

贪婪的量测划分机制下的多传感器多机动目标跟踪算法

杨 标 朱圣棋* 余 昆 房云飞

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710077)

摘 要: 针对低检测概率下多机动目标的跟踪问题, 该文提出一种新的交互式多传感器多目标多伯努利滤波器(IMM-MS-MeMBeR)。在IMM-MS-MeMBeR滤波器的预测阶段, 该文利用当前的量测信息自适应地更新目标的模型概率, 并利用更新后的模型概率对目标状态进行混合预测; 在IMM-MS-MeMBeR滤波器的更新阶段, 使用贪婪的多传感器量测划分策略对多传感器量测进行划分, 并利用得到的量测划分集合和IMM-MS-MeMBeR滤波器对目标的后验概率密度进行更新; 除此之外, IMM-MS-MeMBeR滤波器能够利用目标的角度和多普勒量测信息同时实现多个机动目标的位置、速度估计。数值实验验证了该文所提IMM-MS-MeMBeR滤波器的优越性能。

关键词: 交互式多模型; 机动目标; 多传感器; 多目标多伯努利滤波; 贪婪算法

中图分类号: TN911.73; TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)07-1962-08

DOI: 10.11999/JEIT200498

Multi-sensor Multiple Maneuvering Targets Tracking Algorithm under Greedy Measurement Partitioning Mechanism

YANG Biao ZHU Shengqi YU Kun FANG Yunfei

(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710077, China)

Abstract: A novel method Interacting Multiple Mode Multi-Sensor Multi-target Multi-Bernoulli (IMM-MS-MeMBeR) filter to track multiple maneuvering targets in low detection probability scenario is proposed. At the prediction stage of the IMM-MS-MeMBeR filter, model probability of the target is adaptively updated by utilizing the current measurement information, and then the mixed prediction of the target state is executed; At the update stage of the IMM-MS-MeMBeR filter, the greedy multi-sensor measurement partitioning strategy is employed in measurement partition step, the posterior probability density of the target is updated by using the divided set of measurements and the IMM-MS-MeMBeR filter; In addition, the IMM-MS-MeMBeR filter utilizes the target angle and Doppler information to realize the simultaneous estimation of the position and speed of multiple maneuvering targets. Numerical experiments verify the superior performance of the IMM-MS-MeMBeR filter.

Key words: Interactive multiple model; Maneuvering target; Multi-sensor; Multi-target multi-Bernoulli filtering; Greedy algorithm

1 引言

随机有限集^[1](Random Finite Set, RFS)自提出以来, 因其优越的跟踪性能以及较低的算法复杂度而备受关注^[2]。多目标多伯努利(Multi-target Multi-Bernoulli, MeMBeR)滤波器^[1]是基于RFS理论的一种有效的多目标跟踪滤波器, 其能够有效地对多目标的个数和状态进行有效地估计。但是传统

的MeMBeR滤波器只能对(线性和非线性系统下)具有单一运动模式的目标进行跟踪, 一旦目标具备较强的机动特性, 传统的MeMBeR滤波器便会难以为继。因此, 在MeMBeR滤波器的基础上, 国内外学者进行了大量的研究^[3-5]和改进。

在机动目标跟踪领域, 交互式多模型^[6,7](Interacting Multiple Mode, IMM)策略是一种高效的机动目标状态预测方法。其首先利用当前的量测信息对模型概率进行预测更新; 再利用更新后的模型概率和得自不同模型的目标状态预测值, 对机动目标的状态进行加权混合估计; 最终达到对机动目标状态正确预测的目的。IMM策略常常作为一种有效的机动目标状态预测方法嵌入多目标跟踪算法^[8,9]

收稿日期: 2020-06-18; 改回日期: 2021-01-15; 网络出版: 2021-01-22

*通信作者: 朱圣棋 zhushengqi8@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61771015)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China(61771015)

中, 以达到对多个机动目标的个数、状态进行有效的估计, 并输出各个目标航迹的目的。

对于低检测概率目标的跟踪问题, 最为直接有效的方法为多个传感器共同检测, 所以多传感器多目标跟踪算法在微弱目标跟踪领域扮演着重要的角色。文献[10,11]介绍了广义的多传感器(Multi-Sensor, MS)概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)滤波器, 但是因其具有较大的算法复杂度而难以实现。所以在文献[12,13]提出了一种复杂度较低的迭代校正(Iterative Correction, IC)策略下的多传感器PHD和多传感器势平衡概率假设密度(Cardinality balance Probability Hypothesis Density, CPHD)滤波器, 但算法复杂度仍旧较高。最近, 文献[14,15]通过提出贪婪的量测划分策略, 提出了一种计算上近似实现的多传感器CPHD滤波器和多传感器MeMBer滤波器, 极大地提高了多传感器多目标跟踪算法的运算效率。

现代军事中, 往往对低检测概率(如隐形飞机, 雷达散射截面RCS小的目标等)下高机动目标跟踪算法的要求极高, 因此针对低检测概率下高机动目标跟踪算法的研究具有重要的意义。本文利用IMM策略、MeMBer滤波器以及基于贪婪的量测划分策略的多传感器技术提出了一种新的交互式多传感器多目标多伯努利(Interacting Multiple Mode Multi-Sensor Multi-target Multi-Bernoulli filter, IMM-MS-MeMBer)滤波器, 并与传统的基于迭代校正方法下的交互式迭代校正多传感器多目标多伯努利(Interacting Multiple Mode Iterative Correction Multi-sensor Multi-target Multi-Bernoulli filter, IMM-IC-MeMBer)滤波器、基于单模型下的多传感器多目标多伯努利滤波器(Multi-Sensor Multi-target Multi-Bernoulli filter base on Constant Velocity model, CV-MS-MeMBer)、交互式单传感器多目标多伯努利(Interacting Multiple Mode Single Sensor Multi-target Multi-Bernoulli Filter, IMM-SS-MeMBer)滤波器进行对比。验证了杂波环境中, 所提IMM-MS-MeMBer滤波器对多个低检测概率高机动目标的优良跟踪性能以及其在运算效率上的优势。

2 系统模型

2.1 动态模型

本文所有单目标状态用小写字母 $\mathbf{x}_k^i = [x_k^i \ y_k^i \ v_{x,k}^i \ v_{y,k}^i]^T, i = 1, 2, \dots, N_k$ 表示, 其中 k 为时间指标; i 为 k 时刻第 i 个目标; 组成 \mathbf{x}_k^i 的4个元素分别表示 x 轴位置、 y 轴位置、 x 方向速度和 y 方向速度。 k 时刻所有

单目标状态组成一个随机有限集^[1], 采用大写字母 $\mathbf{X}_k = \{\mathbf{x}_k^i\}_{i=1}^{N_k}$ 表示, 其中 N_k 为 k 时刻出现在观测区域内的目标总数。为了对机动目标的状态进行预测, 扩展目标状态 \mathbf{x}_k^i 为 $\{\mathbf{x}_k^i, p_k^i\}$ 。扩展后的目标状态由两个元素组成, 元素 \mathbf{x}_k^i 为包含目标位置速度信息的目标状态核, 元素 p_k^i 为 k 时刻第 i 个目标的模型概率向量, 可公式化为

$$\mathbf{p}_k^i = [p_{k,o_1}^i \ p_{k,o_2}^i \ \dots \ p_{k,o_{N_m}}^i]^T \quad (1)$$

其中, p_{k,o_j}^i 为 k 时刻第 i 个目标与状态转移模型 o_j 的匹配概率; $o_j \in \mathbb{O}, \mathbb{O}$ 为模型空间, 模型空间内共含有 N_m 种模型。在滤波过程中, 模型概率向量 \mathbf{p}_k^i 的预测和更新在3.1节给出, 目标状态核 \mathbf{x}_k^i 则通过状态转移模型进行预测

$$\mathbf{x}_{k|k+1}^i = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k^i + \mathbf{w}_k \quad (2)$$

其中, \mathbf{F}_k 为 k 时刻状态转移矩阵。注意: 不同模型的状态转移矩阵不同。 $\mathbf{w}_k \sim \mathcal{N}(0, \Sigma)$ 为 k 时刻白高斯噪声, Σ 为协方差矩阵。

2.2 多传感器量测模型

假设对于目标 \mathbf{x}_k^i , 第 $s(s = 1, 2, \dots, S)$ 个传感器会以概率 P_D^s 检测到 \mathbf{x}_k^i 并产生唯一量测值 $z_{k,i}^s$, 或者以概率 $(1 - P_D^s)$ 生成量测值 \emptyset , 可公式化为

$$\Theta_k^s(\mathbf{x}_k^i) = \begin{cases} z_{k,i}^s, & \text{以概率 } P_D^s \text{ 产生} \\ \emptyset, & \text{以概率 } (1 - P_D^s) \text{ 产生} \end{cases} \quad (3)$$

同时, 第 s 个传感器会在观测区域内产生虚警量测(杂波), 虚警量测值的个数服从参数为 λ_s 的泊松分布。则第 s 个传感器在 k 时刻产生的所有量测值可记为一个随机有限集 Z_k^s , 且有

$$Z_k^s = K_k^s \cup \left[\bigcup_{\mathbf{x}_k^i \in \mathbf{X}_k^s} \Theta_k^s(\mathbf{x}_k^i) \right] \quad (4)$$

其中, K_k^s 为第 s 个传感器在 k 时刻产生的虚警量测集, $\bigcup_{\mathbf{x}_k^i \in \mathbf{X}_k^s} \Theta_k^s(\mathbf{x}_k^i)$ 为所有真实目标在 k 时刻由第 s 个传感器产生的量测集。重记第 s 个传感器在 k 时刻产生的量测集为 $Z_k^s = \{z_{k,c_s}^s\}_{c_s=1}^{M_k^s}$, M_k^s 为第 s 个传感器在 k 时刻产生的量测总数。则 S 个传感器 k 时刻产生的所有量测可表示为

$$\mathbf{Z}_k = \{Z_k^s\}_{s=1}^S \quad (5)$$

3 贪婪的多传感器量测划分

贪婪的多传感器量测划分算法主要分为以下5步:

第1步: 若 k 时刻的所有传感器产生的量测集为 $\mathbf{Z}_k = \{Z_k^s\}_{s=1}^S$, 给定预测的目标状态, 分别计算所有单目标量测 $z_{k,i}^s$ 相对于目标状态的伪似然函数

$\bar{g}_{k,s}^i(z_{k,i}^s|\cdot) = P_D^s g(z_{k,i}^s|\cdot), i = 1, 2, \dots, M_k^s$ 和未检测到目标情况下的伪似然函数 $\bar{g}_{k,s}^\emptyset(\emptyset|\cdot) = (1 - P_D^s)$ 。

第2步：计算所有伪似然函数的负对数 $-\ln(\cdot)$ ，则 $-\ln(\cdot)$ 值越小，表示量测值对目标状态的贡献度越大。

定义1 称 $-\ln(\cdot)$ 为代价函数，重记代价函数为 $Lg_{k,s}^{c_s} = -\ln(\bar{g}_{k,s}^{c_s}), c_s \in \{\emptyset, 1, 2, \dots, M_k^s\}$ ，其中 k 为时间指标， s 为第 s 个传感器， c_s 为第 s 个传感器 k 时刻产生的第 c_s 个量测值对应的指标。

第3步：按照传感器1到传感器 S 的顺序，从0开始，分别累加传感器1的所有量测值相对于目标状态的代价函数，选择贡献度最大(累加代价最小)的前 L 条路径(图1中以 $L = 2$ 为例，红色箭头连线表示贡献度最大的前两条路径，蓝色箭头连线可近似认为对应量测值与目标状态无关联)；其次，在经过传感器1选出的 L 条路径的基础上，分别累加传感器2所有量测值的代价函数，保留累加后对目标状态贡献度最大的两条路径，即从0到传感器1，再到传感器2所有红色箭头路径(路径1: $\{Lg_{k,1}^\emptyset, Lg_{k,2}^\emptyset\}$ ，路径2: $\{Lg_{k,1}^1, Lg_{k,2}^2\}$)，依次对 S 个传感器进行如上操作，最终可得到 $L = 2$ 条最优路径。

假设得到的前 L 条最优路径可记为：

路径1: $\{Lg_{k,1}^{c_1^1}, Lg_{k,2}^{c_2^1}, \dots, Lg_{k,S}^{c_S^1}\}$;

路径2: $\{Lg_{k,1}^{c_1^2}, Lg_{k,2}^{c_2^2}, \dots, Lg_{k,S}^{c_S^2}\}$;

⋮

路径 L : $\{Lg_{k,1}^{c_1^L}, Lg_{k,2}^{c_2^L}, \dots, Lg_{k,S}^{c_S^L}\}$ 。

事实上， $Lg_{k,1}^{c_s^l}$ 与 $Lg_{k,1}^{c_s^l}$ ($l = 1, 2, \dots, L$) 指同一个量，不同之处在于 c_s^l 添加的路径指标 l 作为上标。

定义2 定义映射 \mathcal{T} ，表示将代价函数映射到对应的量测值。当 $c_s^l \neq \emptyset$ 时， $\mathcal{T}(Lg_{k,1}^{c_s^l}) = z_{k,c_s}^s$ ；当 $c_s^l = \emptyset$ 时， $\mathcal{T}(Lg_{k,1}^{c_s^l}) = \emptyset$ 。通过映射 \mathcal{T} 可将 L 条路径映射为 L 个量测划分子集。记为

$$\{\mathbf{W}_{1:S}^{k,1}, \mathbf{W}_{1:S}^{k,2}, \dots, \mathbf{W}_{1:S}^{k,L}\} \quad (6)$$

其中， $\mathbf{W}_{1:S}^{k,l} = \{W_{1,c_1^l}^{k,l}, W_{2,c_2^l}^{k,l}, \dots, W_{S,c_S^l}^{k,l}\}_{l=1}^L$ 。 $W_{s,c_s^l}^{k,l} = \emptyset$ 或者 $W_{s,c_s^l}^{k,l} = z_{k,c_s}^s \in Z_k^s \subseteq \mathbf{Z}_k$ 。

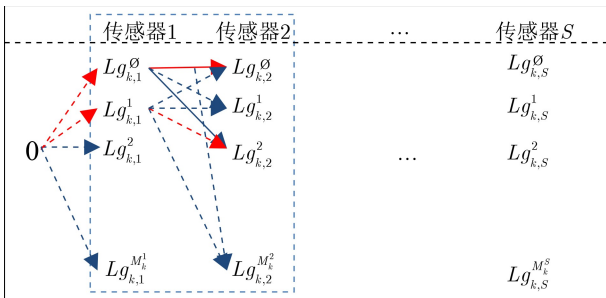


图1 贪婪的多传感器量测选择

定义3 定义映射 \mathcal{L} ，有 $\mathcal{L}(W_{s,c_s^l}^{k,l}) = \emptyset$ 或 $\mathcal{L}(W_{s,c_s^l}^{k,l}) = z_{k,c_s}^s$ ，且 \mathcal{L} 的逆映射 \mathcal{L}^{-1} 满足 $\mathcal{L}^{-1}(z_{k,c_s}^s) = W_{s,c_s^l}^{k,l}$ 。

第4步：对 k 时刻所有 N_k 个目标(所有伯努利成分)进行前3步，则可得到 $N_k \times L$ 个量测划分子集。记为

$$\{\mathbf{W}_{1:S}^{k,1}, \mathbf{W}_{1:S}^{k,2}, \dots, \mathbf{W}_{1:S}^{k,N_k \times L}\} \quad (7)$$

第5步：由于同一个目标至多只能由1个传感器产生1个量测值，所以得到的 $N_k \times L$ 个量测划分子集中任意两个子集含有的所有非空元素都应该是互斥的，即 $\forall i, j \in \{1, 2, \dots, N_k \times L\}$ ，都要 $\mathbf{W}_{1:S}^{k,i} \cap \mathbf{W}_{1:S}^{k,j} = \emptyset$ 成立。所以第5步需要挑选出所有不相交量测划分子集(存在非空公共元素的量测划分子集，只保留其中任意一个量测划分子集)。

假设经过第5步后得到 L' 个量测划分子集，记为： $\{\mathbf{W}_{1:S}^{k,1}, \mathbf{W}_{1:S}^{k,2}, \dots, \mathbf{W}_{1:S}^{k,L'}\}$ 。未被划分的所有其他量测值组成子集 $\mathbf{W}_{1:S}^{k,L'+1} = \mathbf{Z}_k / \{\mathbf{W}_{1:S}^{k,1} \cup \mathbf{W}_{1:S}^{k,2} \cup \dots \cup \mathbf{W}_{1:S}^{k,L'}\}$ 。为方便，重记所有得到的量测子集为

$$\{\mathbf{W}_{1:S}^{k,1}, \mathbf{W}_{1:S}^{k,2}, \dots, \mathbf{W}_{1:S}^{k,L'}, \mathbf{W}_{1:S}^{k,L'+1}\} = \{\mathbf{W}_{1:S}^{k,l}\}_{l=1}^L \quad (8)$$

其中， $L = L' + 1$ 。

给定任意多传感器量测划分子集 $\mathbf{W}_{1:S}^{k,l}$ 以及单目标状态，则单目标状态相对于 $\mathbf{W}_{1:S}^{k,l}$ 的似然函数可定义为

$$g(\mathbf{W}_{1:S}^{k,l}|\cdot) = \prod_{\mathcal{L}^{-1}(z_{k,c_s}^s) \in \mathbf{W}_{1:S}^{k,l}} \frac{P_D^s \times g(z_{k,c_s}^s|\cdot)}{\mathcal{K}_s(z_{k,c_s}^s)} \cdot \prod_{s=1}^S (1 - P_D^s) \quad (9)$$

其中， $\mathcal{K}_s(\cdot)$ 表示传感器 s 的杂波概率密度函数。

4 交互式多传感器多伯努利粒子滤波算法

本节在IMM算法、贪婪的多传感器量测划分、传统的MeMBer滤波器的基础上，推导了一种新的IMM-MS-MeMBer滤波器。

4.1 IMM-MS-MeMBer预测

为避免传统单模型状态预测过程中因模型失配导致跟踪目标丢失的问题，IMM-MS-MeMBer预测过程中采用交互式预测的方式进行。若 $k - 1$ 时刻多机动目标RFS的后验概率密度可由参数集表示为： $\pi_{k-1|k-1} = \{r_{k-1|k-1}^i, \mathcal{P}_{k-1|k-1}^i\}_{i=1}^{M_{k-1|k-1}}$ ，其中 $M_{k-1|k-1}$ 为 $k - 1$ 时刻多伯努利成分个数。 $r_{k-1|k-1}^i$ 和 $\mathcal{P}_{k-1|k-1}^i$ 分别为第 i 个伯努利成分的存在概率和空间分布密度

$$\mathcal{P}_{k-1|k-1}^i = \sum_{n=1}^{J_{k-1|k-1}^{(i)}} w_{n,k-1}^{(i)} \delta_{\mathbf{x}_{n,k-1|k-1}^{(i)}}(\mathbf{x}) \quad (10)$$

其中, $\mathbf{x}_{n,k-1|k-1}^{(i)}$ 表示描述第 i 个伯努利成分的第 n 个粒子, $J_{k-1|k-1}^{(i)}$ 表示描述第 i 个伯努利成分的全部粒子数。粒子的 IMM 状态预测为

$$\mathbf{x}_{n,k|k-1}^{(i)} = \sum_{m=1}^{N_m} \mathbf{F}_k^{(o_m)}(\mathbf{x}_{n,k-1|k-1}^{(i)}) p_{k,o_m}^i \quad (11)$$

其中, $\mathbf{F}_k^{(o_m)}$ 为 k 时刻目标服从模型 o_m 进行状态转移的状态转移矩阵, p_{k,o_m}^i 为 $k-1$ 时刻所有模型的模型概率 p_{k-1}^i (如式(1)) 经过预测更新后得到。给定 k 时刻的所有量测值 \mathbf{Z}_k , 则模型匹配概率 p_{k,o_j}^i 的一步预测更新公式为

$$p_{k,o_j}^i = (p_{k-1}^i)^T \cdot \left\{ \mathbf{T}(:, j) \begin{bmatrix} \sum_{s=1}^S g(\mathbf{F}_k^{(o_1)}(\mathbf{x}_{n,k-1|k-1}^{(i)}) | Z_k^s) \\ \dots \\ \sum_{s=1}^S g(\mathbf{F}_k^{(o_{N_m})}(\mathbf{x}_{n,k-1|k-1}^{(i)}) | Z_k^s) \end{bmatrix} \right\} \quad (12)$$

其中, $g(\cdot | Z_k^s) = \sum_{c_s=1}^{M_s^s} g(\cdot | z_{k,c_s}^s)$, $g(\cdot | z_{k,c_s}^s)$ 为单目标似然函数。 $\mathbf{T}_{N_m \times N_m}$ 为模型转移概率矩阵, 若 $P\{o_{m_1} | o_{m_2}\}$ 为模型 o_{m_1} 到模型 o_{m_2} 的一步马尔科夫转移概率, 则有

$$\mathbf{T}(m_1, m_2) = P\{o_{m_1} | o_{m_2}\}, m_1, m_2 \in \{1, 2, \dots, N_m\} \quad (13)$$

粒子的权重预测为

$$w_{n,k|k-1}^{(i)} = w_{n,k-1}^{(i)} P_S \quad (14)$$

其中, P_S 为粒子存活并转移的概率, 则第 i 个伯努利成分的空间分布密度和存在概率预测 $\mathcal{P}_{k|k-1}^i$ 和 $r_{k|k-1}^i$ 分别为

$$\mathcal{P}_{k|k-1}^i = \sum_{n=1}^{J_{k-1|k-1}^{(i)}} w_{n,k|k-1}^{(i)} \delta_{\mathbf{x}_{n,k|k-1}^{(i)}}(\mathbf{x}) \quad (15)$$

$$r_{k|k-1}^i = \sum_{n=1}^{J_{k-1|k-1}^{(i)}} w_{n,k|k-1}^{(i)} \quad (16)$$

则预测后多机动目标 RFS 的后验概率密度可由参数集表示为

$$\begin{aligned} \pi_{k|k-1} &= \{r_{k|k-1}^i, \mathcal{P}_{k|k-1}^i\}_{i=1}^{M_{k|k-1}} \\ &= \{r_{k|k-1}^i, \mathcal{P}_{k|k-1}^i\}_{i=1}^{M_{k-1|k-1}} \cup \{r_{k,\Gamma}^i, \mathcal{P}_{k,\Gamma}^i\}_{i=1}^{M_{k,\Gamma}} \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $r_{k,\Gamma}^i, \mathcal{P}_{k,\Gamma}^i, M_{k,\Gamma}$ 分别表示 k 时刻新生的第 i 个伯努利成分的存在概率、空间分布密度和个数。

4.2 IMM-MS-MeMBeR更新

给定 k 时刻所有传感器量测集 $\mathbf{Z}_k = \{Z_k^s\}_{s=1}^S$, 按照第2节的方式进行量测划分, 可得到划分后的 L 个量测子集 $\{\mathbf{W}_{1:S}^{k,l}\}_{l=1}^L$, IMM-MS-MeMBeR 的更新可进行为

粒子状态更新

$$\mathbf{x}_{n,k|k}^{(i)} = \mathbf{x}_{n,k|k-1}^{(i)} \quad (18)$$

粒子的权重更新

$$w_{n,k|k}^{(i)} = w_{n,k|k-1}^{(i)} \sum_{l=1}^L g(\mathbf{W}_{1:S}^{k,l} | \mathbf{x}_{n,k|k}^{(i)}) \quad (19)$$

第 i 个伯努利成分的空间分布密度 $p_{k|k}^i$ 和存在概率 $r_{k|k}^i$ 更新分别为

$$\mathcal{P}_{k|k}^i = \sum_{n=1}^{J_{k-1|k-1}^{(i)}} w_{n,k|k}^{(i)} \delta_{\mathbf{x}_{n,k|k}^{(i)}}(\mathbf{x}) \quad (20)$$

$$r_{k|k}^i = \sum_{n=1}^{J_{k-1|k-1}^{(i)}} w_{n,k|k}^{(i)} \quad (21)$$

更新后多机动目标 RFS 在 k 时刻的后验概率密度可由参数集表示为

$$\pi_{k|k} = \{r_{k|k}^i, \mathcal{P}_{k|k}^i\}_{i=1}^{M_{k|k}} \quad (22)$$

通常每一个伯努利成分在更新后需要进行重采样^[16]避免粒子退化的问题。 k 时刻第 i 个目标的航迹提取为

$$\mathbf{x}_k^i = \sum_{n=1}^{J_{k-1|k-1}^{(i)}} w_{n,k|k}^{(i)} \mathbf{x}_{n,k|k}^{(i)} \quad (23)$$

k 时刻目标的个数估计为

$$N_k = \sum_{i=1}^{M_{k|k}} r_{k|k}^i \quad (24)$$

5 数值实验

5.1 实验环境

实验中共有5个机动目标随机出现在观测区域 $[-2000 \text{ m}, 1500 \text{ m}] \times [0 \text{ m}, 1400 \text{ m}]$ 中, 图2为所有目标的真实运动轨迹。为方便, 所有目标的存活概率都设置为 $P_S = 0.99$ 。

实验中共设置3个状态预测模型, 模型初始概率假设相同, 都为 $1/3$ 。匀速直线(Constant Velocity, CV)运动模型

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k \quad (25)$$

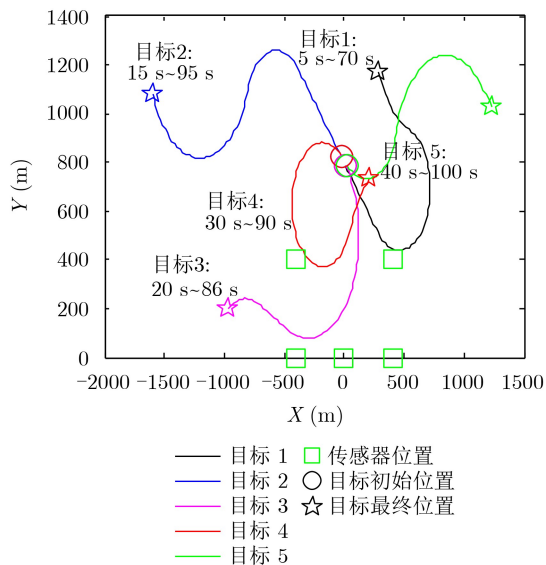


图2 真实目标轨迹

协同右转($\theta = -0.06 \text{ rad/s}$)运动模型和协同左转($\theta = 0.1 \text{ rad/s}$)运动模型

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin \theta T}{\theta} & -\frac{1 - \cos \theta T}{\theta} \\ 0 & 1 & \frac{1 - \cos \theta T}{\theta} & \frac{\sin \theta T}{\theta} \\ 0 & 0 & \cos \theta T & -\sin \theta T \\ 0 & 0 & \sin \theta T & \cos \theta T \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k \quad (26)$$

过程噪声 \mathbf{v}_k 是白高斯噪声,与模型相互独立,协方差矩阵 \mathbf{Q} 为式(27),其中 $\sigma^2 = 1 \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-2}$, $T = 1 \text{ s}$

$$\mathbf{Q} = \sigma^2 \times \begin{bmatrix} \frac{T^3}{3} & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & \frac{T^3}{3} & 0 & \frac{T^2}{2} \\ \frac{T^2}{2} & 0 & T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} & 0 & T \end{bmatrix} \quad (27)$$

在模型概率预测中,模型间转移考虑为随机的,认为各个模型间相互转移的概率相同,所以实验中模型转移概率矩阵设置为

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \end{bmatrix} \quad (28)$$

实验中共设置 $S = 5$ 个传感器,位置分别为 $[0, 0]$, $[-400, -400]$, $[400, 400]$, $[-400, 0]$ 和 $[400, 0]$,量纲为m。传感器量测模型^[15]为

$$\mathbf{z}_k^i = \begin{bmatrix} \arctan \frac{y_k^i - d_y^s}{x_k^i - d_x^s} \\ \frac{2f_c (x_k^i - d_x^s)v_{x,k}^i + (y_k^i - d_y^s)v_{y,k}^i}{c \sqrt{(x_k^i - d_x^s)^2 + (y_k^i - d_y^s)^2}} \end{bmatrix} + \mathbf{w}_k^i \quad (29)$$

其中, (d_x^s, d_y^s) 为第 s 个传感器位置; $f_c = 300 \text{ Hz}$ 为接收信号载波频率; $c = 1450 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 为波速,服从水下场景; \mathbf{w}_k^i 服从协方差为 $\text{diag}([1.6 \text{ rad}^2, 0.64 \text{ Hz}^2])$ 的白高斯噪声。每个时刻新生伯努利成分的存在概率为 $r^{(i)} = 0.1, i = 1$,均值和协方差分别为

$$\mathbf{m}^{(1)} = [0 \text{ m} \quad 800 \text{ m} \quad 0 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1} \quad 0 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}]^T \quad (30)$$

$$\mathbf{P}^{(1)} = \text{diag}([50 \text{ m}^2 \quad 50 \text{ m}^2 \quad 30 \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-2} \quad 30 \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-2}]) \quad (31)$$

5.2 实验结果分析

图3和图4分别为传感器检测概率 $P_D = 0.5$, 杂

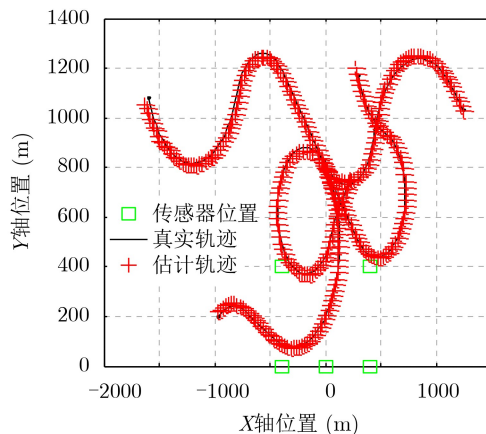
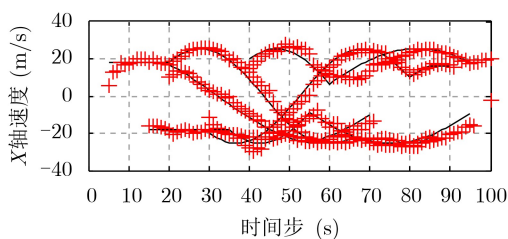
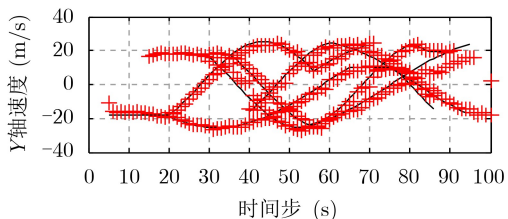


图3 多机动目标位置估计



(a) X轴目标真实速度和估计速度



(b) Y轴目标真实速度和估计速度

图4 多机动目标速度估计

波率 $\lambda = 8$ 时, IMM-MS-MeMBeR滤波器对多机动目标的位置和速度估计效果图。由图3和图4可以看出本文所提IMM-MS-MeMBeR滤波器能够在杂波环境中, 实现对多机动目标位置和速度的估计。

表1给出了图5、图6和图7中图例的说明。图5的图例中, 0代表真实机动目标的个数。图5和图6分别为不同算法、不同条件下多机动目标个数的估计、OSPA误差估计图。通过观察图5和图6, 可得: (1)本文所提IMM-MS-MeMBeR滤波器在不同杂波率下都能够有效地实现对多机动目标个数的估计, 当目标新生和死亡时, 不同杂波率下IMM-MS-MeMBeR滤波器都会出现OSPA距离误差峰值。同等条件下, IMM-MS-MeMBeR滤波器比IMM-MS-CPHD滤波器对目标状态和个数的估计性能好, 估计得到的OSPA距离误差更小, 这是因为IMM-MS-MeMBeR滤波器对目标状态提取时不需要对粒子进行聚类, 而IMM-MS-CPHD滤波器则需要通过聚类算法来提取目标状态, 滤波器性能的好坏受到了聚类算法的影响; (2)在同等条件下, 随着时间推移, 单模型下CV-MS-MeMBeR滤波会因为机动目标状态估计中的模型失配问题, 逐

表 1 图5、图6和图7中图例的含义说明

序号	算法	检测概率 P_D	杂波率 λ
1	IMM-IC-MeMBeR	$P_D=0.5$	$\lambda=4$
2	IMM-MS-MeMBeR	$P_D=0.5$	$\lambda=4$
3	IMM-MS-MeMBeR	$P_D=0.5$	$\lambda=8$
4	IMM-MS-MeMBeR	$P_D=0.5$	$\lambda=16$
5	CV-MS-MeMBeR	$P_D=0.5$	$\lambda=8$
6	IMM-SS-MeMBeR	$P_D=0.5$	$\lambda=8$
7	IMM-SS-MeMBeR	$P_D=0.7$	$\lambda=8$
8	IMM-SS-MeMBeR	$P_D=0.9$	$\lambda=8$
9	IMM-MS-CPHD	$P_D=0.5$	$\lambda=4$

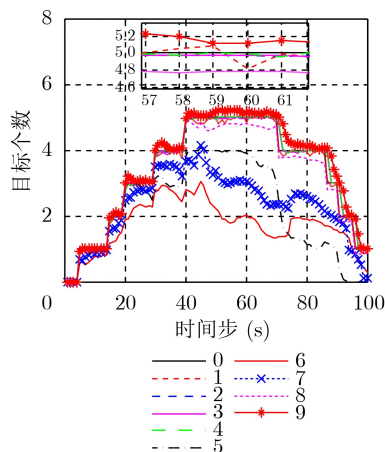


图 5 多机动目标个数的估计

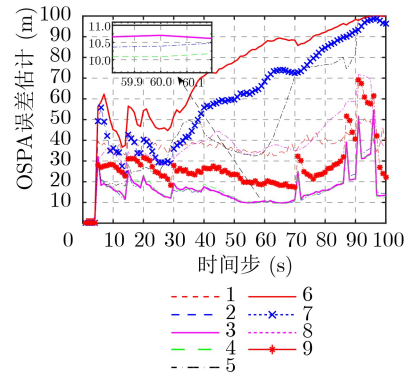


图 6 多机动目标OSPA误差距离估计

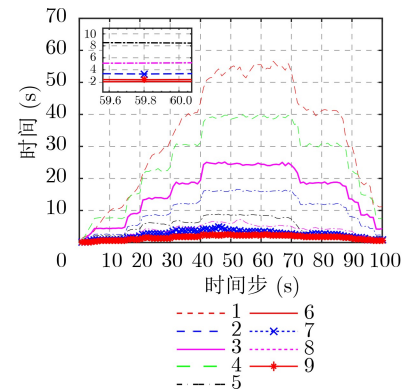


图 7 不同条件不同算法运算复杂度统计

渐丢失目标, 所以不能得到正确的目标个数估计, OSPA距离误差也会随着时间的推移越来越大。相较于单模型下CV-MS-MeMBeR滤波, IMM-MS-MeMBeR滤波则能够有效解决单模型下因模型失配造成的目标丢失问题; (3)当检测概率较低(如 $P_D = 0.5$ 和 $P_D = 0.7$)时, IMM-SS-MeMBeR滤波器根本无法对多个机动目标的状态形成有效的估计, 随着时间的推移, 目标个数估计性能会急剧恶化, OSPA距离误差也会急剧增大。但是随着检测概率提升, IMM-SS-MeMBeR滤波器对目标个数的估计性能会逐渐逼近正确值。相较于IMM-SS-MeMBeR滤波器, 在 $P_D = 0.5$ 时, 本文所提IMM-MS-MeMBeR滤波器则能够准确地估计多机动目标的个数, 且具有较小的OSPA距离误差。说明了本文所提IMM-MS-MeMBeR滤波器能够解决目标低检测概率难以跟踪的问题; (4)相同条件下, 与传统的多传感器IMM-IC-MeMBeR滤波器相比, IMM-MS-MeMBeR滤波器在对多机动目标个数的估计上也能达到理想的效果且相对稍加稳定, 在OSPA距离误差上, IMM-MS-MeMBeR滤波器明显更小, 说明相同条件下IMM-MS-MeMBeR滤波器具备更加优越的性能。

通过图7对不同条件下不同算法运行时间的统

计,可以看出相较于传统的IMM-IC-MeMBeR滤波器,本文所提的IMM-MC-MeMBeR滤波器在计算复杂度上得到了极大的改善;由于引入了IMM算法对机动目标的状态进行预测,所以相较于单模型下的CV-MS-MeMBeR滤波器,本文所提的IMM-MC-MeMBeR滤波器需要更大的运算量,但是相较于性能方面的提升,计算复杂度的提升是可以接受的;此外,结合IMM算法和贪婪的量测划分算法可以得到IMM-MS-CPHD滤波器。IMM-MS-CPHD滤波器相较于IMM-MC-MeMBeR滤波器具有较低的运算复杂度,这是因为本质上IMM-MS-CPHD滤波器与IMM-MC-MeMBeR滤波器的机理是完全不同的,IMM-MS-CPHD滤波器会对每个时刻的粒子总数进行约束,它能够随着时间的迭代保持一个稳定的复杂度。但是IMM-MC-MeMBeR滤波器中的伯努利成分则会随着时间的迭代呈指数性增长,即使预先设定了伯努利成分个数的上限,算法的运算花费也会随着时间的迭代而达到一个峰值才能保持稳定。

6 结论

本文提出一种新的IMM-MS-MeMBeR滤波器,并通过数值实验得到了以下结论:第一,IMM-MS-MeMBeR滤波器通过引入当前量测信息对目标的运动状态进行多模加权估计,从而解决了机动目标的状态预测问题;第二,IMM-MS-MeMBeR滤波器通过贪婪的量测划分策略实现了量测的有效划分,进而有效地解决了目标的低检测概率能以检测和跟踪问题;第三,IMM-MS-MeMBeR滤波器能够在杂波环境中利用角度和多普勒信息实现对目标的位置和速度的联合估计;第四,IMM-MS-MeMBeR滤波器相对于IMM-IC-MeMBeR滤波器,极大地提高了多传感器多机动目标算法的运算效率。

参考文献

- [1] MAHLER R P S. Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion[M]. Boston: Artech House, 2007: 348–356, 660–668.
- [2] 彭华甫, 黄高明, 田威. 随机有限集理论及其在多目标跟踪中的应用和实现[J]. 控制与决策, 2019, 34(2): 225–232. doi: 10.13195/j.kzyjc.2017.1326.
PENG Huaifu, HUANG Gaoming, and TIAN Wei. Random finite set: Theory, application and implementation for multi-target tracking[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(2): 225–232. doi: 10.13195/j.kzyjc.2017.1326.
- [3] 陈辉, 韩崇昭. 机动多目标跟踪中的传感器控制策略的研究[J]. 自动化学报, 2016, 42(4): 512–523. doi: 10.16383/j.aas.2016.c150529.
- [4] CHEN Hui and HAN Chongzhao. Sensor control strategy for maneuvering multi-target tracking[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(4): 512–523. doi: 10.16383/j.aas.2016.c150529.
- [4] 江同洋, 刘妹琴, 张森林. 非线性多模型多伯努利滤波器的实现[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2015, 43(9): 7–12, 18. doi: 10.13245/j.hust.150902.
JIANG Tongyang, LIU Meiqin, and ZHANG Senlin. Implementation of multiple-model multi-Bernoulli filter for nonlinear models[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2015, 43(9): 7–12, 18. doi: 10.13245/j.hust.150902.
- [5] 杨峰, 张婉莹. 一种多模型贝努利粒子滤波机动目标跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(3): 634–639. doi: 10.11999/JEIT160467.
YANG Feng and ZHANG Wanying. Multiple model bernoulli particle filter for maneuvering target tracking[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(3): 634–639. doi: 10.11999/JEIT160467.
- [6] 许红, 谢文冲, 袁华东, 等. 基于自适应的增广状态-交互式多模型的机动目标跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(11): 2749–2755. doi: 10.11999/JEIT190516.
- [7] XU Hong, XIE Wenchong, YUAN Huadong, et al. Maneuvering target tracking algorithm based on the adaptive augmented state interacting multiple model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(11): 2749–2755. doi: 10.11999/JEIT190516.
- [7] 夏小虎, 刘明. 联合约束级联交互式多模型滤波器及其在机动目标跟踪中的应用[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(1): 117–123. doi: 10.11999/JEIT160384.
- [8] XIA Xiaohu and LIU Ming. Unified constrained cascade interactive multi-model filter and its application in tracking of manoeuvring target[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(1): 117–123. doi: 10.11999/JEIT160384.
- [8] QIU Jing, XING Zirui, ZHU Chunsheng, et al. Centralized fusion based on interacting multiple model and adaptive Kalman filter for target tracking in underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 25948–25958. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2899012.
- [9] 刘悄然, 杨训. 基于改进的交互式多模型粒子滤波算法[J]. 西北工业大学学报, 2018, 36(1): 169–175. doi: 10.1051/jnwpu/20183610169.
- [9] LIU Qiaoran and YANG Xun. Improved interacting multiple model particle filter algorithm[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2018, 36(1): 169–175. doi: 10.1051/jnwpu/20183610169.
- [10] MAHLER R. The multisensor PHD filter: I. General solution via multitarget calculus[C]. SPIE 7336, Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XVIII,

- Orlando, USA, 2009: 73360E. doi: [10.1117/12.818024](https://doi.org/10.1117/12.818024).
- [11] DELANDE E, DUFLOS E, HEURGUIER D, *et al.* Multitarget PHD filtering: Proposition of extensions to the multi-sensor case[R]. RR-7337. Lille, France: INRIA, 2010: 1–69.
- [12] TOBIAS M and LANTERMAN A D. Multitarget tracking using multiple bistatic range measurements with probability hypothesis densities[C]. SPIE 5429, Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XIII, Orlando, USA, 2004: 296–305. doi: [10.1117/12.544027](https://doi.org/10.1117/12.544027).
- [13] BATTISTELLI G, CHISCI L, MORROCCHI S, *et al.* Robust multisensor multitarget tracker with application to passive multistatic radar tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(4): 3450–3472. doi: [10.1109/taes.2012.6324726](https://doi.org/10.1109/taes.2012.6324726).
- [14] NANNURU S, BLOUIN S, COATES M, *et al.* Multisensor CPHD filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(4): 1834–1854. doi: [10.1109/TAES.2016.150265](https://doi.org/10.1109/TAES.2016.150265).
- [15] SAUCAN A A, COATES M J, and RABBAT M. A multisensor multi-Bernoulli filter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(20): 5495–5509. doi: [10.1109/TSP.2017.2723348](https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2723348).
- [16] 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).
- 杨 标: 男, 1993年生, 博士生, 研究方向为动目标参数估计、多目标跟踪、随机有限集.
- 朱圣棋: 男, 1984年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为新体制雷达信号处理、高速运动平台雷达运动目标检测与抗干扰、机载/星载合成孔径雷达成像、雷达运动目标参数估计以及成像.
- 余 昆: 男, 1995年生, 博士生, 研究方向为阵列信号处理、机载/星载合成孔径雷达成像、动目标检测.
- 房云飞: 男, 1991年生, 博士生, 研究方向为阵列信号处理、DOA估计、动目标检测.

责任编辑: 余 蓉