mathbf{x}_k^{1(i)}]^T$ , 其中  $\mathbf{x}_k^{n(i)}$  和  $\mathbf{x}_k^{1(i)}$  上标  $n$  和  $1$  作为区分非线性以及线性状态分量的符号,  $h(\mathbf{x}_k^{n(i)}) = \arctan \frac{x_i(k) - x_k^s}{y_i(k) - y_k^s}$ , 状态转移矩阵  $\mathbf{F}_{k-1}$  分解为:

$$\mathbf{F}_{k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{k-1}^n & \mathbf{F}_{k-1}^{n1} \\ \mathbf{0} & \mathbf{F}_{k-1}^1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$\mathbf{w}_{k-1}^n$  和  $\mathbf{w}_{k-1}^1$  表示非线性与线性状态分量的过程噪声,  $\mathbf{Q}_k^n$  和  $\mathbf{Q}_k^1$  分别指代其协方差矩阵, 则过程噪声模型表示为:

$$\mathbf{w}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_k^n \\ \mathbf{w}_k^1 \end{bmatrix} \sim N \left( \cdot; \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_k^n & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_k^1 \end{bmatrix} \right) \quad (10)$$

由式(6)构造伪量测  $\mathbf{z}_{s,k}^{(i)} = \mathbf{x}_k^{n(i)} - \mathbf{F}_{k-1}^n \mathbf{x}_{k-1}^{n(i)}$ , 得到伪量测模型如下:

$$\mathbf{z}_{s,k}^{(i)} = \mathbf{F}_{k-1}^{n1} \mathbf{x}_{k-1}^{1(i)} + \mathbf{w}_{k-1}^n \quad (11)$$

将  $\mathbf{z}_{s,k}^{(i)}$  看作  $\mathbf{x}_k^{1(i)}$  的量测, 因此, 可使用 KF 估计线性分量  $\mathbf{x}_k^{1(i)}$ 。

根据 Rao-Blackwell 理论, 目标的后验概率密度可边缘化表示为以下形式<sup>[13]</sup>:

$$p_k(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{z}_{s,k}^{(i)}) = p_k(\mathbf{x}_k^{n(i)} | \mathbf{z}_{s,k}^{(i)}) p_k(\mathbf{x}_k^{1(i)} | \mathbf{x}_k^{n(i)}, \mathbf{z}_{s,k}^{(i)}) \quad (12)$$

其中, 式(12)中非线性部分  $p_k(\mathbf{x}_k^{n(i)} | \mathbf{z}_{s,k}^{(i)})$  使用 PF 进行估计, 而线性部分  $p_k(\mathbf{x}_k^{1(i)} | \mathbf{x}_k^{n(i)}, \mathbf{z}_{s,k}^{(i)})$  则使用 KF 进行估计。

#### 3.2 预测

假设  $k-1$  时刻多目标密度由多伯努利参数集  $\boldsymbol{\pi}_{k-1} = \left\{ (r_{k-1}^{(i)}, p_{k-1}^{(i)}(\mathbf{x})) \right\}_{i=1}^{M_{k-1}}$  表示, 其中  $M_{k-1}$  表示  $k-1$  时刻多伯努利分量个数,  $r_{k-1}^{(i)}$  和  $p_{k-1}^{(i)}(\mathbf{x})$  表示第  $i$  个伯努利分量的存在概率和空间概率密度。参数集  $\boldsymbol{\pi}_{k|k-1} = \left\{ (r_{s,k|k-1}^{(i)}, p_{s,k|k-1}^{(i)}(\mathbf{x})) \right\}_{i=1}^{M_{k-1}} \cup \left\{ (r_{\Gamma,k}^{(i)}, p_{\Gamma,k}^{(i)}(\mathbf{x})) \right\}_{i=1}^{M_{\Gamma,k}}$  表示预测多目标密度, 其中  $k$  时刻预测存活多伯努利 RFS 参数集由  $\left\{ (r_{s,k|k-1}^{(i)}, p_{s,k|k-1}^{(i)}(\mathbf{x})) \right\}_{i=1}^{M_{k-1}}$  表示,  $k$  时刻新生多伯努利 RFS 参数集由  $\left\{ (r_{\Gamma,k}^{(i)}, p_{\Gamma,k}^{(i)}(\mathbf{x})) \right\}_{i=1}^{M_{\Gamma,k}}$  表示, 多传感器贪婪伪线性粒子势平衡多伯努利滤波算法预测步骤如下:

(1) 预测存活多伯努利 RFS 参数

根据 Rao-Blackwell 理论, 式(12)中非线性状态分量采用 PF 处理。传统 PF 仅把转移密度函数作为重要性密度函数, 导致粒子采样依赖模型。对于非线性模型式(2), 常用 EKF、UKF 和 CKF 等非线性滤波器处理。然而, 角度量测可能存在象限跳跃, 易导致滤波发散, 使得上述非线性滤波器需要复杂的逻

辑规则更新目标状态,这将会带来数值不稳定或过高的计算成本等问题。然而,PLKF采用三角函数构建伪线性量测模型代替原始量测模型,有效解决了滤波易发散、高计算量和数值不稳定等问题<sup>[14]</sup>。

针对粒子采样严重依赖模型的问题,提出一种新型采样方法,在获取 $k$ 时刻的量测 $\mathbf{z}_{s,k}^{(i)}$ 后,对 $k-1$ 时刻的粒子集 $\{\mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)}\}_{j=1}^{J_{k-1}^{(i)}}$ 中的每个粒子进行PLKF估计,即利用PLKF产生重要性密度函数,具体步骤如下:

### 步骤1 粒子预测

$$\mathbf{x}_{S,k|k-1}^{n(i,j)} = \mathbf{F}_{k-1}^n \mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)} + \mathbf{F}_{k-1}^{n,1} \mathbf{x}_{S,k-1}^{l(i,j)} \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{S,k|k-1}^{n(i,j)} = \mathbf{F}_k^n \mathbf{P}_{S,k-1}^{l(i,j)} (\mathbf{F}_k^n)^T + \mathbf{Q}_k^n \quad (14)$$

### 步骤2 粒子更新

对纯方位目标量测模型式(8)进行伪线性化处理,从而利用PLKF更新粒子状态具体如下<sup>[15]</sup>:

将式(8)改写为:

$$\frac{\sin(\mathbf{z}_{s,k}^{(i)} - \mathbf{v}_k^s)}{\cos(\mathbf{z}_{s,k}^{(i)} - \mathbf{v}_k^s)} = \frac{x_i(k) - x_k^s}{y_i(k) - y_k^s} \quad (15)$$

通过代数计算,在给定目标状态 $\mathbf{x}_k^{n(i)}$ 下,式(15)可表示为以下形式:

$$\mathbf{b}_k^T \mathbf{r}_k^s = \mathbf{b}_k^T \mathbf{M} \mathbf{x}_k^{n(i)} + \boldsymbol{\eta}_k^s \quad (16)$$

其中,

$$\mathbf{b}_k = [\cos(\mathbf{z}_{s,k}^{(i)}), \sin(\mathbf{z}_{s,k}^{(i)})], \mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\boldsymbol{\eta}_k^s = \|\mathbf{d}_k^s\| \sin \mathbf{v}_k^s \quad (18)$$

$\mathbf{d}_k^s$ 表示目标 $\mathbf{x}_k^{n(i)}$ 与第 $s$ 个传感器位置 $\mathbf{r}_k^s$ 的距离, $\boldsymbol{\eta}_k^s$ 表示伪线性噪声,服从零均值、协方差为 $\mathbf{R}_k^s = \|\mathbf{d}_k^s\|^2 (\mathbf{H}_k^s)^T$ 的高斯分布。

令 $\tilde{\mathbf{z}}_{s,k}^{(i)} = \mathbf{b}_k^T \mathbf{r}_k^s$ ,  $\mathbf{H}_k^s = \mathbf{b}_k^T \mathbf{M}$ ,式(16)改写为以下伪线性量测模型:

$$\tilde{\mathbf{z}}_{s,k}^{(i)} = \mathbf{H}_k^s \mathbf{x}_k^{n(i)} + \boldsymbol{\eta}_k^s \quad (19)$$

由于 $\mathbf{d}_k^s$ 未知,导致 $\mathbf{R}_k^s$ 也未知,故采用预测目标状态 $\mathbf{x}_{S,k|k-1}^{n(i)}$ 近似计算 $\mathbf{R}_k^s$ ,从而得到:

$$\mathbf{R}_k^s \approx \|\mathbf{d}_{S,k|k-1}^s\|^2 \left( (\mathbf{H}_k^s)^T \right)^2 \quad (20)$$

其中, $\mathbf{d}_{S,k|k-1}^s = \mathbf{x}_{S,k|k-1}^{n(i)} - \mathbf{r}_k^s$

根据式(13)~(20)对粒子集 $\{\mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)}\}_{j=1}^{J_{k-1}^{(i)}}$ 中的每个粒子进行更新:

$$\tilde{\mathbf{z}}_{s,k}^{(i,j)} = \mathbf{H}_k^s \mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)} + \boldsymbol{\eta}_k^s \quad (21)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{S,k|k-1}^{n(i,j)} \mathbf{H}_k^s (\mathbf{R}_k^s + \mathbf{H}_k^s \mathbf{P}_{S,k|k-1}^{n(i,j)} \mathbf{H}_k^s)^{-1} \quad (22)$$

$$\hat{\mathbf{m}}_{S,k|k-1}^{n(i,j)} = \mathbf{x}_{S,k|k-1}^{n(i,j)} + \mathbf{K}_k (\tilde{\mathbf{z}}_{s,k}^{(i,j)} - \mathbf{H}_k^s \mathbf{x}_{S,k|k-1}^{n(i,j)}) \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{S,k|k-1}^{n(i,j)} = \mathbf{P}_{S,k|k-1}^{n(i,j)} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k^s \mathbf{P}_{S,k|k-1}^{n(i,j)} \quad (24)$$

其中, $\tilde{\mathbf{z}}_{s,k}^{(i,j)}$ 表示粒子 $\mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)}$ 的伪线性量测, $\mathbf{x}_{S,k|k-1}^{n(i,j)}$ , $\mathbf{P}_{S,k|k-1}^{n(i,j)}$ 表示非线性部分预测分布均值和协方差。

**步骤3** 使用PLKF获得非线性状态分量的粒子样本均值 $\hat{\mathbf{m}}_{S,k|k-1}^{n(i,j)}$ 和协方差 $\hat{\mathbf{P}}_{S,k|k-1}^{n(i,j)}$ ,得到重要性密度函数 $q(\mathbf{x}_{S,k}^{n(i,j)} | \mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)}, \mathbf{Z}_k) = N(\hat{\mathbf{m}}_{S,k|k-1}^{n(i,j)}, \hat{\mathbf{P}}_{S,k|k-1}^{n(i,j)})$ ,并从中采样粒子:

$$\mathbf{x}_{S,k|k-1}^{n(i,j)} \sim N(\hat{\mathbf{m}}_{S,k|k-1}^{n(i,j)}, \hat{\mathbf{P}}_{S,k|k-1}^{n(i,j)}), j=1, \dots, J_{k-1}^{(i)} \quad (25)$$

其中, $J_{k-1}^{(i)}$ 表示 $k-1$ 时刻第 $i$ 个伯努利分量的总粒子数。

预测粒子权重为:

$$w_{S,k|k-1}^{(i,j)} = \frac{\phi_{k|k-1}(\mathbf{x}_{S,k}^{n(i,j)} | \mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)})}{q(\mathbf{x}_{S,k}^{n(i,j)} | \mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)}, \mathbf{Z}_k)} w_{k-1}^{(i,j)} \quad (26)$$

其中, $\phi_{k|k-1}(\mathbf{x}_{S,k}^{n(i,j)} | \mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)})$ 表示给定前一时刻粒子状态 $\mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)}$ 时, $k$ 时刻 $\mathbf{x}_{S,k}^{n(i,j)}$ 的转移密度。

式(12)中的线性状态分量,由式(6)和式(11)可得,线性部分预测分布均值和协方差分别为<sup>[17]</sup>:

$$\mathbf{m}_{S,k|k-1}^{l(i,j)} = \mathbf{F}_{k-1}^l \mathbf{x}_{S,k-1}^{l(i,j)} + \mathbf{C}_{k-1} (\mathbf{z}_{s,k}^{(i)} - \mathbf{F}_{k-1}^{n,1} \mathbf{x}_{S,k-1}^{l(i,j)}) \quad (27)$$

$$\mathbf{P}_{S,k|k-1}^{l(i,j)} = \mathbf{F}_{k-1}^l \mathbf{P}_{S,k-1}^{l(i,j)} (\mathbf{F}_{k-1}^l)^T + \mathbf{Q}_{k-1}^l - \mathbf{C}_{k-1} \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{C}_{k-1}^T \quad (28)$$

$$\mathbf{C}_{k-1} = \mathbf{F}_{k-1}^l \mathbf{P}_{S,k-1}^{l(i,j)} (\mathbf{F}_{k-1}^{n,1})^T (\mathbf{A}_{k-1})^{-1} \quad (29)$$

$$\mathbf{A}_{k-1} = \mathbf{F}_{k-1}^{n,1} \mathbf{P}_{S,k-1}^{l(i,j)} (\mathbf{F}_{k-1}^{n,1})^T + \mathbf{Q}_{k-1}^n \quad (30)$$

由式(13)~(30)可得第 $i$ 个存活伯努利分量的存在概率和空间概率密度分别为:

$$r_{k|k-1}^{(i)} = r_{k-1}^{(i)} \sum_{j=1}^{J_{k-1}^{(i)}} w_{k-1}^{(i,j)} P_{P,k}(\mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)}) \quad (31)$$

$$p_{S,k|k-1}^{(i)}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_{k-1}^{(i)}} w_{S,k|k-1}^{(i,j)} \delta(\mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)}) N(\mathbf{x}^l; \mathbf{m}_{S,k|k-1}^{l(i,j)}, \mathbf{P}_{S,k|k-1}^{l(i,j)}) \quad (32)$$

$$w_{S,k|k-1}^{(i,j)} = \left( w_{k-1}^{(i,j)} P_{P,k}(\mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)}) \right) / \left( \sum_{j=1}^{J_{k-1}^{(i)}} w_{k-1}^{(i,j)} P_{P,k}(\mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)}) \right) \quad (33)$$

其中, $P_{P,k}(\mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)})$ 表示粒子 $\mathbf{x}_{S,k-1}^{n(i,j)}$ 的存活概率, $\delta(\cdot)$ 表示狄拉克函数。

### (2) 预测新生多伯努利RFS参数

第 $i$ 个新生伯努利分量的空间概率密度:

$$p_{\Gamma,k}^{(i)}(\mathbf{x}) = p_{\Gamma,k}^{(i)}(\mathbf{x}^n) p_{\Gamma,k}^{(i)}(\mathbf{x}^l | \mathbf{x}_{k-1}^n) \quad (34)$$

其中,非线性状态分量 $p_{\Gamma,k}^{(i)}(\mathbf{x}^n)$ ,选择重要性密度函数为 $q_{\Gamma,k}^{(i)}(\mathbf{x}^n)$ ,并进行粒子采样,即 $\mathbf{x}_{\Gamma,k}^{n(i,j)} \sim q_{\Gamma,k}^{(i)}(\mathbf{x}^n)$ , $j=1, \dots, J_{\Gamma,k}^{(i)}$ ,新生粒子权重为:

$$w_{\Gamma,k}^{(i,j)} = p_{\Gamma,k}^{(i)}(\mathbf{x}_{\Gamma,k}^{n(i,j)}) / q_{\Gamma,k}^{(i)}(\mathbf{x}_{\Gamma,k}^{n(i,j)}) \quad (35)$$

在粒子 $\mathbf{x}_{\Gamma,k}^{n(i,j)}$ 的条件下,初始化线性部分的高斯

分量  $N(\mathbf{x}^1; \mathbf{m}_{\Gamma,k}^1, \mathbf{P}_{\Gamma,k}^1)$ , 则式(34)可写为:

$$p_{\Gamma,k}^{(i)}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_{\Gamma,k}^{(i)}} \bar{w}_{\Gamma,k}^{(i,j)} \delta(\mathbf{x}_{\Gamma,k}^n, \mathbf{x}_{\Gamma,k}^{n(i,j)}) N(\mathbf{x}^1; \mathbf{m}_{\Gamma,k}^1, \mathbf{P}_{\Gamma,k}^1) \quad (36)$$

其中,  $J_{\Gamma,k}^{(i)}$  表示第  $i$  个新生伯努利分量的总粒子数, 粒子权重为:

$$\bar{w}_{\Gamma,k}^{(i,j)} = w_{\Gamma,k}^{(i,j)} / \sum_{j=1}^{J_{\Gamma,k}^{(i)}} w_{\Gamma,k}^{(i,j)} \quad (37)$$

### 3.3 更新

假设  $\pi_{k|k-1} = \left\{ \left( r_{k|k-1}^{(i)}, p_{k|k-1}^{(i)}(\mathbf{x}) \right) \right\}_{i=1}^{M_{k|k-1}}$  表示在  $k$  时刻预测多目标密度, 根据式(32)和式(36)得到第  $i$  个伯努利分量预测概率密度为:

$$p_{k|k-1}^{(i)}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}^{(i)}} w_{k|k-1}^{(i,j)} \delta(\mathbf{x}_{k|k-1}^n, \mathbf{x}_{k|k-1}^{n(i,j)}) N(\mathbf{m}_{k|k-1}^1, \mathbf{P}_{k|k-1}^1) \quad (38)$$

为处理多传感器量测重复的问题, 本文在更新阶段采用贪婪量测划分策略选取最优量测集合, 并利用最优量测集合中量测信息实现多目标状态集中式融合估计。本文算法更新步骤如下:

#### (1) 多传感器贪婪量测子集的划分

假设预测得到  $M_{k|k-1}$  个伯努利分量, 采用贪婪量测划分机制选取每个预测伯努利分量的最优量测集合, 具体步骤如下:

**步骤 1** 计算所有量测  $\mathbf{Z}_k$  相对于伯努利分量  $\mathbf{x}_k^{(i)}$  的伪似然函数, 第  $s$  个传感器的  $j$  个量测  $\mathbf{z}_{s,k}^{(j)}$  对第  $i$  个伯努利分量的伪似然函数计算如下<sup>[18]</sup>:

$$\bar{g}_{k,s}^{(i,j)}(\mathbf{z}_{s,k}^{(j)} | \mathbf{x}_k^{(i)}) = P_D^s g(\mathbf{z}_{s,k}^{(j)} | \mathbf{x}_k^{(i)}) \quad (39)$$

其中,  $i=1, 2, \dots, M_{k|k-1}, j=1, 2, \dots, m_k^s, m_k^s$  表示  $k$  时刻第  $s$  个传感器接收到的量测个数。

未检测到伯努利分量的伪似然函数为:

$$\bar{g}_{k,s}^\emptyset(\emptyset | \cdot) = (1 - P_D^s) \quad (40)$$

**步骤 2** 定义  $-\log(\bar{g})$  为代价函数, 代价函数越小, 说明量测值更新目标状态的贡献度越高。对第  $i$  个伯努利分量选取  $L$  个最优量测子集, 首先从传感器 1 开始累加所有量测值相对于第  $i$  个伯努利分量的代价函数, 保留贡献度最高的  $L$  个量测子集, 然后在传感器 1 基础上, 累加传感器 2 的所有量测值的代价函数, 保留贡献度最高的  $L$  个量测子集, 依次对所有传感器进行以上操作, 最终可以得到第  $i$  个伯努利分量的最优量测子集  $\mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,i)}$  ( $i>0$ ), 其中  $\mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,i)}$  表示分区  $P$  中由所有传感器产生第  $i$  个伯努利分量的量测集。

**步骤 3** 通过步骤 1 和步骤 2, 对  $M_{k|k-1}$  个伯努利分量选取最优量测分区, 可得  $M_{k|k-1} \times L$  量测子集

$\left\{ \mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,1)}, \dots, \mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,M_{k|k-1})} \right\}$ , 其中一个传感器在同一时刻对同一个目标至多产生一个量测, 所以任意两个量测子集是互斥的, 即  $\mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,i)} \cap \mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,l)} = \emptyset, \forall 0 \leq i \neq l \leq M_{k|k-1}$ 。

对于任意给定量测子集  $\mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,i)}$ , 在杂波条件下的伯努利分量  $\mathbf{x}_k^{(i)}$  多传感器似然函数计算如下<sup>[19]</sup>:

$$f(\mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,i)} | \mathbf{x}_k^{(i)}) = \prod_{(s,j) \in \Psi_{\mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,i)}}} \frac{P_D g_s(\mathbf{z}_{s,k}^{(j)} | \mathbf{x}_k^{(i)})}{\kappa_s(\mathbf{z})} \cdot \prod_{(s,j) \notin \Psi_{\mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,i)}}} (1 - P_D) \quad (41)$$

其中,  $\Psi_{\mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,i)}} = \left\{ (s,j) | \mathbf{z}_{s,k}^{(j)} \in \mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,i)} \right\}$  表示为映射函数,  $g_s(\cdot | \mathbf{x})$  表示传感器  $s$  的量测似然,  $\kappa_s(\cdot)$  表示传感器  $s$  的杂波强度。

#### (2) 粒子更新

粒子状态无须更新, 即:

$$\mathbf{x}_{k|k}^n(i,j) = \mathbf{x}_{k|k-1}^n(i,j) \quad (42)$$

$$\mathbf{m}_{k|k}^1(i,j) = \mathbf{m}_{k|k-1}^1(i,j) \quad (43)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^1(i,j) = \mathbf{P}_{k|k-1}^1(i,j) \quad (44)$$

根据式(41)更新粒子权重:

$$w_{k|k}^{(i,j)} = w_{k|k-1}^{(i,j)} \sum_{l=1}^L f(\mathbf{W}_{k,1,S}^{(P,l)} | \mathbf{x}_{k|k}^n(i,j)) \quad (45)$$

#### (3) 更新伯努利分量

根据式(41)~(45), 更新第  $i$  个伯努利分量存在概率和空间概率密度分别为:

$$r_{k|k}^{(i)} = \sum_{j=1}^{J_{k|k}^{(i)}} w_{k|k}^{(i,j)} \quad (46)$$

$$p_k^{(i)}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_{k|k}^{(i)}} w_{k|k}^{(i,j)} \delta(\mathbf{x}_{k|k}^n, \mathbf{x}_{k|k}^{n(i,j)}) N(\mathbf{m}_{k|k}^1, \mathbf{P}_{k|k}^1) \quad (47)$$

#### (4) 目标状态估计

为缓解“粒子权重退化”的问题, 在更新每一个伯努利分量后需要对粒子进行重采样得到新的粒子集,  $k$  时刻第  $i$  个目标状态为  $\mathbf{x}_k^{(i)} = [\mathbf{x}_k^{n(i)}, \mathbf{x}_k^{l(i)}]^T$ 。

其中,  $\mathbf{x}_k^{n(i)}$  和  $\mathbf{x}_k^{l(i)}$  为:

$$\mathbf{x}_k^{n(i)} = \sum_{j=1}^{J_k^{(i)}} w_{k|k}^{(i,j)} \mathbf{x}_{k|k}^n(i,j) \quad (48)$$

$$\mathbf{x}_k^{l(i)} = \sum_{j=1}^{J_k^{(i)}} w_{k|k}^{(i,j)} \mathbf{x}_{k|k}^1(i,j) \quad (49)$$

$k$  时刻目标个数为:

$$N_k = \sum_{i=1}^{M_k} r_{k|k}^{(i)} \quad (50)$$

公式(50)所计算出的值通常不为整数, 为确保估计目标个数为整数, 在算法实现中通常采用对式(50)计算的结果进行四舍五入的方法。本文算法伪代码如表 1 所示。



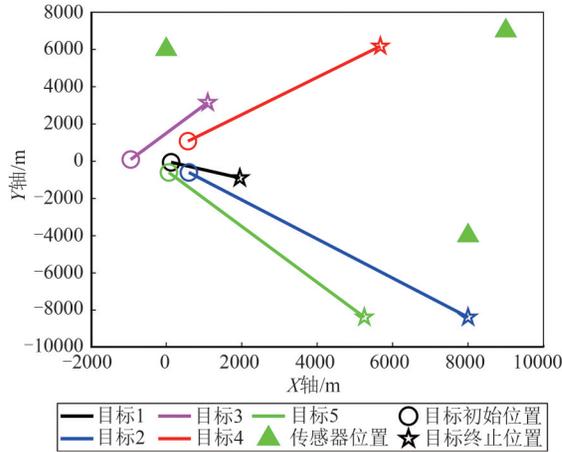


图2 直线运动目标真实轨迹

Fig. 2 Linear motion target true trajectory

7000 m), 目标量测模型遵循式(2)的非线性高斯条件。所有目标的存活概率都设置为  $P_p=0.99$ , 检测概率为  $P_D=0.95$ , 量测噪声协方差为  $R=2^\circ$ 。

假定杂波均匀分布于量测空间, 其数目服从  $\lambda=5$  的泊松分布。每个时刻新生伯努利分量的存在概率为  $r_y^{(i)}=0.2, i=1, \dots, 4$ , 空间概率密度为  $p_y^{(i)}=N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_y^{(i)}, \mathbf{P}_y)$ , 其中,  $\mathbf{m}_y^{(1)}=[0 \text{ m}, 0 \text{ m}, 0 \text{ m/s}, 0 \text{ m/s}]^T$ ,  $\mathbf{m}_y^{(2)}=[500 \text{ m}, -500 \text{ m}, 0 \text{ m/s}, 0 \text{ m/s}]^T$ ,  $\mathbf{m}_y^{(3)}=[600 \text{ m}, 600 \text{ m}, 0 \text{ m/s}, 0 \text{ m/s}]^T$ ,  $\mathbf{m}_y^{(4)}=[-500 \text{ m}, 0 \text{ m}, 0 \text{ m/s}, 0 \text{ m/s}]^T$ ,  $\mathbf{P}_y=\text{diag}([16000 \text{ m}^2, 16000 \text{ m}^2, 5000 \text{ m}^2/\text{s}^2, 5000 \text{ m}^2/\text{s}^2])$ 。

(2)场景二:转弯运动目标跟踪

仿真实验设置和直线运动目标跟踪场景基本一致, 唯一不同之处在于目标运动模型不同, 图3为

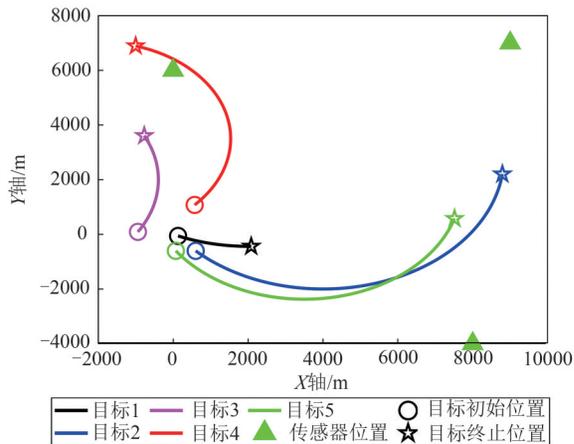


图3 转弯运动目标真实轨迹

Fig. 3 Turning motion target true trajectory

转弯运动目标的真实轨迹。

假定目标做协同左转运动, 设置转弯率为  $\varepsilon=0.03 \text{ rad/s}$ , 目标状态模型遵循式(1)的线性高斯条件, 协同左转运动模型如下:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \sin(\varepsilon)/\varepsilon & -(1-\cos(\varepsilon))/\varepsilon \\ 0 & 1 & (1-\cos(\varepsilon))/\varepsilon & \sin(\varepsilon)/\varepsilon \\ 0 & 0 & \cos(\varepsilon) & -\sin(\varepsilon) \\ 0 & 0 & \sin(\varepsilon) & \cos(\varepsilon) \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (53)$$

4.2 仿真结果分析

图4和图5分别为本文算法对直线运动和转弯运动目标位置估计效果图。图6和图7分别为不同算法对直线运动目标进行100次蒙特卡罗实验的目标势估计对比图和距离OSPA误差估计对比。

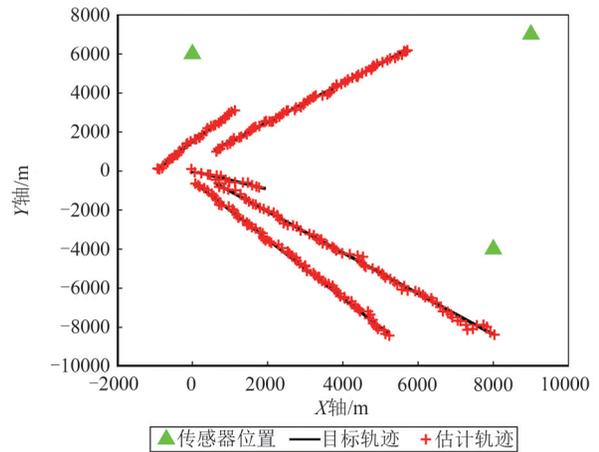


图4 直线运动目标位置估计图

Fig. 4 Linear motion target position estimation diagram

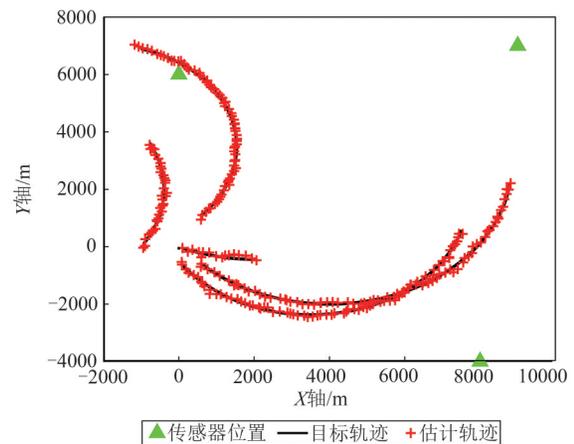


图5 转弯运动目标位置估计图

Fig. 5 Turning motion target position estimation diagram

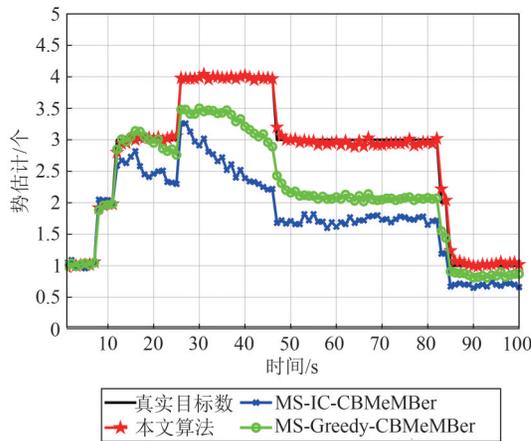


图6 直线运动目标势估计对比图

Fig. 6 Linear motion target potential estimation comparison diagram

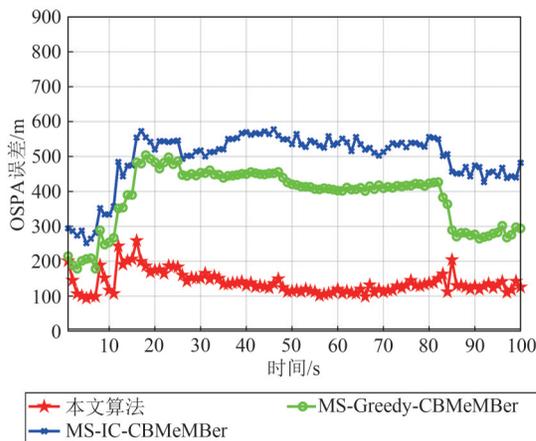


图7 直线运动目标OSPA误差距离估计对比图

Fig. 7 Linear motion target OSPA error distance estimation comparison diagram

根据图6可看出:各算法在前10个时刻的目标势估计误差较小,这是因为在此期间目标的初始位置较为准确;然而,当目标初始位置不准确时,MS-Greedy-CBMeMBeR算法和MS-IC-CBMeMBeR算法目标势估计误差逐渐增大,但本文算法势估计仍然更为准确;随着目标新生和死亡,MS-Greedy-CBMeMBeR算法和MS-IC-CBMeMBeR算法会出现目标漏检情况,而本文算法仍能较为准确地估计出目标的数量;当目标数发生变化时,MS-Greedy-CBMeMBeR算法和MS-IC-CBMeMBeR算法对目标数量估计存在较大延时,而本文算法对目标数量估计延时较小,原因主要在于本文算法利用了PLKF和量测值提供的信息构造重要性函数,使其更容易受到最新量测值的影响,从而响应较快。

根据图7可看出:相较于所有对比算法,本文算法OSPA误差最小;在相同情况下,MS-Greedy-CBMeMBeR算法相较于MS-IC-CBMeMBeR算法OSPA误差更小,说明贪婪量测划分策略的有效性;此外,在目标数目估计稳定时,相较于MS-Greedy-CBMeMBeR算法,本文算法OSPA误差较小,这归因于本文算法通过分解目标状态空间,结合KF和PF分别处理线性状态分量和非线性状态分量,相较于传统的粒子滤波,降低了目标状态空间的维度,可以更好地估计目标状态和势分布;然而,当目标出现新生以及目标死亡时,所有算法会出现OSPA误差峰值,但本文算法的OSPA误差峰值波动较小,主要原因是相比于其他算法仅把转移密度作为重要性密度函数,本文算法利用量测值提供的信息对粒子进行更新,避免了大量粒子落入低似然区域导致粒子权值快速、严重退化。综上可得,本文算法能够在杂波环境下更稳定且有效地跟踪目标,与其他算法相比,其OSPA误差较小,目标数量估计更为准确。

图8和图9分别为不同算法对转弯运动目标进行100次蒙特卡罗实验的目标势估计对比图和距离OSPA误差估计对比。通过图8和图9可以看出,当目标做转弯运动时,与目标做直线运动时相比,所有算法的OSPA误差和势估计误差均有所增大。然而,本文所提算法在目标做转弯运动时,相较于对比算法,仍能够在杂波环境下更稳定且有效地跟踪目标,并且OSPA误差依然最小,目标数量估计更为准确。

表3为所有算法单次蒙特卡罗实验的平均运行时间,可以看出,不同算法的运行时间随着粒子数的增加而增加,其中本文算法的运算时间最长,其

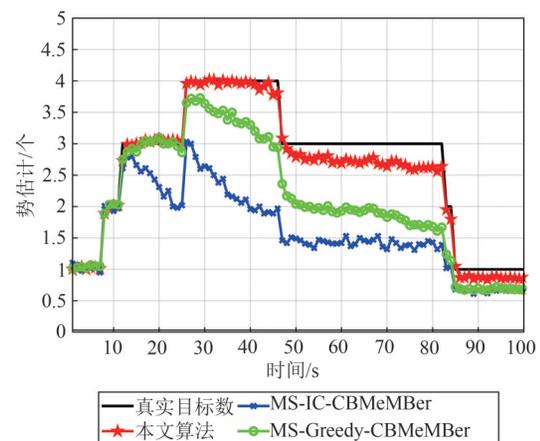


图8 转弯运动目标势估计对比图

Fig. 8 Turning motion target potential estimation comparison diagram

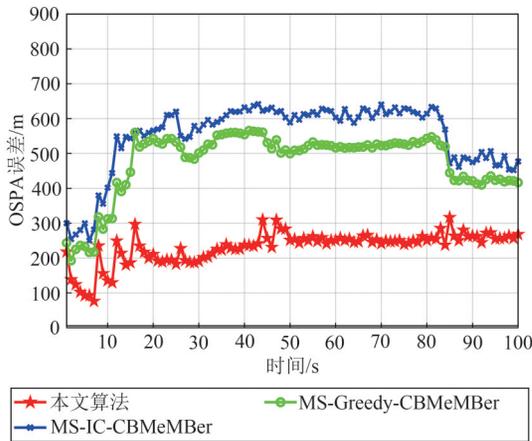


图 9 转弯运动目标 OSPA 误差距离估计对比图

Fig. 9 Turning motion target OSPA error distance estimation comparison diagram

表 3 单次蒙特卡罗实验的平均运行时间 (s)  
Tab. 3 Average run time of single Monte Carlo experiment (s)

粒子数	MS-IC-CBMeMBer	MS-Greedy-CBMeMBer	本文算法
200	1.608	2.855	13.969
300	2.932	3.138	16.631
500	3.563	4.324	29.815

余两种算法的运算时间比较接近。这是因为本文算法在 MS-Greedy-CBMeMBer 算法的基础上,采用 Rao-Blackwell 理论将混合目标状态向量分解,并利用 PLKF 和最新量测信息构造重要性密度函数,因此需要更大的计算量。

为进一步验证算法性能,在不同杂波率和检测概率下对直线运动目标进行 100 次蒙特卡罗实验,并计算所有算法的时间平均 OSPA (Time-average Optimal Sub Pattern Assignment, TOSPA) 误差。图 10 为所有算法在检测概率均为 0.95 时,不同杂波率下 100 次蒙特卡罗实验的 TOSPA 误差对比结果,图 11 为所有算法在杂波率均为 5 时,不同检测概率下 100 次蒙特卡罗实验的 TOSPA 误差对比结果。

根据图 10 可看出:当杂波数为 5 时,MS-IC-CBMeMBer 算法的 TOSPA 误差最大,MS-Greedy-CBMeMBer 算法次之,而本文提出的算法则表现出显著最小的 TOSPA 误差。随着杂波率的增加,所有算法的 TOSPA 误差均逐渐增大。然而,与对比方法相比,本文提出的算法在不同杂波率下均能保持的最小 TOSPA 误差。因此,相对于其他算法,本

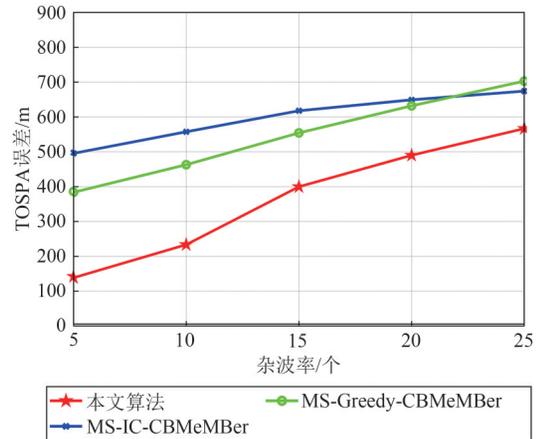


图 10 不同杂波率下的 TOSPA 误差对比图

Fig. 10 Comparison of TOSPA errors at different clutter rates

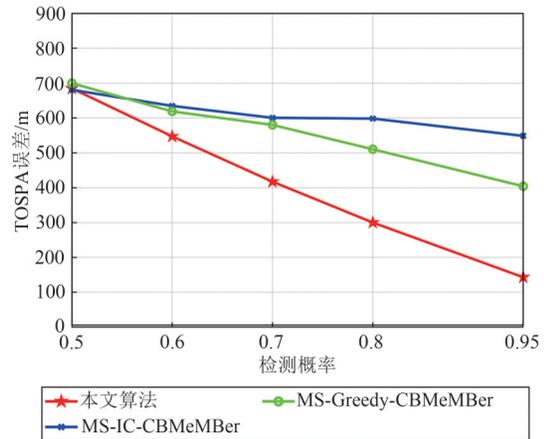


图 11 不同检测概率下的 TOSPA 误差对比图

Fig. 11 Comparison of TOSPA errors at different detection probabilities

文算法能够显著提高在杂波环境中的目标跟踪精度。

根据图 11 可看出:当检测概率为 0.5 时,所有算法的 TOSPA 误差均较大,主要原因在于传感器仅获得角度量测数据,导致量测信息不完备。在低检测概率下,传感器获得的目标量测信息更加有限,因此所有算法的估计误差均较大。随着检测概率的升高,本文所提算法的 TOSPA 误差急剧减小。这归因于所提算法利用 PLKF 和量测信息构造重要性密度函数,通过量测划分实现目标状态集中式融合估计,相较于对比方法更加充分地利用了量测信息。综上所述,相较于对比方法,本文所提算法仅利用角度量测数据,能够更准确估计目标数量和状态。

## 5 结论

本文针对杂波环境下的纯方位多目标跟踪问题,提出了一种多传感器贪婪伪线性粒子势平衡多伯努利滤波算法,并通过仿真实验得到以下结论:(1)本文所提算法利用PLKF和最新量测信息产生重要性密度,缓解了传统PF采样中粒子权重退化速度;(2)本文所提算法结合Rao-Blackwell理论和新型采样方法,降低了粒子采样维度并提高目标跟踪精度;(3)本文所提算法通过贪婪量测划分策略划分多传感器量测并选取最优量测集合,进而有效解决了多传感器量测数据重复问题;(4)在杂波环境中,相较于对比方法,本文所提算法仅利用角度量测数据,能够更准确估计目标数量和状态;(5)本文是基于传感器不存在定位偏差情况下进行目标跟踪,未来的研究重点将集中于传感器存在定位偏差时如何对多目标进行高效且准确的跟踪。

### 参考文献

- [1] ZHANG Yingjie, LAN Jian, MALLICK M, et al. Bearings-only filtering using uncorrelated conversion based filters [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(2): 882-896.
- [2] 熊志刚, 黄树彩, 苑智玮, 等. 三维空间纯方位多目标跟踪PHD算法[J]. *电子学报*, 2018, 46(6): 1371-1377. XIONG Zhigang, HUANG Shucai, YUAN Zhiwei, et al. Bearings-only multi-targets tracking PHD in the three dimensional space [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(6): 1371-1377. (in Chinese)
- [3] FAN En, XIE Weixin, PEI Jihong, et al. Improved joint probabilistic data association (JPDA) filter using motion feature for multiple maneuvering targets in uncertain tracking situations[J]. *Information*, 2018, 9(12): 322.
- [4] BLACKMAN S S. Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking [J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2004, 19(1): 5-18.
- [5] 欧阳林强. 基于纯方位目标跟踪的伪线性卡尔曼滤波算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2023. OUYANG Linqiang. A research of pseudo linear Kalman filtering algorithm based on bearing only target tracking [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023. (in Chinese)
- [6] 董文豪, 汪静怡, 宋志勇, 等. 基于自适应新生密度的多目标联合检测与解模糊[J]. *信号处理*, 2022, 38(3): 474-482. DONG Wenhao, WANG Jingyi, SONG Zhiyong, et al. Multi-target joint detection and ambiguity resolving based on adaptive birth density [J]. *Journal of Signal Processing*, 2022, 38(3): 474-482. (in Chinese)
- [7] ZHANG Qian, SONG T L. Improved bearings-only multi-target tracking with GM-PHD filtering [J]. *Sensors*, 2016, 16(9): 1469.
- [8] XIE Yifan, SONG T L. Bearings-only multi-target tracking using an improved labeled multi-Bernoulli filter [J]. *Signal Processing*, 2018, 151: 32-44.
- [9] TOBIAS M, LANTERMAN A D. Multitarget tracking using multiple bistatic range measurements with probability hypothesis densities [C]//*Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XIII*. Orlando: SPIE, 2004: 296-305.
- [10] SAUCAN A A, COATES M J, RABBAT M. A multi-sensor multi-Bernoulli filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(20): 5495-5509.
- [11] 王冠群, 张春华, 尹力, 等. 改进联合多站多伯努利滤波器的水下多目标跟踪[J]. *声学学报*, 2021, 46(4): 508-518. WANG Guanqun, ZHANG Chunhua, YIN Li, et al. Underwater multi-target tracking using improved multi-sensor multi-Bernoulli filter [J]. *Acta Acustica*, 2021, 46(4): 508-518. (in Chinese)
- [12] 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.
- [13] HOSTETTLER R, SÄRKKÄ S. Rao-blackwellized Gaussian smoothing [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2019, 64(1): 305-312.
- [14] YANG Yanbo, LIU Zhunga, QIN Yuemei, et al. Novel pseudo-linear Kalman filtering for 3D angle-only tracking in the presence of observer's location errors [J]. *Automatica*, 2023, 155: 111114.
- [15] NGUYEN N H, DOĞANÇAY K. Improved pseudolinear Kalman filter algorithms for bearings-only target tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(23): 6119-6134.
- [16] 杨标, 朱圣棋, 余昆, 等. 贪婪的量测划分机制下的多传感器多机动目标跟踪算法[J]. *电子与信息学报*,

2021, 43(7): 1962-1969.

YANG Biao, ZHU Shengqi, YU Kun, et al. Multi-sensor multiple maneuvering targets tracking algorithm under greedy measurement partitioning mechanism [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(7): 1962-1969. (in Chinese)

- [17] SCHON T, GUSTAFSSON F, NORDLUND P J. Marginalized particle filters for mixed linear/nonlinear state-space models [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(7): 2279-2289.

- [18] 蔡如华, 樊向婷, 吴孙勇, 等. 基于交互式CPHD的多传感器多机动目标跟踪 [J]. 控制与决策, 2022, 37(1): 47-57.

CAI Ruhua, FAN Xiangting, WU Sunyong, et al. Multi-sensor and multi-maneuver target tracking based on interactive CPHD [J]. Control and Decision, 2022, 37(1): 47-57. (in Chinese)

- [19] ZHANG Zhiguo, SUN Jinping, ZHOU Huiyu, et al. Group target tracking based on MS-MeMber filters [J]. Remote Sensing, 2021, 13(10): 1920.

- [20] 吴孙勇, 李东升, 薛秋条, 等. 基于PHD滤波的雷达起伏目标检测前跟踪算法研究 [J]. 电子学报, 2022, 50(3): 691-702.

WU Sunyong, LI Dongsheng, XUE Qiutiao, et al. Research on PHD filter based track-before-detect algorithm of radar fluctuating targets [J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(3): 691-702. (in Chinese)

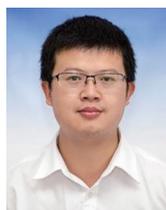
#### 作者简介



**吴孙勇** 男, 1981年生, 广西桂林人。桂林电子科技大学数学与计算科学学院教授, 主要研究方向为雷达信号处理、多目标检测与跟踪和多源信息融合。  
E-mail: wusunyong121991@163.com



**张小琪** 女, 2000年生, 广西南宁人。桂林电子科技大学数学与计算科学学院硕士研究生, 主要研究方向为纯方位多目标跟踪和多源信息融合。  
E-mail: 1239237553@qq.com



**李明** 男, 1984年生, 陕西咸阳人。桂林长海发展有限责任公司总工程师, 主要研究方向为智能化电磁频谱感知和电子情报侦察。  
E-mail: 1367315817@qq.com



**余润华** 男, 1999年生, 河南信阳人。桂林电子科技大学信息与通信学院硕士研究生, 主要研究方向为雷达多目标跟踪、空间误差配准和多源信息融合。  
E-mail: 3162732956@qq.com

(责任编辑: 刘建新)