

# 多编队目标先后出现时的无先验信息跟踪方法

熊伟 顾祥岐\* 徐从安 崔亚奇

(海军航空大学信息融合研究所 烟台 264001)

**摘要:** 针对多编队机动目标先后出现时的跟踪问题, 该文提出了一种基于交互式多模型高斯混合概率假设密度滤波(IMM-GM-PHD)算法的无先验信息跟踪方法。首先, 在IMM-GM-PHD算法预测过程完成的基础上, 引入密度检测机制, 利用相关域为所有预测高斯分量挑选有效量测, 结合密度聚类(DBSCAN)算法检测是否出现新编队目标。其次, 在IMM-GM-PHD算法状态更新完成的基础上, 利用更新高斯分量的组成情况完成模型概率的更新。最后, 在状态估计优化过程中, 结合编队目标的特点, 加入相似度判别技术, 利用杰森-香农(JS)散度量高斯分量间的相似度, 剔除没有相似分量的高斯分量, 进一步优化估计结果。仿真结果表明, 该文方法能够快速有效地跟踪非同时出现的多编队机动目标, 具有较好的跟踪性能。

**关键词:** 多编队机动目标; 交互式多模型高斯混合概率假设密度滤波算法; 相关域; 密度聚类算法; 杰森-香农散度

中图分类号: TN953

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)07-1619-08

DOI: 10.11999/JEIT190508

## Tracking Method without Prior Information when Multi-group Targets Appear Successively

XIONG Wei GU Xiangqi XU Congan CUI Yaqi

(Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** Considering the problem of multi-group maneuvering target tracking, a fast tracking method based on Interactive Multiple Maneuvering Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density (IMM-GM-PHD) algorithm is proposed. Firstly, based on the completion of the IMM-GM-PHD algorithm prediction process, the density detection mechanism is added, and the correlation domain is used to select effective measurement for all predicted Gaussian components, and the Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) algorithm is combined to detect whether a new formation target appears. Secondly, based on the completion of the state update of the IMM-GM-PHD algorithm, the update of the model probability is completed by updating the composition of the Gaussian component. Finally, in the process of state estimation optimization, combined with the characteristics of formation targets, the similarity discrimination technique is added, and the Jensen-Shannon (JS) divergence is used to measure the similarity between Gaussian components, and the Gaussian components without similar components are eliminated, and the estimation results are further optimized. The simulation results show that the proposed algorithm can track multi-group maneuvering targets quickly and effectively, and has better tracking performance.

**Key words:** Multi-group maneuvering target; Interactive Multiple Maneuvering Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density (IMM-GM-PHD) algorithm; Correlation domain; Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) algorithm; Jensen-Shannon (JS) divergence

### 1 引言

在现代战争中, 使用飞机、导弹等突防武器结

成编队实施对敌攻击, 已成为一种常态化的攻击手段。由于编队目标具有低检测、高机动和战术性队形变化等特点, 在实际作战中对抗的难度系数很高, 传统多目标跟踪技术<sup>[1]</sup>难以有效处理编队目标的机动性强、点迹混杂等问题, 跟踪效果十分有限。因此, 编队目标跟踪技术<sup>[2-4]</sup>的研究具有良好的军事应用前景, 受到了国内外专家学者们的广泛关注。

收稿日期: 2019-07-08; 改回日期: 2020-03-22; 网络出版: 2020-04-09

\*通信作者: 顾祥岐 guxiangqi1314@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(91538201, 61790550)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (91538201, 61790550)

编队目标一般是指具有相似运动状态的空间临近目标,而且这些目标构成了比较稳定的编队结构,现有编队目标跟踪方法大都是基于这些特点提出的。如文献[5]将交互式多模型(Interactive Multiple Maneuvering, IMM)算法<sup>[6]</sup>和Bayes算法相结合,完成对多编队机动目标的跟踪;文献[7]基于迭代就近思想,结合编队特点,估计出编队内目标的状态和个数;文献[8]利用编队目标的特点,结合误差估计技术得到目标运动轨迹。但是,这些方法存在计算量大,数据关联混乱等问题,难以有效解决编队目标跟踪的实际问题。

随机有限集(Random Finite Set, RFS)<sup>[9]</sup>理论提出后,美国学者Mahler基于RFS框架提出了概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)滤波算法,该算法省去了复杂的数据关联过程,减少了算法的计算量,可以同时估计出目标的数量与状态。PHD算法的出现,为编队目标跟踪方法提供了新的发展方向。文献[10,11]在RFS框架下,分别利用高斯混合(Gaussian Mixture, GM)模型和序贯蒙特卡罗(Sequential Monte Carlo, SMC)方法实现了PHD算法,解决了PHD算法不存在闭合解的问题,分别用于解决线性高斯和非线性非高斯环境下的编队目标跟踪;文献[12]将聚类和GM-PHD算法相结合,以中心点轨迹反映编队目标运动轨迹;文献[13]提出了交互式多模型高斯混合概率假设密度滤波(Interactive Multiple Maneuvering Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density, IMM-GM-PHD)算法,实现了线性高斯环境下对编队机动目标的跟踪;文献[14]利用伽马高斯逆威夏特分布<sup>[15]</sup>描述目标的运动状态,引入IMM算法实现多编队机动目标跟踪;文献[16]在标签RFS框架下,利用广义标签多伯努利滤波算法和邻接矩阵,对编队内目标的状态和个数进行估计。但需要说明的是,这些方法大都忽视了编队目标非同时出现问题对跟踪结果的影响。当目标跟踪过程中探测区域内突然出现新编队目标时,如果缺乏应对措施,可能会导致目标遗漏,影响算法的跟踪性能。针对这一问题,这些方法要么直接不考虑编队目标非同时出现的问题,要么假定所有编队目标的初始运动状态、目标数量等均为已知先验信息,显然这都是不符合实际情况的。当跟踪过程中突然出现先验信息未知的新编队目标时,由于新生编队与已知编队之间有一定距离,这些方法会将新生编队生成的量测视为杂波处理。随着时间的推移,如果两者之间的距离逐渐减小,可能会发现新生编队并进行跟踪;反之,会出现漏目标的情况。而且,即使发现并跟

踪到新生编队,这个过程也需要很长时间才能完成,跟踪效果也一般。

基于以上背景,本文利用编队目标的特点,结合密度检测机制和相似度判别技术,提出了一种基于IMM-GM-PHD算法的无先验信息跟踪方法,并通过仿真实验验证了该方法的效能。

## 2 问题建模

### 2.1 状态模型

假设 $k$ 时刻探测区域内目标的状态集合为 $\mathbf{G}_k = \{\mathbf{X}_k^i\}_{i=1}^{N_k}$ ,其中 $N_k(N_k \geq 1)$ 为该集合中目标个数。目标 $i$ 的状态为 $\mathbf{X}_k^i = [x_k^i \ v_{x,k}^i \ y_k^i \ v_{y,k}^i]'$ , $1 \leq i \leq N_k$ , $(x_k^i, y_k^i)$ 和 $(v_{x,k}^i, v_{y,k}^i)$ 分别是目标 $i$ 在 $x, y$ 方向的位置和速度。

目标在 $k$ 时刻有 $M$ 个运动模型, $\mu_k^{i,j}$ 为目标 $i$ 处于模型 $j$ 的概率, $\mu_k^{i,jj'}$ 为目标 $i$ 从模型 $j$ 转移到模型 $j'$ 的概率, $\boldsymbol{\pi} = \{\pi_{jj'}\}$ 模型转移矩阵, $\pi_{jj'}$ 为目标从模型 $j$ 转移到模型 $j'$ 的先验概率且 $\sum_{j'=1}^M \pi_{jj'} = 1$ ,则目标 $i$ 处于模型 $j$ 的状态为 $\mathbf{X}_k^{i,j}(1 \leq j \leq M)$ 。

基于RFS框架, $k$ 时刻目标处于模型 $j(j = 1, 2, \dots, M)$ 的状态RFS为

$$\mathbf{G}_k^j = \left[ \begin{array}{l} \bigcup_{\mathbf{X}_{k-1}^{i,j} \in \mathbf{G}_{k-1}^j} \mathbf{S}_{k|k-1}^j(\mathbf{X}_{k-1}^{i,j}) \\ \bigcup_{\mathbf{X}_{k-1}^{i,j} \in \mathbf{G}_{k-1}^j} \mathbf{B}_{k|k-1}^j(\mathbf{X}_{k-1}^{i,j}) \cup \Gamma_k^j \end{array} \right] \quad (1)$$

式(1)中, $\Gamma_k^j$ 为 $k$ 时刻模型 $j$ 新生目标的状态RFS, $\mathbf{B}_{k|k-1}^j(\mathbf{X}_{k-1}^{i,j})$ 为 $k-1$ 时刻目标 $i$ 处于模型 $j$ 在 $k$ 时刻衍生目标的状态RFS, $\mathbf{S}_{k|k-1}^j(\mathbf{X}_{k-1}^{i,j})$ 为 $k-1$ 时刻目标 $i$ 处于模型 $j$ 在 $k$ 时刻继续存活的状态RFS。

### 2.2 量测模型

假设 $k$ 时刻的量测集合为 $\mathbf{Z}_k = \{\mathbf{z}_k^r\}_{r=1}^{N_{Z,k}}$ ,其中 $N_{Z,k}(N_{Z,k} \geq 1)$ 为该集合中量测个数。量测 $r$ 的状态为 $\mathbf{z}_k^r = [z_{k,x}^r \ z_{k,y}^r]'$ , $1 \leq r \leq N_{Z,k}$ , $z_{k,x}^r$ 和 $z_{k,y}^r$ 分别是量测 $r$ 在 $x, y$ 方向的位置。

基于RFS框架, $k$ 时刻量测RFS为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{K}_k \cup \left[ \bigcup_{\mathbf{X}_k^i \in \mathbf{G}_k} \Theta_k(\mathbf{X}_k^i) \right] \quad (2)$$

式(2)中, $\mathbf{K}_k$ 为 $k$ 时刻杂波RFS, $\Theta_k(\mathbf{X}_k^i)$ 为 $k$ 时刻由目标 $\mathbf{X}_k^i$ 生成的量测RFS。

## 3 新生编队航迹的快速起始

为了解决多编队目标非同时出现时,新生编队目标起始耗时较长,起始速度较慢,还有可能被

漏的问题,本文引入了密度检测机制。该机制是先利用IMM-GM-PHD算法的状态预测值与量测值之间的相关性筛选量测,按照相关程度对量测进行分类,再利用编队目标的特点,检测相关程度较低的量测中是否有新编队目标出现。如果检测出新编队目标,则将新编队目标生成的量测和达到相关性要求的量测都视为有效量测,其余量测当作杂波剔除;反之,直接将相关程度较低的量测剔除。该机制不仅能够有效地剔除杂波,减少算法的计算量,还避免了新编队目标生成的量测被视为杂波剔除的情况发生,减少起始新生编队目标的时间。在密度检测机制中,主要用到了相关域和密度聚类(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)算法<sup>[17]</sup>。

### 3.1 基于相关域的量测划分

由于IMM-GM-PHD算法的更新过程需要每个量测对每个预测高斯分量进行更新,因此量测集中的虚假量测会影响估计的性能。针对这一问题,本文提出了基于相关域的量测划分技术。基于相关域的量测划分技术是利用当前时刻预测高斯分量与量测数据之间的相关性,找出每个预测高斯分量相关域内的所有量测,将这些量测视为有效量测,其他量测视为杂波。

基于相关域的量测划分技术的计算流程为

$$\eta_{z_k^r}^{i,j} = z_k^r - \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{i,j} \quad (3)$$

$$\mathbf{S}_k^{i,j} = \mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^{i,j} \mathbf{H}_k^T \quad (4)$$

$$\text{Dist}_{z_k^r}^{i,j} = \left[ \eta_{z_k^r}^{i,j} \right]^T \left[ \mathbf{S}_k^{i,j} \right]^{-1} \eta_{z_k^r}^{i,j} \quad (5)$$

$$\text{Dist\_max}_{z_k^r}^i = \max_{j=1}^M \left( \text{Dist}_{z_k^r}^{i,j} \right) \quad (6)$$

$$\Phi_k^i = \bigcup_{r=1}^{N_{Z,k}} \left\{ r \mid \exists z_k^r \in \mathbf{Z}_k, \text{Dist\_max}_{z_k^r}^i \leq \varepsilon \right\} \quad (7)$$

$$\mathbf{Y}_k = \bigcup_{i=1}^{J_{k|k-1}} \Phi_k^i \quad (8)$$

$$\tilde{\mathbf{Y}}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{Y}_k \quad (9)$$

式(3)–式(9)中,  $\eta_{z_k^r}^{i,j}$ 为 $k$ 时刻第 $i$ 个高斯分量处于模型 $j$ 时量测 $r$ 的新息;  $\mathbf{H}_k$ 为量测矩阵,  $\mathbf{R}_k$ 为量测噪声的协方差矩阵;  $\mathbf{m}_{k|k-1}^{i,j}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k-1}^{i,j}$ 分别为 $k$ 时刻处于模型 $j$ 时第 $i$ 个高斯分量的预测均值和预测协方差矩阵;  $\mathbf{S}_k^{i,j}$ 为 $k$ 时刻第 $i$ 个高斯分量处于模型 $j$ 时量测的新息协方差;  $\text{Dist}_{z_k^r}^{i,j}$ 为 $k$ 时刻处于模型 $j$ 时量测 $r$ 与第 $i$ 个高斯分量间的偏离程度;  $\text{Dist\_max}_{z_k^r}^i$ 为 $k$ 时刻所有模型中量测 $r$ 与第 $i$ 个高斯分量间的最大偏离程

度,其主要作用是参与式(7)中的量测划分,找出每个高斯分量相关域内的所有量测,进而筛选出正确量测集合和虚假量测集合;  $\varepsilon$ 为相关域参数,由正确量测在相关域内的概率 $P\_G$  ( $0 < P\_G < 1$ )确定(为了确保量测划分结果的准确性,  $P\_G$ 的值要尽可能地大,因此本文设定 $P\_G = 0.999$ ),满足概率分布函数 $P(\chi_n^2 \leq \varepsilon) = P\_G$ ,  $\chi_n^2$ 为服从自由度 $n$ 的卡方分布,  $n$ 为 $z_k^r$ 的维度,已知 $P\_G$ 和 $n$ 后,  $\varepsilon$ 的值可从卡方分布的临界值表中得到;  $\Phi_k^i$ 为 $k$ 时刻与第 $i$ 个高斯分量间的偏离程度满足判别条件的量测集合;  $\mathbf{Y}_k$ 和 $\tilde{\mathbf{Y}}_k$ 分别为 $k$ 时刻筛选后的量测集合和杂波集合。

### 3.2 结合DBSCAN算法的新生编队检测

考虑到新生编队目标生成的量测容易被视为杂波处理,导致跟踪过程中无法快速有效的起始新编队目标,严重影响了滤波估计结果的准确性,本文提出了一种新生编队检测方法。

由于编队目标是由多个距离较近且具有稳定编队结构的目标组成,当某一区域突然出现新编队目标时,该区域的量测数量会增多,量测密度也会增大,因此,该方法的原理是利用量测密度增大的特点检测新生编队。DBSCAN算法是一种经典密度聚类算法,它能够根据密度对区域内的数据进行聚类划分,发现任意形状的数据集合,所以该方法结合DBSCAN算法检测集合 $\tilde{\mathbf{Y}}_k$ 中是否出现新生编队。

该方法步骤如下:

(1) 基于半径参数 $\varphi$ 对集合 $\tilde{\mathbf{Y}}_k$ 进行划分,找到每个量测所属的集合。其中,  $\varphi$ 为DBSCAN算法中的半径参数,反映了编队内目标的稠密程度,取值与编队内目标间的距离有关。由于编队内目标的运动状态基本一致,则 $\varphi$ 可取各编队内目标间距离的最大值。

(2) 利用编队目标结构稳定的特点,挑出量测个数不少于数量参数MinPts (MinPts表示编队内目标数目,通常默认MinPts = 3)的集合,得到集合 $\mathbf{D}_k^q$ 。其中, MinPts为DBSCAN算法中的数量参数,受编队目标密度影响,取值与编队内目标的数量有关;  $\mathbf{D}_k^q$ 为 $k$ 时刻第 $q$  ( $0 \leq q \leq k\_dbscan_k$ )个新生编队的量测集合,  $k\_dbscan_k$ 为 $k$ 时刻新生编队的个数。

(3) 依据所得结果进行判别,若 $k\_dbscan_k = 0$ ,则认定当前时刻没有出现新生编队,此时的有效量测集合为 $\tilde{\mathbf{Z}} = \mathbf{Y}_k$ ;反之,则认定当前时刻出现了新生编队,此时的有效量测集合为 $\tilde{\mathbf{Z}} = [\mathbf{Y}_k \quad \mathbf{D}_k]$  ( $\mathbf{D}_k$ 为所有新编队目标的量测集合)。

(4) 如果此时出现了新生编队目标,则需要求出所有新编队量测集合的中心点,将这些中心点视为该时刻的新生目标分量加到预测高斯分量集合中。由于这些高斯分量缺少先验信息,所以可以假

设它们的权值和协方差矩阵与先验新生目标的权值和协方差矩阵相同, 均值为

$$\tilde{z}_k^t = \frac{\sum_{i'=1}^{N\_D_k^t} z_k^{i'}}{N\_D_k^t} \quad (10)$$

$$\mathbf{m}_k^{t,j} = [\tilde{z}_{k,x}^t \quad 0 \quad \tilde{z}_{k,y}^t \quad 0]^\top \quad (11)$$

式(10)中,  $\tilde{z}_k^t$ 为 $k$ 时刻第 $t$  ( $1 \leq t \leq k\_dbscan_k$ )个中心点的状态,  $N\_D_k^t$ 为 $k$ 时刻集合 $D_k^t$ 内量测的个数; 式(11)中,  $\mathbf{m}_k^{t,j}$ 为 $k$ 时刻处于模型 $j$ 时第 $t$ 个高斯分量的均值。

#### 4 基于相似度判别的编队目标状态估计优化

由于编队目标具有编队结构稳定且编队内目标间距离较近、运动状态相似的特点, 使得滤波更新后高斯分量的个数依然很多, 传统修剪融合方法<sup>[10]</sup>难以有效筛选出真实目标生成的高斯分量, 严重影响目标状态估计结果的准确性, 也增加了后续迭代滤波过程的计算量。针对这些问题, 本文提出了一种基于相似度判别的编队目标状态估计优化方法。该方法是在传统修剪融合方法的基础上, 结合相似度判别技术, 进一步筛选高斯分量, 提高编队目标状态估计结果的准确度。

杰森-香农(Jensen-Shannon, JS)散度<sup>[18]</sup>是一种相似度衡量指标, 可以用于衡量两组不同数据之间的差值, 其值域范围是 $[0,1]$ , 完全相同为0, 完全不同为1。JS散度是相对熵(Kullback-Leibler, KL)散度<sup>[19]</sup>的一种变形, 解决了KL散度的不是距离、不对称的问题。基于以上特点, 相似度判别技术利用JS散度量两个高斯分量间的相似度, 即

$$JS(\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_1}, \widehat{\mathbf{m}}_k^{i_2}) = \frac{1}{2} \left( \text{KL}(\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_1} \parallel \widehat{\mathbf{m}}) + \text{KL}(\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_2} \parallel \widehat{\mathbf{m}}) \right) \quad (12)$$

式(13)中,

$$\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_1} = [\mathbf{x}_k^{i_1} \quad \mathbf{y}_k^{i_1}]^\top \quad (13)$$

$$\widehat{\mathbf{m}} = [\mathbf{x} \quad \mathbf{y}]^\top \quad (14)$$

$$\mathbf{x} = \frac{\mathbf{x}_k^{i_1} + \mathbf{x}_k^{i_2}}{2} \quad (15)$$

$$\mathbf{y} = \frac{\mathbf{y}_k^{i_1} + \mathbf{x}_k^{i_1 \top} \mathbf{x}_k^{i_1} + \mathbf{y}_k^{i_2} + \mathbf{x}_k^{i_2 \top} \mathbf{x}_k^{i_2}}{2} - \mathbf{x}^\top \mathbf{x} \quad (16)$$

$$\text{KL}(\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_1} \parallel \widehat{\mathbf{m}}) = \frac{1}{2} \left[ \ln(|\mathbf{y}|/|\mathbf{y}_k^{i_1}|) + \text{tr}(\mathbf{y}_k^{i_1}/\mathbf{y}) - \dim + (\mathbf{x}_k^{i_1} - \mathbf{x})^\top (\mathbf{y})^{-1} (\mathbf{x}_k^{i_1} - \mathbf{x}) \right] \quad (17)$$

式(12)–式(17)中,  $\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_1}$ 和 $\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_2}$ 分别为 $k$ 时刻第 $i_1$ 个高斯分量和第 $i_2$ 个高斯分量的距离参数,  $x_k^{i_1}$ 和 $y_k^{i_1}$ 分别表示第 $i_1$ 个高斯分量在 $x$ 和 $y$ 方向的位置;  $\text{KL}(\cdot)$ 为KL散度;  $\dim$ 为 $\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_1}$ 的维度。

求出两个高斯分量间的JS散度后, 进行相似度判别。若 $|\text{JS}(\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_1}, \widehat{\mathbf{m}}_k^{i_2})| \leq 0.5$ , 则认为 $\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_1}$ 和 $\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_2}$ 相似; 反之, 则认为 $\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_1}$ 和 $\widehat{\mathbf{m}}_k^{i_2}$ 不相似。利用此判别条件对所有高斯分量进行相似度判别, 剔除没有相似分量的高斯分量, 剩下的高斯分量就是真实目标生成的高斯分量。

#### 5 算法流程设计与实现

由于本文方法是基于IMM-GM-PHD算法提出的, 所以本方法的假设条件与IMM-GM-PHD算法的假设条件相同。图1为本文方法的流程框图。

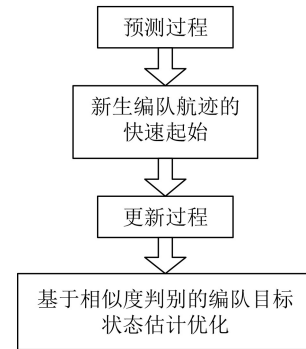


图1 流程图

如图1所示, 本文方法由预测过程、新生编队航迹的快速起始、更新过程和基于相似度判别的编队目标状态估计优化4个步骤组成。

第1步: 通过预测过程得到目标的状态预测。这里的预测过程与IMM-GM-PHD算法的预测过程相同, 详细内容可参见文献<sup>[13]</sup>。

第2步: 基于所得状态预测高斯分量, 进行新生编队航迹的快速起始, 得到处理后的量测集合和预测高斯分量。

第3步: 先对目标状态和模型概率进行更新, 再对各模型的状态估计进行融合, 得到总体状态估计。除模型概率更新, 这里的更新过程与IMM-GM-PHD算法的更新过程相同。

通常, 状态更新高斯分量集合由新生高斯分量、衍生高斯分量和存活高斯分量3部分组成。但是, 当有新编队目标出现时, 状态更新高斯分量集合中还会有新生编队目标状态高斯分量。由于新生高斯分量和新生编队目标状态高斯分量的先验信息缺乏, 所以考虑假设它们的模型概率为 $1/M$ 。而衍生高斯分量和存活高斯分量都是由前一时刻的高斯

分量决定的,所以令它们的模型概率仍然为前一时刻的模型概率。

第4步:利用基于相似度判别的编队目标状态估计优化方法筛选高斯分量,提高目标状态估计结果的准确度,得到目标的状态估计和个数估计。

## 6 仿真分析

### 6.1 仿真环境设置

假设探测区域内有3个编队运动。第1个编队中有4个目标,每个目标的初始位置依次是(600 m, -500 m), (570 m, -500 m), (540 m, -500 m), (630 m, -500 m), 初始速度均为(-50 m/s, 0 m/s)。这4个目标在1~10 s按模型1运动, 11~16 s按模型2运动, 17~30 s按模型1运动。在30 s之后,它们的运动状态发生变化。其中,前3个目标在31~42 s按模型3运动, 43~50 s按模型1运动;第4个目标在31~36 s按模型2运动, 37~40 s按模型1运动。第2个编队中有3个目标,每个目标的初始位置依次是(700 m, 600 m), (720 m, 620 m), (740 m, 640 m), 初始速度均为(0 m/s, -50 m/s)。这3个目标在1~20 s按模型1运动, 21~26 s按模型2运动, 27~40 s按模型1运动。第3个编队中有3个目标,每个目标的初始位置依次是(-800 m, -200 m), (-820 m, -220 m), (-820 m, -180 m), 初始速度均为(50 m/s, 0 m/s)。这3个目标在第10 s才出现,在10~16 s按模型1运动, 17~22 s按模型3运动, 23~30 s按模型1运动, 31~36 s按模型2运动, 37~40 s按模型1运动。

假设用3个模型描述目标的运动过程,所有模型都满足状态转移方程

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{\Gamma}v_{k-1} \quad (18)$$

式(18)中, $\mathbf{\Gamma}$ 是过程噪声分布矩阵; $v_{k-1}$ 是加性白噪声,其协方差矩阵 $\mathbf{Q}_{k-1} = \text{diag}([5^2, 5^2])$ 。

这3个模型中,模型1是CV模型,模型2是转弯角速度为0.25 rad/s的CT模型,模型3是转弯角速度为-0.25 rad/s的CT模型。各模型的初始概率均为 $\frac{1}{3}$ ,模型概率转移矩阵为

$$\boldsymbol{\pi} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (19)$$

假设目标的检测概率 $P_D$ 为0.98,存活概率 $P_S$ 为0.99,杂波服从均值为 $\lambda$ 的泊松分布。量测数据的采样间隔为1 s,量测噪声的协方差矩阵 $\mathbf{R}_k = \text{diag}([10^2, 10^2])$ 。目标的修剪阈值为 $10^{-4}$ ,融合阈值为8,最大高斯分量数为100,状态提取阈值为0.5。蒙特卡罗仿真次数为100,每次仿真时间为50 s。

假设每个时刻会产生2个新生高斯分量,它们的权值都是0.03,均值分别为(600 m, -50 m/s, -500 m, 0 m/s), (700 m, 0 m/s, 600 m, -50 m/s),协方差矩阵都是 $\text{diag}([10^2, 10^2, 10^2, 10^2])$ 。每个时刻会产生1个衍生高斯分量,它的权值是0.05,状态转移矩阵为 $\text{diag}([1, 1, 1, 1])$ ,过程噪声为0,协方差矩阵是 $\text{diag}([10^2, 10^2, 10^2, 10^2])$ 。

图2描述了编队目标的真实运动轨迹和量测数据。图中,“×”为目标和杂波产生的量测数据,“○”为目标开始运动时的位置,“△”为目标停止运动时的位置。

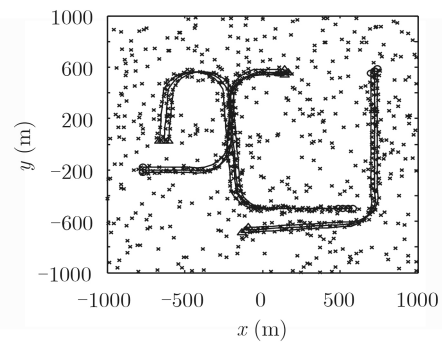


图2 真实运动轨迹和量测数据

### 6.2 仿真结果分析

本文算法与IMM-GM-PHD算法进行对比。

图3和图4分别为 $\lambda = 10$ 时两种算法单次仿真的状态估计图。对比图3和图4可以明显看出,与IMM-GM-PHD算法相比,本文算法对目标状态估计更加准确。尤其是当第10 s出现新编队目标时,IMM-GM-PHD算法需要大约10 s才能跟踪到目标,而本文算法只需3 s左右,跟踪速度有明显差距。

图5和图6分别为 $\lambda = 10$ 时两种算法的目标个数

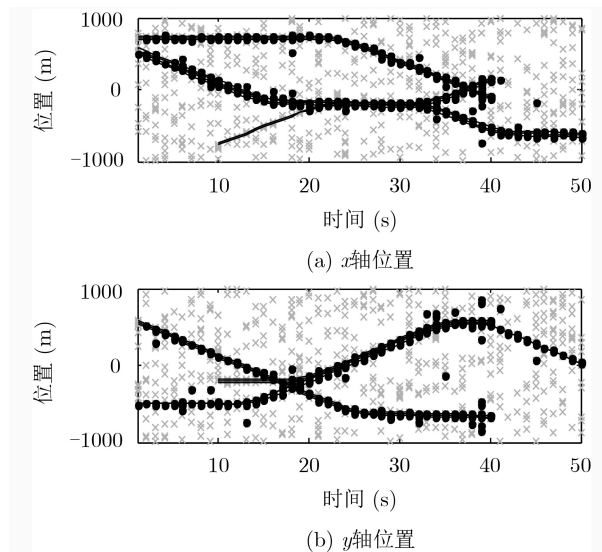


图3 IMM-GM-PHD算法单次仿真的状态估计

估计图。对比图5和图6中可以明显看出，与IMM-GM-PHD算法相比，本文算法能够更好地估计出目标的个数。特别是在突然出现新编队目标的时候，本文算法的跟踪效果明显更好。

图5和图6分别为 $\lambda = 10$ 时两种算法的目标个数估计图。对比图5和图6中可以明显看出，与IMM-GM-PHD算法相比，本文算法能够更好地估计出目标的个数。特别是在突然出现新编队目标的时候，本文算法的跟踪效果明显更好。

图7为 $\lambda = 10$ 时两种方法的最优子模式分配 (Optimal Sub-Pattern Allocation, OSPA)距离<sup>[20]</sup>比较图。如图7所示，从整体形势来看，IMM-GM-PHD算法的OSPA距离大于本文算法的OSPA距离，尤其是在10~20 s期间，两者的OSPA距离差值很大。因此，与IMM-GM-PHD算法相比，本文算法

的估计目标状态集合与真实目标状态集合之间的误差更小，算法的性能更好。

图8—图11为杂波密度不同时两种算法的目标个数估计图。其中，图8和图9是 $\lambda = 1$ 时两种算法的目标个数估计图，图10和图11是 $\lambda = 50$ 时两种算法的目标个数估计图。对比图8和图9、图5和图6、图10和图11可以明显看出，随着杂波密度增强，与IMM-GM-PHD算法相比，本文算法虽然能够更好地估计出目标的个数，但是估计结果受杂波密度影响更大。特别是在突然出现新编队目标的时候，本文算法的跟踪效果明显好于IMM-GM-PHD算法。

表1为杂波密度不同时两种算法的平均OSPA距离比较表。根据表中数据可以发现，虽然不同杂波密度下本文算法的平均OSPA距离都小于IMM-GM-PHD算法的平均OSPA距离，但是与IMM-

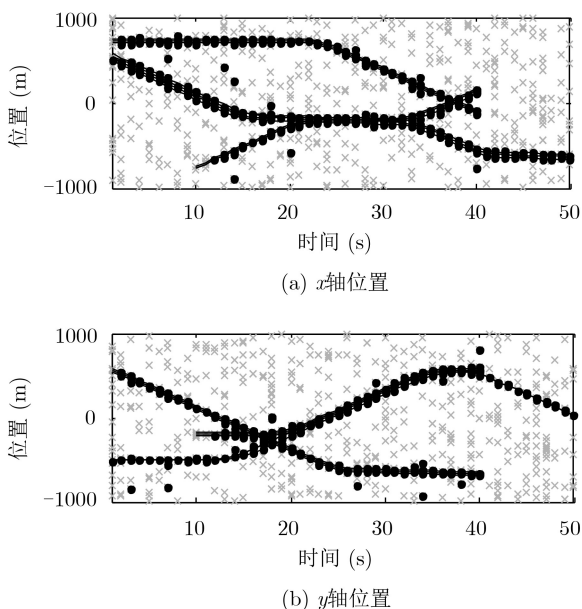


图4 本文算法单次仿真的状态估计

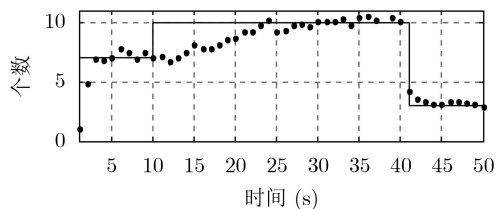


图5 IMM-GM-PHD算法的目标个数估计

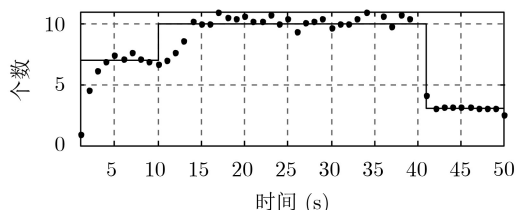


图6 本文算法的目标个数估计

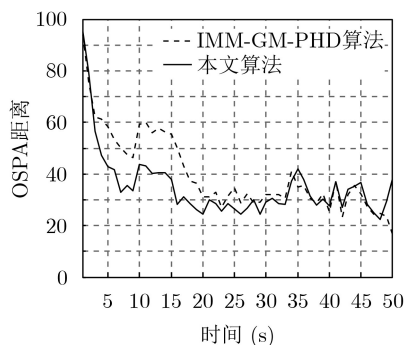


图7 OSPA距离比较

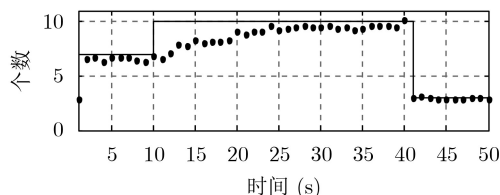


图8 IMM-GM-PHD算法的目标个数估计( $\lambda=1$ )

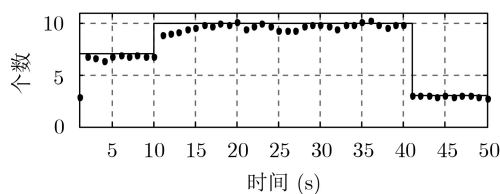


图9 本文算法的目标个数估计( $\lambda=1$ )

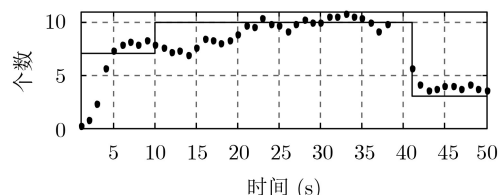


图10 IMM-GM-PHD算法的目标个数估计( $\lambda=50$ )

GM-PHD算法相比，本文算法的性能受杂波密度变化的影响更大。

虽然本文方法是针对多编队机动目标跟踪问题提出的，但是当存在单机动目标时，本文方法同样适用。

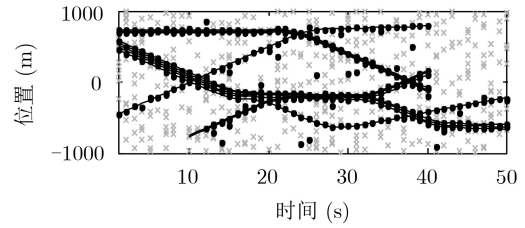
图12描述了编队目标的真实运动轨迹和量测数据。图中，“×”为目标和杂波产生的量测数据，“○”为目标开始运动时的位置，“△”为目标停止运动时的位置。

图13和图14分别为本文算法单次仿真的状态估计图和目标个数估计图。如图12所示，该区域内不仅有3个编队目标，还有2个单机动目标。从图13和图14中可以看出，本文方法不仅可以跟踪多个编队机动目标，还可以同时跟踪多个单机动目标，跟踪效果也比较较好。

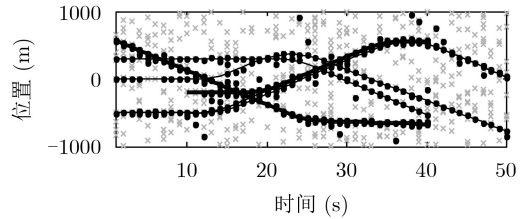
### 7 结论

本文针对多编队机动目标跟踪问题，提出了一种基于IMM-GM-PHD算法的无先验信息跟踪方法。该方法的优点如下：

- (1) 更新高斯分量前加入密度检测机制，在剔除大量杂波的同时快速发现新生编队，减少算法的计算量，提升算法的跟踪性能；
- (2) 更新模型概率时，针对不同类别的高斯分



(a) x轴位置



(b) y轴位置

图 13 本文算法单次仿真的状态估计

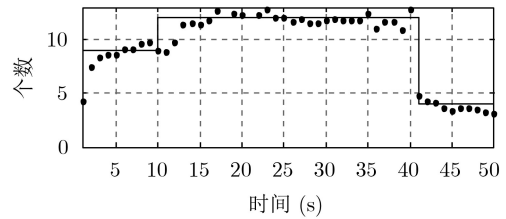


图 14 本文算法的目标个数估计

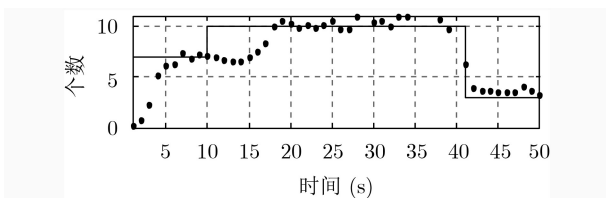


图 11 本文算法的目标个数估计( $\lambda=50$ )

表 1 不同杂波密度下平均OSPA距离比较

| 算法           | 杂波密度          |                |                |
|--------------|---------------|----------------|----------------|
|              | $\lambda = 1$ | $\lambda = 10$ | $\lambda = 50$ |
| IMM-GM-PHD算法 | 29.755        | 32.129         | 44.609         |
| 本文算法         | 21.821        | 28.617         | 43.996         |

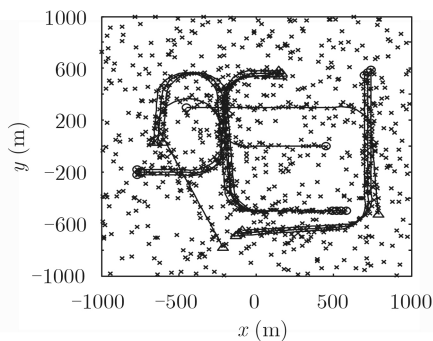


图 12 真实运动轨迹和量测数据

量匹配不同的模型概率，提升了模型交互输出结果的准确性；

(3) 目标状态估计优化时，利用相似度判别技术对高斯分量的状态进行判别，进一步剔除虚假信息，提高了目标状态估计结果的准确度。

(4) 仿真结果表明，与IMM-GM-PHD算法相比，本文算法的跟踪精度更高，跟踪速度更快、估计效果更好，应对突发情况的能力更强，适用范围更广。

### 参考文献

[1] YU Yihua. Consensus-based distributed linear filter for target tracking with uncertain noise statistics[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, 17(15): 4875–4885. doi: [10.1109/JSEN.2017.2712702](https://doi.org/10.1109/JSEN.2017.2712702).

[2] 但波, 姜永华, 李敬军, 等. 基于空时融合隐马尔科夫模型的舰艇编队目标识别方法[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(4): 926–932. doi: [10.11999/JEIT140589](https://doi.org/10.11999/JEIT140589).

DAN Bo, JIANG Yonghua, LI Jingju, et al. Ship formation target recognition based on spatial and temporal fusion hidden markov model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(4): 926–932. doi: [10.11999/JEIT140589](https://doi.org/10.11999/JEIT140589).

[3] FELDMANN M, FRÄNKEN D, and KOCH W. Tracking of

- extended objects and group targets using random matrices[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(4): 1409–1420. doi: [10.1109/tsp.2010.2101064](https://doi.org/10.1109/tsp.2010.2101064).
- [4] LAN Jian and LI X R. Tracking of maneuvering non-ellipsoidal extended object or target group using random matrix[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(9): 2450–2463. doi: [10.1109/tsp.2014.2309561](https://doi.org/10.1109/tsp.2014.2309561).
- [5] 王婷婷, 缪礼锋, 程然. 海上低空突防群目标跟踪的IMM-Bayesian实现[J]. *海军航空工程学院学报*, 2018, 33(1): 111–118. doi: [10.7682/j.issn.1673-1522.2018.01.003](https://doi.org/10.7682/j.issn.1673-1522.2018.01.003).  
WANG Tingting, MIAO Lifeng, and CHENG Ran. IMM-bayesian tracking algorithm for the sea surface low-altitude penetration group targets[J]. *Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University*, 2018, 33(1): 111–118. doi: [10.7682/j.issn.1673-1522.2018.01.003](https://doi.org/10.7682/j.issn.1673-1522.2018.01.003).
- [6] 何友, 修建娟, 关欣, 等. 雷达数据处理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013: 191–201.  
HE You, XIU Jianjuan, GUAN Xin, et al. Radar Data Processing with Applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013: 191–201.
- [7] 王聪, 王海鹏, 何友, 等. 基于ICP的稳态部分可分辨编队目标精细跟踪算法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2017, 43(6): 1123–1131. doi: [10.13700/j.bh.1001-5965.2016.0421](https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2016.0421).  
WANG Cong, WANG Haipeng, HE You, et al. Refined tracking algorithm for steady partly resolvable group targets based on ICP[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2017, 43(6): 1123–1131. doi: [10.13700/j.bh.1001-5965.2016.0421](https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2016.0421).
- [8] WANG Haipeng, SUN Weiwei, JIA Shuyi, et al. A group target track correlation algorithm based on systematic error estimation[C]. 2016 CIE International Conference on Radar, Guangzhou, China, 2016: 1–8. doi: [10.1109/RADAR.2016.8059386](https://doi.org/10.1109/RADAR.2016.8059386).
- [9] MAHLER R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1152–1178. doi: [10.1109/TAES.2003.1261119](https://doi.org/10.1109/TAES.2003.1261119).
- [10] VO B N and MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4091–4104. doi: [10.1109/tsp.2006.881190](https://doi.org/10.1109/tsp.2006.881190).
- [11] VO B N, SINGH S, and DOUCET A. Sequential Monte Carlo methods for multitarget filtering with random finite sets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(4): 1224–1225. doi: [10.1109/taes.2005.1561884](https://doi.org/10.1109/taes.2005.1561884).
- [12] 朱友清, 周石琳, 高贵. 结合聚类的GM-PHD滤波器辐射源群目标跟踪[J]. *系统工程与电子技术*, 2015, 37(9): 1967–1973. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2015.09.03](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2015.09.03).  
ZHU Youqing, ZHOU Shilin, and GAO Gui. Emitter group targets tracking using GM-PHD filter combined with clustering[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(9): 1967–1973. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2015.09.03](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2015.09.03).
- [13] WOOD T M. Interacting methods for manoeuvre handling in the GM-PHD filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(4): 3021–3025. doi: [10.1109/TAES.2011.6034685](https://doi.org/10.1109/TAES.2011.6034685).
- [14] WANG Yun, HU Guoping, and LI Zhenxing. Tracking of group targets using multiple models GGIW-PHD algorithm based on best-fitting Gaussian approximation and strong tracking filter[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, 2018, 232(2): 331–343. doi: [10.1177/0954410016684359](https://doi.org/10.1177/0954410016684359).
- [15] GRANSTROM K and ORGUNER U. On spawning and combination of extended/group targets modeled with random matrices[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(3): 678–692. doi: [10.1109/tsp.2012.2230171](https://doi.org/10.1109/tsp.2012.2230171).
- [16] 朱书军, 刘伟峰, 崔海龙. 基于广义标签多伯努利滤波的可分辨群目标跟踪算法[J]. *自动化学报*, 2017, 43(12): 2178–2189. doi: [10.16383/j.aas.2017.c160334](https://doi.org/10.16383/j.aas.2017.c160334).  
ZHU Shujun, LIU Weifeng, and CUI Hailong. Multiple resolvable groups tracking using the GLMB filter[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(12): 2178–2189. doi: [10.16383/j.aas.2017.c160334](https://doi.org/10.16383/j.aas.2017.c160334).
- [17] SAEEDI EMADI H and MAZINANI S M. A novel anomaly detection algorithm using DBSCAN and SVM in wireless sensor networks[J]. *Wireless Personal Communications*, 2018, 98(2): 2025–2035. doi: [10.1007/s11277-017-4961-1](https://doi.org/10.1007/s11277-017-4961-1).
- [18] LIN J. Divergence measures based on the Shannon entropy[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1991, 37(1): 145–151. doi: [10.1109/18.61115](https://doi.org/10.1109/18.61115).
- [19] VAN ERVEN T and HARREMOS P. Rényi divergence and Kullback-Leibler divergence[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2014, 60(7): 3797–3820. doi: [10.1109/TIT.2014.2320500](https://doi.org/10.1109/TIT.2014.2320500).
- [20] SCHUHMACHER D, VO B T, and VO B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(8): 3447–3457. doi: [10.1109/tsp.2008.920469](https://doi.org/10.1109/tsp.2008.920469).
- 熊 伟: 男, 1978年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为多传感器信息融合。  
顾祥岐: 男, 1995年生, 硕士, 研究方向为信息融合、雷达数据处理。  
徐从安: 男, 1987年生, 讲师, 研究方向为信息融合、大数据技术。  
崔亚奇: 男, 1987年生, 讲师, 研究方向为深度学习、多传感器信息融合。