

# 基于虚拟领导者的集群目标精细化跟踪技术

王宁宁 李迪 汪吉莞

江南机电设计研究所 贵州 贵阳 550009

**【摘要】**：针对无人机集群进行群侦察、群干扰、群打击等多种作战任务时形成的不同编队行为，设计了基于虚拟领导者模型的多样化队形约束算法，采用了图理论结合广义标签多伯努利滤波算法对可分辨群目标进行跟踪。该算法在群成员状态估计的基础上，通过计算每个时刻的偏差矩阵获得邻接矩阵估计，利用图理论中连通图的概念对群目标进行划分得到群结构估计结果。在群结构内部，结合虚拟领导者模型给出了群内目标的运动方程，改善了群内目标的预测精度，使群目标整体的跟踪性能得到改善。最后通过仿真验证了该方法对群目标跟踪的有效性。

**【关键词】**：多样化队形约束；广义标签多伯努利滤波器；偏差矩阵；邻接矩阵估计

DOI:10.12417/2705-0998.26.05.030

## 1 引言

无人机集群可实施压制/摧毁防空系统、协同打击与侦察、信息干扰、信息处理和传输等任务，已逐渐成为一类新型空中武器进入实用阶段。无人机集群目标在不同任务阶段展现出来近距离编队、多样化队形变换等不确定特征，给探测系统稳定跟踪能力带来了严峻的挑战，针对群目标的探测跟踪已成为当下反集群作战必须解决的重要问题。

传统的多目标跟踪方法主要包括结合卡尔曼滤波与数据关联技术<sup>[1]</sup>、联合概率数据关联算法<sup>[2]</sup>和多假设跟踪算法(MHT)<sup>[3]</sup>等，这些方法当杂波密度较大时，跟踪效果会大大减弱。基于随机有限集(RFS)的群目标跟踪算法<sup>[4-8]</sup>能够适应群目标的跟踪需求，但是由于群目标的复杂性，每一时刻群目标的形状都可能不同，用随机矩阵来模拟群目标的外形常常无法应对群目标形状变化的情况，需要针对群目标的特点去进行相应的建模工作。

基于以上分析，本文首先借助图理论对可分辨群目标运动状态建模。在此基础上，再对可分辨群目标进行跟踪估计。具体而言，首先由于起始阶段群目标之间的协作关系未知，因此假设群目标之间是独立的并采用广义标签多伯努利滤波算法获得各目标的状态估计和轨迹估计以及目标的个数估计；而后在获得群目标中各成员的状态估计基础上，通过计算每时刻的偏差矩阵获得邻接矩阵估计，并通过邻接矩阵得到群的结构关系，最后再利用图理论中连通图的概念估计子群个数。

## 2 群目标精细化跟踪技术

### 2.1 广义标签多伯努利滤波器

随机有限集(Random Finite Set Cardinality,RFS)中的元素数量及元素自身的取值都是随机的，并且元素之间是无序排列的<sup>[9]</sup>，这些特点使其十分适合应用于多目标跟踪场景。在用RFS对多目标进行建模时，利用RFS势的概率分布可以对集合中元素的个数进行估计，利用RFS的联合概率密度可以对多目标的状态进行估计。

$$X_k = \left[ \bigcup_{x_{k-1} \in X_{k-1}} S_{k|k-1}(x_{k-1}) \right] \cup \left[ \bigcup_{x_{k-1} \in X_{k-1}} B_{k|k-1}(x_{k-1}) \right] \cup \Gamma_k \quad (2-1)$$

在 $k$ 时刻可以建立如下多目标状态模型：

其中， $S_{k|k-1}(x_{k-1})$ 表示存活目标的RFS， $B_{k|k-1}(x_{k-1})$

表示衍生目标的RFS， $\Gamma_k$ 表示新生目标的RFS。

$k$ 时刻的多目标状态合集 $X_k$ 可用以下数学语言表示：

$$Z_k = \left[ \bigcup_{x_k \in X_k} D_k(x_k) \right] \cup \kappa_k \quad (2-2)$$

其中， $D_k(x_k)$ 表示目标的量测， $\kappa_k$ 表示 $k$ 时刻传感器产生的虚警RFS。

为了能够得到目标的航迹，引入标签随机集的概念。标签RFS为状态空间 $X$ 中不同目标的状态 $x_{k,i}$ 添加了可以识别身份的标签 $l = (k, i)$ 来加以区分，其中 $k$ 为目标产生的时刻， $i$ 表示该目标为 $k$ 时刻产生的第 $i$ 个目标。因此，目标的标签定义在于状态空间相区分的标签空间 $L$ 中，从而标签RFS $X$ 为定义在状态空间 $X$ 和标签空间 $L$ 上的RFS，即 $X \in X \times L$ 。

标签和目标之间是一一对应的，定义联合空间到标签空间 $X \times L \rightarrow L$ 的映射函数 $L((x, l)) = l$ ，对于标签RFS $X$ ， $L(X)$ 为其标签集。由于标签数目和目标数目是相等的，有 $|L(X)| = |X|$ ，其中 $|\cdot|$ 表示集合的势。定义标签唯一性指示函数如下所示。

$$\Delta(X) = \delta_{|X|}(|L(X)|) \quad (2-3)$$

$$\delta_r(X) = \begin{cases} 1, X=Y \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (2-4)$$

标签多伯努利 RFS 由多伯努利参数合集  $\{r^{(\xi)}, p^{(\xi)}(\cdot)\}_{\xi \in \Psi}$  定义, 其中  $\Psi$  为索引集,  $r$  表示目标的存在概率,  $p$  表示目标状态的概率分布。对每一个单独的伯努利 RFS, 若其存在则可以得到一个标签。因此定义在  $\mathbf{X} \times \mathbf{L}$  联合空间的标签多伯努利 RFS 概率密度可表示为。

$$\pi(\{(x_1, l_1), \dots, (x_n, l_n)\}) = \delta_n(\{l_1, \dots, l_n\}) \prod_{\xi \in \Psi} (1 - r^{(\xi)}) \times \prod_{j=1}^n \frac{1_{\alpha(\Psi)}(l_j) r^{(\alpha^{-1}(l_j))} p^{(\alpha^{-1}(l_j))}(x_j)}{1 - r^{(\alpha^{-1}(l_j))}} \quad (2-5)$$

$$1_Y(X) = \begin{cases} 1, X \subseteq Y \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (2-6)$$

### 2.2 基于虚拟领导者的群结构模型

与一般的多目标问题不同, 可分辨群目标中多个目标以一定的协作模式运动, 各目标按照一定的图结构模式协作运动。把每个目标看成顶点, 而目标之间的距离就是两顶点之间的权重。

表 1 群目标的动态模型建立

步骤 1. 遍历群中所有 1:n 个结点
步骤 2. 通过邻接矩阵找到该结点的父结点
步骤 3. 如果该结点存在父结点, 如下式
$x_{k+1,i} = \sum_{l \in P(i)} \omega_k(l,i) [A_{k,l} x_{k,l} + b_k(l,i)] + B_{k,i} \omega_{k,i}$
步骤 4. 如果该结点不存在父结点, 如下式:
$x_k = A_{k-1} x_{k-1} + B_{k-1} \omega_{k-1}$

## 3 可分辨群目标估计

### 3.1 群成员估计

线性跟踪系统可以使用广义标签伯努利滤波算法, 通过预测步和跟踪步可以获得群中各成员包括位置与速度的状态估计、群成员个数以及群成员的航迹估计, 其中预测步和更新步如下所示。

#### (1) 预测步

当多目标的先验概率密度形式如上式所示时,  $\delta$ -GLMB 的预测步为

$$\pi_+(\mathbf{X}_+) = \Delta(\mathbf{X}_+) \sum_{(I_+, \xi) \in F(L) \times \Xi} \omega_+^{(I_+, \xi)} \times \delta_{I_+}(L(\mathbf{X}_+)) [p^{(\xi)}]^{X_+} \quad (2-7)$$

其中:

$$\omega_+^{(I_+, \xi)} = \omega_B(I_+ \cap \mathbf{B}) \omega_S^{(\xi)}(I_+ \cap \mathbf{L}) \quad (2-8)$$

$$p_+^{(\xi)}(x, \ell) = 1_L(\ell) p_S^{(\xi)}(x, \ell) + (1 - 1_L(\ell)) p_B(x, \ell) \quad (2-9)$$

$$p_S^{(\xi)}(x, \ell) = \frac{\langle p_S(\cdot, \ell) f(x|\cdot, \ell), p^{(\xi)}(\cdot, \ell) \rangle}{\eta_S^{(\xi)}(\ell)} \quad (2-10)$$

$$\eta_S^{(\xi)}(\ell) = \int \langle p_S(\cdot, \ell) f(x|\cdot, \ell), p^{(\xi)}(\cdot, \ell) \rangle dx \quad (2-11)$$

$$\omega_S^{(\xi)}(L) = [\eta_S^{(\xi)}]^{L} \sum_{I \subseteq L} 1_I(L) [q_S^{(\xi)}]^{I-L} \omega^{(I, \xi)} \quad (2-12)$$

$$q_S^{(\xi)}(\ell) = \langle q_S(\cdot|\ell), p^{(\xi)}(\cdot, \ell) \rangle \quad (2-13)$$

其中,  $\omega_B(I_+ \cap \mathbf{B})$  是新生标签  $(I_+ \cap \mathbf{B})$  的权重,  $\omega_S^{(\xi)}(I_+ \cap \mathbf{L})$  是存活标签  $(I_+ \cap \mathbf{L})$  的权重。  $p_B(\cdot, \ell)$  是新生目标的概率密度,  $p_S^{(\xi)}(x, \ell)$  是由先验密度  $p^{(\xi)}(\cdot, \ell)$  得到的存活目标的密度。  $f(\cdot|\ell)$  表示存活目标的概率密度。

#### (2) 更新步

如果多目标的预测密度如上式所示时, 则更新步为

$$\pi \mathbf{X} | Z \approx \Delta \mathbf{X} \sum_{(I, \xi) \in F(L) \times \Xi} \sum_{\theta \in \Theta^{(M)}} \tilde{\omega}^{(I, \xi, \theta)} \times \delta_{I, L}(\mathbf{X}) [p^{(\xi, \theta)}]^{X} \quad (2-14)$$

其中, 在一个固定的  $(I, \xi)$  中,  $\Theta^{(M)} = \{\xi^{(1)}, \dots, \xi^{(M)}\}$  集

合表示在最大权重  $\omega^{(I, \xi, \theta^{(i)})}$  时  $\Theta$  的 M 个元素。  $\tilde{\omega}^{(I, \xi, \theta)}$  为截断后的归一化权重。

### 3.2 邻接矩阵和群个数估计

在获得可分辨群目标中各成员状态估计的基础上, 通过各时刻邻接矩阵估计来得到各群目标的结构信息<sup>[10-11]</sup>。

#### (1) 偏差矩阵估计

使用目标的状态估计获得偏差矩阵估计:

$$D_k(\hat{X}_k) = \begin{bmatrix} 0 & d_k(1,2) & \dots & d_k(1, \hat{n}_k) \\ d_k(2,1) & 0 & \dots & d_k(2, \hat{n}_k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_k(\hat{n}_k, 1) & d_k(\hat{n}_k, 2) & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (2-15)$$

其中,  $d_k(i, j)$  定义为如下向量 2 范数:

$$d_k(i, j) = \|\hat{x}_{k,i} - \hat{x}_{k,j}\|_2, i \neq j \quad (2-16)$$

通过偏差向量  $b_k(l, i)$  和偏差矩阵可以估计邻接矩阵:

$$\hat{A}_{dk}(i, j) = \begin{cases} 1, & \eta_k(i, j) \leq \eta_\lambda, i \neq j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2-17)$$

$$\eta_k(i, j) = \sum_{n=1}^{\hat{n}_k} N(d_k(i, j); \|b_{k,n}\|_2, \text{tr}(Q_{k,n})) \quad (2-18)$$

其中,  $\eta_\lambda$  表示  $\eta_k(i, j)$  的值, 当  $\eta_k(i, j)$  小于该值时,

$\hat{A}_{dk}(i, j)$  等于 1, 反之为 0.  $Q_{k,n}$  为过程噪声的协方差阵。

### (2) 子群个数估计

采用连通图的概念去估计子群的个数。因此, 定义如下的 Laplacian 矩阵

$$L_k = E_k - \hat{A}_{dk} \quad (2-19)$$

其中,  $E_k$  是对称矩阵并且等于  $\text{diag}\{e_{k,1}, \dots, e_{k,n_k}\}$ , 其

中  $e_{k,i}$  表示图中顶点  $v_{k,i}$  的自由度即连接到该顶点的边数,  $\hat{A}_{dk}$  是邻接矩阵估计。子群的个数等价于森林中连通图的个数。在 Laplacian 矩阵的特征值中, 0 出现的次数即为连通图的个数, 即群目标中子群个数。

## 4 仿真实验

### 4.1 仿真场景与参数设定

为验证本项目所提算法性能, 建立仿真实验场景, 参数设定如表 2 所示。

表 2 仿真实验场景与参数设定

编队方式	单群多编队方式切换集群飞行
三维观测区域	$[-100, 4500]m \times [-200, 1800]m \times [-100, 600]m$
目标数	15 个
初始队形	三角形编队群: 35m/s 匀速运动
改变编队队形	480s 时变为箭形无人机群, 以 40m/s 匀速运动
	850s 时变为蛇形无人机群, 以 30m/s 匀速运动

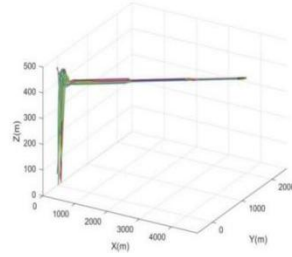
设置采样周期为  $\Delta t = 1s$ , 雷达传感器放置在  $[2500, -1000, 0]m$  处。其检测概率为  $p_d^s = 0.98$ , 杂波强度为

$\lambda_c = 5$ 。观测值为目标与传感器之间的距离和角度

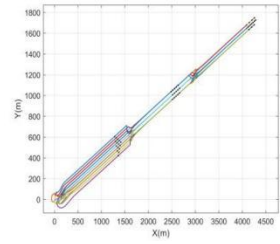
$z = [r, \theta, \varphi]^T$ , 其中  $r \in [0, 4500]$ ,  $\theta \in [-\frac{\pi}{6}, \frac{3\pi}{4}]$ ,  $\varphi \in [-\frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{2}]$ 。

### 4.2 仿真分析

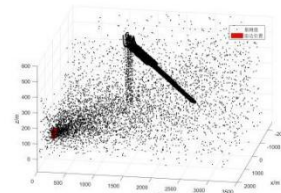
根据设定的仿真场景, 目标三维及二维空间下的运动轨迹如图 1 (a) 和 (b) 所示, 三维空间雷达量测仿真结果如图 1 (c) 所示。



(a) 三维空间下运动轨迹



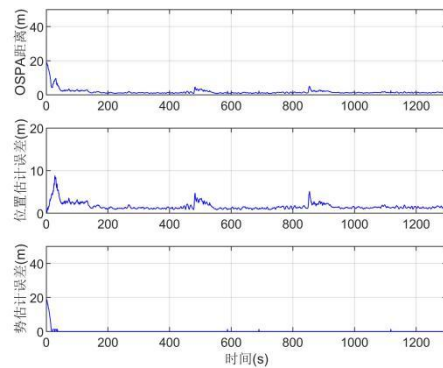
(b) 二维空间下运动轨迹



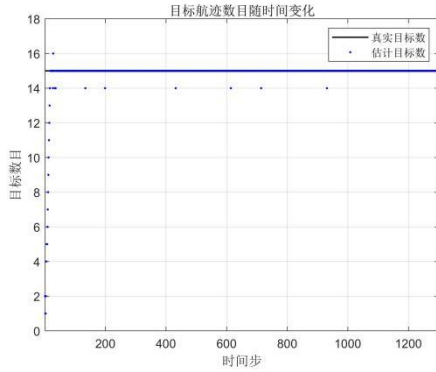
(c) 三维空间雷达量测仿真结果

图 1 目标运动状态

为评估所使用算法的性能, 采用最优子模式分配距离 (Optimal sub pattern assignment, OSPA) 作为衡量标准。其中, 阶数  $p = 1$ , 截断门限  $c = 100$ 。单次滤波获得的 OSPA 结果与目标估计结果分别如图 2 所示。由图中可以看出, 在每次队形发生改变时, OSPA 距离会出现波动, 约 50s 后逐渐降低趋于稳定, 但总体位置估计误差小于 10m, 能够较稳定的跟踪无人机目标。目标数量估计偏差约为 5%, 表明所研究算法能够较准确的估计无人机目标数量。



(a) OSPA 距离



(b) 目标估计结果

图 2 算法性能仿真结果

本文所提方法利用了群结构信息及虚拟领导者模型，对广义标签多伯努利滤波器的预测过程进行修正，为了进一步分析该方法在使用群目标跟踪场景下的性能，将原始广义标签多伯努利滤波器与优化后的方法进行比较。图 3 展示了优化后算法与广义标签多伯努利滤波器多目标跟踪算法进行 50 次蒙特卡罗仿真后的平均多目标 OSPA 距离结果。

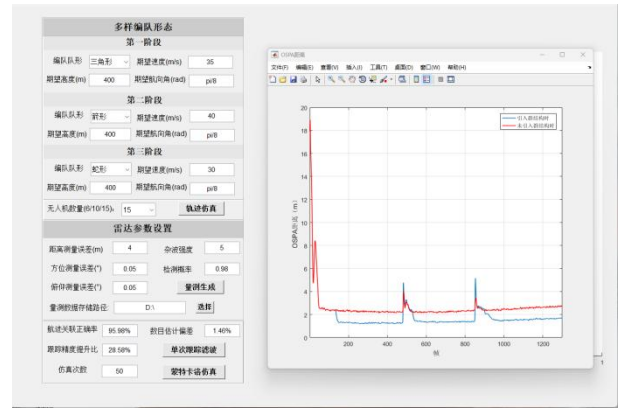


图 3 算法优化前后 OSPA 对比结果

从图 3 可以看出，引入群结构并使用虚拟领导者模型对广义标签多伯努利滤波器算法进行优化后，跟踪精度提升了 28.58%。

### 5 结语

本文针对可分辨状态下集群目标跟踪问题，提出了基于虚拟领导者模型的多样化队形约束算法，通过虚拟领导者模型给出了群内目标的运动方程，实现对群目标整体的跟踪性能的改善。仿真结果表明提出的算法相比传统广义标签多伯努利滤波器算法跟踪精度有显著提升，能够较稳定的估计无人机目标状态。

### 参考文献:

- [1] 赵广辉,卓松;徐晓龙.基于卡尔曼滤波的多目标跟踪方法[J].计算机科学,2018,45(08):047-053.
- [2] 郑丹阳,曹林,王涛,王东峰.一种基于变分推断的雷达多目标跟踪 JPDA 算法[J].电讯技术.2021(12).
- [3] 马艳琴,陆耀宾,李向前,马永林.幅度信息辅助的海面低空多目标多假设跟踪算法[J].现代雷达.2024(03).
- [4] 兰宇,吴健发,魏春岭.基于高斯过程与 PHD 滤波器的空间三维多扩展目标跟踪[J].中国空间科学技术(中英文).2026(01).
- [5] 李静铃,高琨函,高林,魏平.分布式多目标联合检测、跟踪和分类[J].航天电子对抗.2025(03).
- [6] 蒋康,张志勇,张振源,杜雪飞,谭锐.基于随机有限集理论的雷达抗干扰目标跟踪方法[J].仪器仪表学报.2025(05).
- [7] 尚李娜,董玫,陈伯孝.非均匀杂波环境下的低空多目标跟踪算法[J].系统工程与电子技术.2025(10).
- [8] 张笑妍,李革,王鹏.基于随机有限集的 CGF 机动状态实时生成方法研究[J].系统仿真学报.2025(09).
- [9] 王晓,韩崇昭,连峰.基于随机有限集的目标跟踪方法研究及最新进展[J].工程数学学报,2012,29(4):567-578.
- [10] Anderson B D O,Yu C,et al.Control and information architectures for formations[C].IEEE International Conference on mControl Applications,Munich Germany,2006:1127-1138.
- [11] Yu C,Hendrickx J M,Fidan B,et al.Three and higher dimensional autonomous formations:Rigidity,persistence mand structural persistence[J].Automatica,2007 43(3):387-402