

基于广义标签多伯努利滤波的可分辨群目标跟踪算法

朱书军¹ 刘伟峰^{1,2} 崔海龙¹

摘要 针对杂波条件下可分辨群目标的状态估计、目标个数与子群个数估计问题,提出了一种基于标签随机有限集 (Label random finite set, L-RFS) 框架下的可分辨群目标跟踪算法,该算法主要包括两个方面:可分辨多群目标动态建模和多群目标的跟踪估计.本文工作主要包括:1) 结合图论中的邻接矩阵对可分辨群目标运动进行动态建模.2) 利用基于 L-RFS 的广义标签多伯努利滤波 (Generalizes label multi-Bernoulli, GLMB) 算法对目标的状态和个数进行估计,并且通过估计邻接矩阵得到群的结构和个数估计.3) 通过个数不同、结构不同的三个子群目标在二维平面分别做线性和非线性运动进行算法验证.仿真分析表明本文算法能够准确估计出群目标中各目标的状态、个数以及子群的个数,并且能获得目标的航迹估计.

关键词 可分辨群目标跟踪, 广义标签多伯努利滤波, 邻接矩阵, 随机有限集, 图论

引用格式 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. 自动化学报, 2017, 43(12): 2178–2189

DOI 10.16383/j.aas.2017.c160334

Multiple Resolvable Groups Tracking Using the GLMB Filter

ZHU Shu-Jun¹ LIU Wei-Feng^{1,2} CUI Hai-Long¹

Abstract Aiming at the estimation of states, the number of targets and subgroups, a resolvable group target tracking algorithm is proposed based on the framework of label random finite set (L-RFS). The proposed algorithm focus on two aspects: dynamic modeling and tracking estimation for multiple resolvable group targets. Specifically, in the first step, the adjacent matrix is fused in the dynamic models. In the second step, the estimated state sets of the targets and the number of targets are estimated by using the generalized labeled multi-Bernoulli (GLMB) filter in the L-RFS framework. Finally, from the estimated adjacent matrix, the structures and number of subgroups are shown. Two experiments of a linear system and a nonlinear system, which involve three groups of targets with different shapes and structure, are given to show that the given algorithm is effective in estimating the resolvable group targets.

Key words Resolvable group target tracking, generalized label multi-Bernoulli (GLMB), adjacent matrix, random finite set (RFS), graph theory

Citation Zhu Shu-Jun, Liu Wei-Feng, Cui Hai-Long. Multiple resolvable groups tracking using the GLMB filter. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(12): 2178–2189

在传统的跟踪系统中,由于被跟踪目标距离雷达较远并且雷达的分辨率不足,在雷达屏幕上被跟踪目标显示为一个点源信号,通常假设被跟踪目标为一个点目标.所以,在传统的多目标跟踪算法中,假设被跟踪目标最多产生一个量测,例如概率数

据关联 (Probabilistic data association, PDA) 算法^[1]、联合概率数据关联 (Joint probabilistic data association, JPDA) 算法^[2–3]、多假设跟踪 (Multiple hypothesis tracking, MHT) 算法^[4–5]. 群目标由多个相互协作的目标构成,并保持着一定的结构进行运动^[6–7],如图 1 所示.该群目标由三个子目标组成,当雷达距离该群目标较远时,即使各子目标产生一个量测,该群目标也将产生多个量测,即能够在整个的群目标中获得多个量测.从单群目标角度来看,这使得基于一个目标至多产生一个量测假设的传统跟踪算法不再适用.另一方面,随着现代传感器技术的不断发展,雷达的分辨率日益提升使得传感器足以获得实际目标大致轮廓.例如高分辨率雷达能够从单个目标中获得多个量测,通常称这种目标为扩展目标,如图 2 所示,通常从目标机翼、机首和机尾等容易反射雷达波的位置获得多个量测.在动态建模、状态估计和个数估计问题上,群目标和扩展目标都面临着许多相似的科学问题:1) 它们都具有一定的形状,且都产生多个量测.2) 量测之间的

收稿日期 2016-04-15 录用日期 2016-12-27
Manuscript received April 15, 2016; accepted December 27, 2016

国家自然科学基金 (61333011, 61271144, 61273170, 61402140), 浙江省自然科学基金 (LY15F030020), 杭州电子科技大学控制科学与工程重点学科资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61333011, 61271144, 61273170, 61402140), Natural Science Foundation of Zhejiang Province (LY15F030020), and Most Important Subjects of Control Science and Engineering of Hangzhou Dianzi University

本文责任编辑 郭戈
Recommended by Associate Editor GUO Ge

1. 杭州电子科技大学自动化学院系统科学与控制工程研究所 杭州 310018 2. 信息系统工程重点实验室 南京 210007

1. Institute of Systems Science and Control Engineering, School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018
2. Science and Technology on Information System Engineering Laboratory, Nanjing 210007

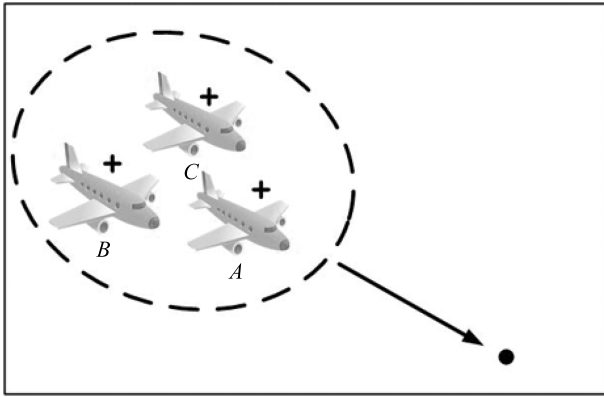


图 1 群目标 (“+” 表示量测)

Fig. 1 The group target (“+” denotes measurement)

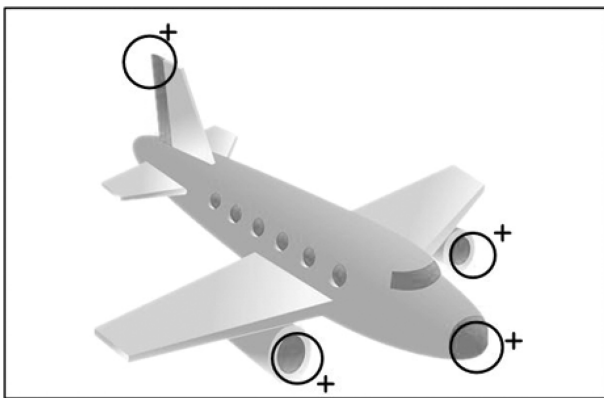


图 2 扩展目标 (“+” 表示量测)

Fig. 2 The extended target (“+” denotes measurement)

距离都小于跟踪门的门限, 使得传统的数据关联算法面临挑战. 为了便于描述, 本文将群目标和扩展目标统称为群目标.

当群目标产生的量测位于传感器同一个分辨单元内时, 我们认为该群目标不可分辨, 称为不可分辨群目标. 在文献 [8] 中, Koch 引进了不可分辨扩展目标的概念并且结合随机矩阵理论^[9-10] 提出了基于经典贝叶斯框架下的扩展目标跟踪算法, 该算法将基于传统的卡尔曼滤波单点源目标跟踪算法扩展到单个扩展目标跟踪. 使用该算法可以得到扩展目标的形心点, 同时通过估计二阶矩获得扩展目标的近似椭圆形状. 该方法在无杂波环境下跟踪单个扩展目标.

在文献 [11] 中, 提出了基于贝叶斯框架的多群目标跟踪算法, 该算法以群目标的整体运动趋势为跟踪对象, 通过建立群目标的中心和观测量之间的相互作用约束模型来估计目标数目和目标运动状态, 该方法不能形成目标航迹并且无结构估计问题. 在文献 [12] 中, 提出了基于箱式粒子滤波的群目标跟踪算法, 该算法基于广义似然函数加权的粒子滤

波算法, 即在原有的粒子滤波算法的基础上, 利用广义似然函数的积分解来计算区间量测下的粒子权重, 从而获得群目标的状态估计, 该算法属于点集估计, 不能获得群目标中各目标的运动轨迹. 在文献 [13] 中, Baum 等引进了随机超面模型, 通过假设每个量测源是随机生成的超曲面中的一个元素, 从而对扩展目标进行跟踪估计. 在文献 [7] 中, 针对多个固定个数的扩展目标问题, 提出了采用随机采样的方法进行扩展目标的状态估计.

随机有限集理论为解决群目标跟踪问题提供了另一种解决思路. 在文献 [14-15] 中, Gilholm 和 Salmond 首次提出了基于泊松分布的扩展目标模型. Mahler 提出了扩展目标概率假设密度 (Extended target probability density, ET-PHD)^[16], 该方法可以同时获得目标状态估计和个数估计, 并且该方法不需要考虑数据关联. 在文献 [17-18] 中, Granström 等提出了高斯混合扩展目标跟踪 (Gaussian mixture extended target PHD, GM-ET-PHD) 算法. 在文献 [19] 中, Orguner 等提出了针对扩展目标的势概率假设密度 (Extended target cardinality PHD, ET-CPHD). 在文献 [20] 中, 提出了一种针对群目标的跟踪算法, 该算法基于序列蒙特卡罗概率假设密度滤波器 (Sequential Monte Carlo probability hypothesis density filter, SMC-PHDF), 并用高斯混合模型 (Gaussian mixture models, GMM) 拟合 SMC-PHDF 中经重采样后的粒子分布, 通过估计混合模型的参数获得质心状态、形状和群个数估计. 在文献 [21] 中, 将基于势平衡多伯努利滤波 (Cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli, CBMeMBer) 算法推广到扩展目标跟踪算法, 并且给出了高斯混合条件下的算法. 文献 [22] 使用图论结合蒙特卡罗方法估计出群目标的状态, 但是该方法局限于目标个数是固定的情况. 在文献 [23] 中, Ristic 等提出了针对扩展目标的伯努利滤波算法 (Extended target Bernoulli filter, ET-BF), 用于跟踪单个扩展目标. 在文献 [24-25] 中提出了广义标签多伯努利滤波 (GLMB) 多目标跟踪算法, GLMB 滤波器不仅拥有 CPHD 和 PHD 滤波器的优点, 并且 GLMB 滤波算法能够通过给各目标添加一个独有的标签来获得各目标的轨迹估计. 文献 [26] 将 GLMB 多目标滤波算法扩展到多扩展目标跟踪算法, 但该算法只针对扩展目标, 不涉及群结构估计问题.

传统群目标估计算法一般假设目标个数固定且不受杂波干扰. 基于随机有限集 (Random finite set, RFS) 的估计算法可以有效解决上述问题, 并且能够有效避免数据关联分配过程. 从这个角度来讲, RFS 更适合于解决群目标的跟踪问题. 为了得到各目标的轨迹估计, 本文在标签 RFS (Label RFS,

L-RFS) 框架下, 采用 GLMB 滤波算法. 由于现有的群目标跟踪算法中, 都不涉及可分辨群目标的结构估计问题. 因此, 本文拟通过引进图理论来描述该群目标的结构.

可分辨群目标产生的多个量测位于传感器不同的分辨单元中. 相对于不可分辨群目标 (或部分可分辨群目标), 可分辨群目标运动不仅存在协作关系, 并且目标之间的结构关系需要估计. 随着高分辨率雷达的广泛使用, 针对可分辨群目标的跟踪估计也越来越重要. 在此, 本文采用了图理论结合 GLMB 滤波算法对可分辨群目标进行跟踪. 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, 再对可分辨群目标跟踪估计. 具体而言: 1) 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 GLMB 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. 2) 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估计获得邻接矩阵估计, 并通过邻接矩阵得到群的结构关系. 再利用图理论中连通图的概念估计子群个数.

本文是文献 [27] 的后续研究工作. 文献 [27] 只给出了群目标的动态建模方法以及获得群目标中各成员的状态估计方法. 本文在文献 [27] 的基础上, 对群目标邻接矩阵估计方法进行了分析说明, 从而能够获得群目标的结构信息, 并且本文给出了非线性可分辨群目标估计的方法. 实验结果较文献 [27] 更为全面.

本文使用的定义和一些数学符号约定如下: $\langle f, g \rangle = \int f(x)g(x)dx$ 表示 f 和 g 的内积. $[h(\cdot)]^X = \prod_{x \in X} h(x)$ 为多目标的幂形式, 按照约定, 当 $X = \emptyset$ 时, 该式等于 1, 并且 X 可以为向量或集合. 多目标环境下的 Kronecker delta 函数和指示函数如下所示

$$\delta_Y(X) = \begin{cases} 1, & \text{若 } X = Y \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$$1_Y(X) = \begin{cases} 1, & \text{若 } X \subset Y \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

其中, X 和 Y 表示集合. 为了便于区分, \mathbf{X} 和 X 分别表示带标签集合和不带标签集合, \mathbf{x} 和 x 分别表示带标签向量和不带标签向量, \mathbb{X} 和 \mathbb{L} 分别表示状态空间和离散标签空间. $\{(x_1, l_1), \dots, (x_n, l_n)\} \in \mathbb{X} \times \mathbb{L}$ 表示标签随机有限集 \mathbf{X} . GLMB 滤波算法要求不同目标的标签是不同的, 因此, 用下述表达式作为约束

$$\Delta(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & \text{若 } |\mathcal{L}(\mathbf{X})| = |\mathbf{X}| \\ 0, & \text{若 } |\mathcal{L}(\mathbf{X})| \neq |\mathbf{X}| \end{cases}$$

其中, $\mathcal{L}(\mathbf{X}) = \{\mathcal{L}(\mathbf{x}) : \mathbf{x} \in \mathbf{X}\}$, $\mathcal{L}(\mathbf{x}) = \mathcal{L}((x, \ell)) = \ell$.

1 背景

1.1 随机有限集 (RFS)

多目标环境下, 在 k 时刻, 目标的个数和状态可以用以下 RFS 表示^[28]:

$$X_k = \{x_{k,1}, \dots, x_{k,N(k)}\} \in \mathcal{F}(\mathcal{X}) \quad (1)$$

X_k 不仅描述了目标的状态改变信息, 还包括目标消失、新目标出生等目标个数变化情况. 因此, 有限随机变量 X_k 包含了多目标的所有动态信息. 同理, 可以建立如下观测 RFS^[25]:

$$Z_k = \{z_{k,1}, \dots, z_{k,M(k)}\} \in \mathcal{F}(\mathcal{Z}) \quad (2)$$

RFS Z_k 包含了杂波、目标观测以及漏检信息. 在式 (1) 和式 (2) 中, $N(k)$ 和 $M(k)$ 分别表示 k 时刻目标和量测个数, $\mathcal{X} \subseteq \mathbf{R}^{n_x}$ 和 $\mathcal{Z} \subseteq \mathbf{R}^{n_z}$ 为目标状态空间和观测空间, $\mathcal{F}(\mathcal{X})$ 和 $\mathcal{F}(\mathcal{Z})$ 分别为 \mathcal{X} 和 \mathcal{Z} 的所有有限子集构成的集合. 在 k 时刻, 一些目标会继续存活并且状态改变, 一些目标可能会再生出 (Spawned) 新目标, 新目标出生, 一些目标可能消亡, 因此, 可建立如下 RFS 状态模型:

$$X_k = [\cup_{x \in X_{k-1}} S_{k|k-1}(x)] \cup [\cup_{x \in X_{k-1}} B_{k|k-1}(x)] \cup \Gamma_k \quad (3)$$

其中, $S_{k|k-1}(x)$, $B_{k|k-1}(x)$ 和 Γ_k 分别表示目标的存活、再生和新生 RFS.

多目标状态 RFS 从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的变化可通过 RFS 转移概率密度函数描述^[29]

$$f_{k|k-1}(X_k|X_{k-1}) = \sum_{W \in \mathcal{X}_k} \pi_{T,k|k-1}(W|X_{k-1}) \times \pi_{\Gamma,k}(X_k - W) \quad (4)$$

其中, $\pi_{T,k|k-1}(\cdot|\cdot)$ 表示存活 RFS $T_{k|k-1}$ 的置信概率密度, $\pi_{\Gamma,k}(\cdot)$ 表示新生目标的置信概率密度.

1.2 伯努利分布

单伯努利 RFS X 描述单个目标状态集, 其概率密度如下

$$\pi(X) = \begin{cases} 1-r, & X = \emptyset \\ rp(x), & X = \{x\} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

其中, r 表示单个目标 x 的存在的概率, $p(x)$ 为目标 x 概率密度.

多伯努利 RFS X 可看作为固定个数且相互独立的单伯努利 RFS $X^{(i)}$ 的联合即 $X = \bigcup_{i=1}^N X^{(i)}$, 各单伯努利存在概率为 $r^{(i)}$, 概率密度为 $p^{(i)}$, 对于

有 n 个成员的随机有限集 $\{x_1, \dots, x_n\}$, 其多伯努利概率密度函数表示如下^[26]

$$\pi(\{x_1, \dots, x_n\}) = \prod_{j=1}^N (1 - r^{(j)}) \times \sum_{1 \leq i_1 \neq \dots \neq i_n \leq N} \prod_{l=1}^n \frac{r^{(i_l)} p^{(i_l)}}{1 - r^{(i_l)}} \quad (5)$$

其中, $x_1, \dots, x_n \in X = \cup_{i=1}^N X^{(i)}$ 并且相互独立, 因此多伯努利 RFS 完全可由参数 $\{(r^{(i)}, p^{(i)})\}_{i=1}^n$ 来描述.

1.3 标签 RFS

与传统的 RFS 不同, 标签 RFS 在目标状态 $x \in \mathbb{X}$ 添加了标签 $l \in \mathbb{L} = \{\alpha_i : i \in \mathbb{N}\}$ 变量, 其中 \mathbb{N} 表示目标的个数. 标签多伯努利密度函数如下^[22]

$$\pi(\{(x_1, l_1), \dots, (x_n, l_n)\}) = \delta_n(|\{l_1, \dots, l_n\}|) \times \prod_{c \in \Psi} (1 - r^{(c)}) \prod_{j=1}^n \frac{1_{\alpha(\Psi)}(l_j) r^{(\alpha^{-1}(l_j))} p^{(\alpha^{-1}(l_j))}(x_j)}{1 - r^{(\alpha^{-1}(l_j))}} \quad (6)$$

其标签多伯努利密度的简化描述形式为

$$\pi(\mathbf{X}_I) = \Delta(\mathbf{X}_I) 1_{\alpha(\Psi)}(\mathcal{L}(\mathbf{X}_I)) [\Phi(\cdot)]^{\mathbf{X}_I} \quad (7)$$

2 问题描述

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. 为描述可分辨群目标的结构, 本文引进图理论描述群目标中各节点 (目标) 间相互关系. 该方法已经在飞行器编队控制和多代理控制方面得到了成功的应用^[30-31].

2.1 邻接矩阵

定义 1. 图是由两个集合 V_e 和 E_d 组成, 记为 $G = (V_e, E_d)$, 其中 V_e 表示节点的非空有限集合, E_d 表示边的有限集合, 当这些边有方向时则称为有向图, 无方向时称为无向图.

借助图结构和群结构的相似性, 本文引进了邻接矩阵来描述可分辨群目标结构. 邻接矩阵能够描述群中目标之间的协作关系, 本文使用非对称的邻接矩阵, 即邻接矩阵描述相互联系目标的父子关系. 目标邻接矩阵

$$A_d = \begin{bmatrix} 0 & a(1, 2) & \dots & a(1, n) \\ a(2, 1) & 0 & \dots & a(2, n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a(n, 1) & a(n, 2) & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, 当第 i 个目标是第 j 个目标父节点时, $a(i, j) = 1$. 其他情况, $a(i, j) = 0$. 例如, 3 个目标构成的群关系如图 3 所示. 则该群的邻接矩阵如下

$$A_d = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

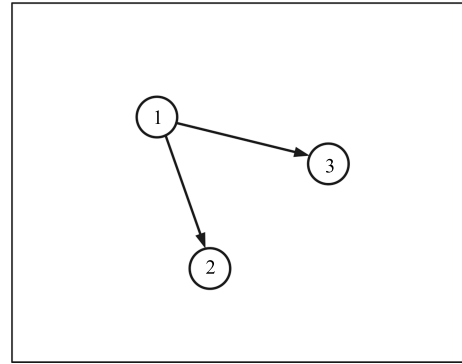


图 3 群目标结构模型

Fig. 3 The structure model of group target

2.2 系统模型

若每目标存在单个父节点时, 可分辨群目标运动模型如下

$$x_{k+1, i} = F_{k, l} x_{k, l} + b_k(l, i) + B_{k, i} w_{k, i} \quad (9)$$

$$z_{k+1, i} = C_{k+1} x_{k+1, i} + v_{k+1, i} \quad (10)$$

其中, $x_{k, i} = [p_{k, x_{k, i}}, \dot{p}_{k, x_{k, i}}, p_{k, y_{k, i}}, \dot{p}_{k, y_{k, i}}]^T$, $p_{k, x_{k, i}}$, $p_{k, y_{k, i}}$ 和 $\dot{p}_{k, x_{k, i}}$, $\dot{p}_{k, y_{k, i}}$ 分别表示目标 i 在 x 和 y 轴上的位置和速度, 并且 $x_{k, i} \in X_k$. l 表示 i 目标的父节点. $b_k(l, i)$ 为偏移向量, 表示目标 i 与其父节点之间的位置关系. $F_{k, l}$, C_{k+1} 分别表示状态转移矩阵和观测矩阵, $B_{k, i}$ 为状态噪声系数矩阵. w 和 v 分别为系统噪声和观测噪声且都服从正态分布.

根据邻接矩阵可以判断出群中各目标之间的连接及父子关系, 如果某个目标没有父亲节点, 则该目标被称作头节点, 头节点的运动会影响到其子目标, 而头节点自身运动不受其他目标影响. 因此, 头节点运动模型中补偿向量 $b_k(l, i) = 0$, 并且 $x_{k, l}$ 为它自身在 k 时刻的状态. 否则, 该目标存在着父节点并且该目标的运动受其父节点影响, 因此该目标运动模型中补偿向量 $b_k(l, i)$ 包含该节点与其父节点之间的方向和距离信息, 当目标存在多个父节点时, 线性条件下 $x_{k+1, i}$ 表示如下

$$x_{k+1, i} = \sum_{l \in \mathcal{P}(i)} \omega_k(l, i) [F_{k, l} x_{k, l} + b_k(l, i)] + B_{k, i} w_{k, i} \quad (11)$$

$$x_{k,i} \in X_k, \sum_{l \in \mathcal{P}(i)} \omega_k(l,i) = 1, \omega_k(l,i) \in [0,1] \quad (12)$$

其中, $\mathcal{P}(i)$ 表示目标 i 的所有父节点.

例如, 群目标结构模型如图 3 所示, 目标 1 是头节点, 目标 2 和目标 3 是目标 1 的子节点, 那么群目标的运动模型如下

$$\begin{cases} x_{k+1,1} = F_{k,1}x_{k,1} + B_{k,1}w_{k,1} \\ x_{k+1,2} = F_{k,2}x_{k,1} + b_k(1,2) + B_{k,2}w_{k,2} \\ x_{k+1,3} = F_{k,3}x_{k,1} + b_k(1,3) + B_{k,3}w_{k,3} \end{cases}$$

假设权重 $\omega_{k-1}(l,i)$ 为等权重, 建立群目标运动模型的主要步骤如下:

步骤 1. 遍历群中所有 $1 \sim n$ 个节点.

步骤 2. 通过邻接矩阵找到该节点的父节点.

步骤 3. 如果该节点存在父节点

$$x_{k,i} = \frac{1}{|\mathcal{P}(i)|} \sum_{l \in \mathcal{P}(i)} [x_{k,l} + b_{k-1}(l,i)] + B_{k-1}w_{k-1}$$

步骤 4. 如果该节点不存在父节点

$$x_{k,i} = F_{k-1,i}x_{k-1,i} + B_{k-1,i}w_{k-1,i}$$

3 可分辨群目标估计

δ -GLMB^[24] 滤波可以同时获得群中各成员的状态估计. 在获得各成员的状态估计的基础上, 再估计每时刻邻接矩阵获得可分辨群目标的结构关系, 并通过邻接矩阵得到子群个数估计和群状态估计.

3.1 群成员估计

由于群内各成员之间的距离相对一般的多目标比较接近, 采用的基于 RFS 的滤波算法更适合群目标跟踪. 为了获得各目标的轨迹估计, 选择 GLMB 滤波算法对群目标进行跟踪估计. 群目标之间协作运动, 目标之间的状态并不独立, 由于起始阶段的群目标之间的协作关系未知, 群结构和状态相互耦合. 因此, 我们采用一种两阶段的算法, 在第一阶段, 把群目标看作为独立运动. 使用 GLMB 滤波算法估计目标的状态和个数. 标准 GLMB 的算法定义如下^[24-25]:

$$\pi(\mathbf{X}) = \Delta(\mathbf{X}) \sum_{c \in \mathbb{C}} \omega^{(c)}(\mathcal{L}(\mathbf{X})) [p^{(c)}]^\mathbf{X} \quad (13)$$

其中, \mathbb{C} 表示离散变量, $p^{(c)}(\cdot, \ell)$ 表示目标 ℓ 的概率密度, 设 $\omega^{(c)}(I)$ 为权重并且满足 $\sum_{(I,c) \in \mathcal{F}(L) \times \mathbb{C}} \omega^{(c)}(I) = 1$, $\mathcal{F}(L)$ 为 L 上所有有限子集的集合. 该标准 GLMB 滤波算法在贝叶斯递推下封闭^[19].

为了便于计算, 将式 (13) 变形为

$$\pi(\mathbf{X}) = \Delta(\mathbf{X}) \sum_{(I,\xi) \in \mathcal{F}(L) \times \Xi} \omega^{(I,\xi)} \delta_I(\mathcal{L}(\mathbf{X})) [p^{(\xi)}]^\mathbf{X} \quad (14)$$

式 (14) 称为 δ -GLMB.

例如, 在 k 时刻, 其中 Ξ 为空集, 假设有以下两种可能

1) 有 0.2 的概率存在 1 个目标, 标签为 $(0,2)$, 即在 k 时刻存在目标 $(0,2)$ (即 0 时刻产生的目标 2), 并且该目标的概率密度为 $p(\cdot, (0,2)) = N(\cdot; m, P_2)$.

2) 有 0.8 的概率存在 2 个目标, 标签分别为 $(1,1)$ 和 $(0,2)$ (即 1 时刻产生的目标 1, 0 时刻产生的目标 2), 概率密度分别为 $p(\cdot, (1,1)) = N(\cdot; 0, P_1)$ 和 $p(\cdot, (0,2)) = N(\cdot; m, P_2)$.

0 时刻的 δ -GLMB 表达式为

$$\pi_0(\mathbf{X}) = 0.2 \delta_{\{(0,2)\}} \mathcal{L}(\mathbf{X}) p_0^\mathbf{X} + 0.8 \delta_{\{(1,1),(0,2)\}} \mathcal{L}(\mathbf{X}) p_0^\mathbf{X} \quad (15)$$

预测步. 当多目标的先验概率密度形式如式 (14) 所示时, δ -GLMB 的预测步为

$$\pi_+(\mathbf{X}_+) = \Delta(\mathbf{X}_+) \sum_{(I_+,\xi) \in \mathcal{F}(L) \times \Xi} \omega_+^{(I_+,\xi)} \times \delta_{I_+}(L(\mathbf{X}_+)) [p_+^{(\xi)}]^\mathbf{X}_+ \quad (16)$$

其中

$$\omega_+^{(I_+,\xi)} = \omega_B(I_+ \cap \mathbb{B}) \omega_S^{(\xi)}(I_+ \cap \mathbb{L}) \quad (17)$$

$$p_+^{(\xi)}(x, \ell) = 1_{\mathcal{L}}(\ell) p_S^{(\xi)}(x, \ell) + (1 - 1_{\mathcal{L}}(\ell)) p_B(x, \ell) \quad (18)$$

$$p_S^{(\xi)}(x, \ell) = \frac{\langle p_S(\cdot, \ell) f(x|\cdot, \ell), p^{(\xi)}(\cdot, \ell) \rangle}{\eta_S^{(\xi)}(\ell)} \quad (19)$$

$$\eta_S^{(\xi)}(\ell) = \int \langle p_S(\cdot, \ell) f(x|\cdot, \ell), p^{(\xi)}(\cdot, \ell) \rangle dx \quad (20)$$

$$\omega_S^{(\xi)}(L) = [\eta_S^{(\xi)}]^{L-1} \sum_{I \subseteq L} 1_I(L) [q_S^{(\xi)}]^{I-L} \omega^{(I,\xi)} \quad (21)$$

$$q_S^{(\xi)}(\ell) = \langle q_S(\cdot|\ell), p^{(\xi)}(\cdot, \ell) \rangle \quad (22)$$

其中, $\omega_B(I_+ \cap \mathbb{B})$ 是新生标签 $I_+ \cap \mathbb{B}$ 的权重, $\omega_S^{(\xi)}(I_+ \cap \mathbb{L})$ 是存活标签 $I_+ \cap \mathbb{L}$ 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. $f(\cdot|\cdot, \ell)$ 表示存活目标的概率密度.

更新步. 如果多目标的预测密度如式 (14) 所示时, 则更新步为

$$\pi(\mathbf{X}|Z) \approx \Delta(\mathbf{X}) \sum_{(I,\xi) \in \mathcal{F}(L) \times \Xi} \sum_{\theta \in \Theta^{(M)}} \tilde{\omega}^{(I,\xi,\theta)} \times \delta_I(L(\mathbf{X})) [p^{(\xi,\theta)}]^\mathbf{X} \quad (23)$$

其中, 在一个固定的 (I, ξ) 中, $\Theta^{(M)} = \{\xi^{(1)}, \dots, \xi^{(M)}\}$ 集合表示在最大权重 $\omega^{(I, \xi, \theta^{(i)})}$ 时的 Θ 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.

1) 偏差矩阵估计: 通过 GLMB 滤波算法获得各个目标的状态估计, $\hat{\mathbf{X}}_k = \{\hat{\mathbf{x}}_{k,1}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_{k,n_k}\}$ 表示在 k 时刻的群目标的状态估计集. 为了得到 k 时刻群的结构, 首先估计 k 时刻的邻接矩阵, 由于邻接矩阵不能直接得到, 引入了偏差矩阵表示各目标之间状态的差值. 使用目标的状态估计获得偏差矩阵估计

$$D_k(\hat{\mathbf{X}}_k) = \begin{bmatrix} 0 & d_k(1, 2) & \cdots & d_k(1, \hat{n}_k) \\ d_k(2, 1) & 0 & \cdots & d_k(2, \hat{n}_k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_k(\hat{n}_k, 1) & d_k(\hat{n}_k, 2) & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

其中, $d_k(i, j)$ 定义如下向量 2 范数

$$d_k(i, j) = \|\hat{\mathbf{x}}_{k,i} - \hat{\mathbf{x}}_{k,j}\|_2, \quad i \neq j \quad (24)$$

通过式 (11) 中的偏差向量 $b_k(l, i)$ 和偏差矩阵以估计邻接矩阵. 本文通过以下方法得到每时刻的邻接矩阵估计.

$$\hat{A}_{dk}(i, j) = \begin{cases} 1, & \eta_k(i, j) \leq \eta_\lambda, \quad i \neq j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

$$\eta_k(i, j) = \sum_{n=1}^{\hat{n}_k} N(d_k(i, j); \|b_{k,n}\|_2, \text{tr}(Q_{k,n})) \quad (26)$$

其中, η_λ 表示 $\eta_k(i, j)$ 的阈值, 当 $\eta_k(i, j)$ 小于该阈值时, $\hat{A}_{dk}(i, j)$ 等于 1, 反之为 0. $Q_{k,n}$ 为过程噪声的协方差阵.

这样可以得到每时刻可分辨群目标的邻接矩阵估计. 由 $d_k(i, j)$ 定义可知 $d_k(i, j) = d_k(j, i)$, 因此偏差矩阵估计是一个对称矩阵. 而邻接矩阵估计由偏差矩阵估计得到, 因此邻接矩阵估计也是对称的. 由对称的邻接矩阵得到的是无向图, 无向图可以获得图中各节点的相互联系信息却不能获得节点之间的父子关系. 为了得到相互联系目标之间的身份, 我们做出以下假定: 两个协作运动的目标, 在前方的目标为父节点. 这种规定是符合现实中的真实情况的 (父节点往往运动在子节点的前面). 例如, 假设两个运动中的群如图 4 所示.

在图 4 的两组群目标中, 群 1 向上运动, 目标 A 在目标 B 的前方, 因此, 目标 A 是目标 B 的父节

点. 群 2 向下运动, 且目标 C 在目标 D 的前方, 因此, 目标 C 是目标 D 的父节点.

由集合的性质可知集合中的元素没有顺序之分. 因此, 在同一时刻针对同一个群, 通过群的状态估计集合得到的邻接矩阵估计并不是固定的. 为了判断两个不同的邻接矩阵是否描述同一个群, 本文引入了同构的概念^[32].

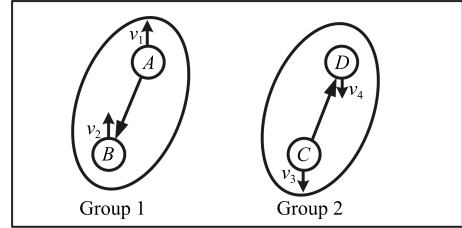


图 4 目标之间依赖关系

Fig. 4 The dependencies of targets

定义 2. $G_1 = (V_{e1}, E_{d1})$ 和 $G_2 = (V_{e2}, E_{d2})$ 分别表示两个图. 如果存在一个双射函数 $\varphi: V_{e1} \rightarrow V_{e2}$, 并且针对所有的节点 $v_{ei}, v_{ej} \in V_{e1}$ 有 $v_{ei}v_{ej} \in E_{d1} \Leftrightarrow \varphi(v_{ei})\varphi(v_{ej}) \in E_{d2}$, 那么, 称 G_1 和 G_2 同构, 并记 $G_1 \simeq G_2$, 因此, 如果两个邻接矩阵是同构的, 则它们是相互等价的.

2) 子群个数估计: 实际上, 子群的个数估计等价于对群进行划分. 图 5 给出了群目标示例, 图中总共 11 个目标构成了三个子群目标. 目标状态集合的元素次序是不相关的, 因此相应的邻接矩阵也会随着时间变化. 从图 5 可知, 每个子群被视作一个连通图, 即群中任意两点是连通的, 但整个群并不是一个连通图, 因为子群 1、子群 2 和子群 3 之间没有相互联系, 称这些多个连通图组成的非连通图为森林. 受此启发, 采用连通图的概念去估计子群的个数. 因此, 首先定义了如下的 Laplacian 矩阵

$$L_k = E_k - \hat{A}_{dk} \quad (27)$$

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, 即可用下述引理表示^[33].

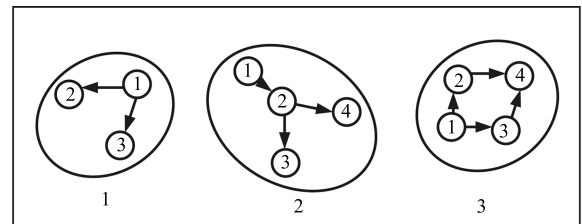


图 5 三个群目标结构

Fig. 5 Three group targets structure

引理 1. 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.

3.3 非线性可分辨群目标估计

针对非线性目标系统, 给出如下群目标的动态模型

$$x_{k+1,i} = \sum_{l \in \mathcal{P}(i)} \omega_k(l,i)[f_k(x_{k,l}) + b_k(l,i)] + B_{k,i}w_{k,i}$$

$$z_{k+1,i} = h_{k+1}(x_{k+1,i}) + v_{k+1,i} \quad (28)$$

其中, 假设补偿向量是加性的. 对比式 (11) 和式 (28) 可以发现非线性系统和线性系统是类似的, 其中补偿向量 $b_k(l,i)$ 也包含子目标与父目标之间的偏差. 与线性系统不同的是目标的状态方程属于非线性函数. 同样, 假设各目标之间是相互独立的, 采用 UKF-GLMB 滤波器来估计出各目标的状态. 最后使用与线性系统下相同的方法估计出群的结构与子群个数. 其中, UKF-GLMB 算法如下:

算法 1. UKF 算法

步骤 1. 构造目标 n 初始 sigma 点

1) 噪声扩维初始状态点

$$s_{k-1,n}^0 = [\bar{x}_{k-1,n}^T, w_{k-1,n}^T]^T$$

2) 构造 $2n_s + 1$ 个扩维 Sigma 状态点

$$s_{k-1,n}^{\pm i} = s_{k-1,n}^0 \pm \left(\sqrt{(n_s + \beta) \text{diag}(P_{k-1,n}, Q_{k-1,n})} \right)_i$$

3) Sigma 状态点权重

$$\omega_{k-1,n}^0 = \frac{\beta}{n_s + \beta}$$

$$\omega_{k-1,n}^{\pm i} = \frac{1}{2(n_s + \beta)}, \quad i = 1, \dots, n_s$$

步骤 2. 预测步

1) 预测一阶矩: Sigma 点状态预测及目标状态预测点

$$s_{k,n}^i = \phi_k(s_{k-1,n}^i) + w_{k-1,n}$$

$$s_{k|k-1,n} = \sum \omega_{k-1,n}^i s_{k,n}^i$$

2) 预测二阶矩: 目标状态协方差阵

$$P_{k|k-1,n} = \sum \omega_{k-1,n}^i (s_{k,n}^i - s_{k|k-1,n}) (s_{k,n}^i - s_{k|k-1,n})^T$$

步骤 3. 状态-量测互协方差阵 $S_{k,n}$ 及增益 $K_{k,n}$ 计算

$$b_{k,n}^0 = [s_{k|k-1,n}^T, \bar{v}_{k,n}^T]^T$$

$$b_{k-1,n}^{\pm i} = b_{k-1,n}^0 \pm$$

$$\left(\sqrt{(n_b + \beta) \text{diag}\{P_{k|k-1,n}, R_k\}} \right)_i$$

$$z_{k,n}^i = h_k(b_{k,n}^i), z_{k|k-1,n} = \sum \omega_{k,n}^i z_{k,n}^i$$

$$S_{k,n} = \sum \omega_{k-1,n}^i (z_{k,n}^i - z_{k|k-1,n}) (z_{k,n}^i - z_{k|k-1,n})^T$$

$$C_{k,n} = \sum \omega_{k-1,n}^i (s_{k,n}^i - s_{k|k-1,n}) (z_{k,n}^i - z_{k|k-1,n})^T$$

$$K_{k,n} = C_{k,n}^{xz} S_{k,n}^{-1}$$

步骤 4. 更新步

$$\hat{x}_{k,n} = s_{k|k-1,n} + K_k (z_{k,n} - z_{k|k-1,n})$$

$$P_{k,n} = P_{k|k-1,n} - K_{k,n} S_{k,n} K_{k,n}^T$$

算法 2. UKF- δ -GLMB 算法

步骤 1. 给定初始 Sigma 点:

$$\left\{ \omega_{0,n}^{\pm(j,i)}, s_{0,n}^{\pm(j,i)} \right\}_{i=1}^{J_{\Gamma,k}^{(j),n}}, \phi_k(\cdot), h_k(\cdot)$$

步骤 2. Sigma 点参数预测:

1) 矩阵参数: $s_{k|k-1,n}^{(j)}, P_{k|k-1,n}^{(j)}$, 目标航迹存在概率: $r_{k|k-1,n}$, 见文献 [33] 中式 (52) 和式 (53).

2) 其余参数: $S_{k,n}^{(j)}, C_{k,n}^{(j),xz}, K_{k,n}^{(j)}$ 见算法 1.

步骤 3. Sigma 点参数更新: 获取目标状态 $\hat{x}_{k,n}^{(j)}$, 协方差矩阵 $P_{k,n}^{(j)}$, 目标存在概率 $r_{k,n}$, 见算法 1.

步骤 4. 获得群结构与状态估计:

1) 获得偏差估计矩阵, 式 (24);

2) 估计邻接矩阵, 式 (25).

4 仿真实现

本节分别考虑线性和非线性系统两个实验来验证本文所给算法. 在实验 1 中使用 GLMB 和 CBMeMber^[34] 进行比较, 在实验 2 中使用 UKF-GLMB 和 UKF-CBMeMber 算法进行比较.

4.1 实验 1: 线性系统

本仿真实验的群目标如图 5 所示, 包含 3 个子群目标, 子群在 2 维平面中做匀速直线运动. 运动场景大小为 $[-2000, 2000] \times [-2000, 2000] \text{m}^2$, 仿真时间为 100 s. 3 个子群分别在不同的时间和地点出生和消失. 子群 1 的头节点在时刻 $k = 20$ s 时出生在 $[-1800 \text{ m}, 20 \text{ m/s}, -1900 \text{ m}, 20 \text{ m/s}]$, 方便起见, 假设群 1 中的各目标同时在 $k = 80$ s 时消失. 子群 2 的头节点在时刻 $k = 30$ s 时出生在 $[1800 \text{ m}, -20 \text{ m/s}, -1800 \text{ m}, 30 \text{ m/s}]$, 假设子群 2 中的各目标同时在 $k = 95$ s 时消失. 子群 3 的头节点在时刻 $k = 0$ s 时出生在 $[1800 \text{ m}, -10 \text{ m/s}, 1800 \text{ m}, -10 \text{ m/s}]$, 假设子群 3 中的各目标同时在 k

$= 100\text{ s}$ 时消失. 观测噪声和过程噪声的协方差阵分别为 $R_{k,i} = \text{diag}\{100, 100\} \text{ m}^2$, $Q_{k,i} = \text{diag}\{4, 4\} \text{ m}^2$, $i = 1, 2, \dots, 11$. 为集中考虑群结构估计问题, 假设检测概率 $P_d = 1$, 目标的存活概率为 $P_s = 1$. 分别采用 GLMB 滤波和 CBMeMber 滤波器对该多群目标进行跟踪估计.

在整个跟踪过程中, 假设这三个子群目标是相互独立的, 并且总目标的个数和子群的个数是未知的. 多群目标的真实运动轨迹如图 6 所示, 其中不同的曲线代表不同目标的运动轨迹, 三角形表示目标终点, 圆形表示起点.

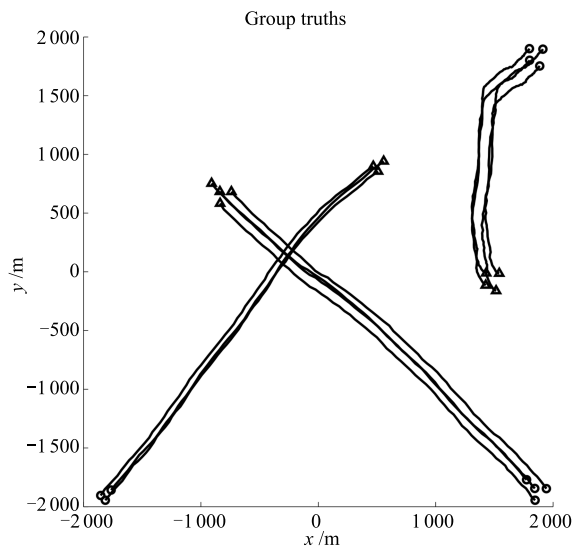


图 6 多群目标真实轨迹
Fig. 6 The true tracks of groups

由 CBMeMber 滤波算法和 GLMB 滤波算法得到的轨迹估计分别如图 7 和图 8 所示. 由 GLMB 滤波算法得到的状态估计如图 9 所示. 为评估本文所给算法的性能, 采用最优子模式分配距离 (Optimal sub pattern assignment, OSPA)^[35]

$$\bar{d}_p^{(c)}(X, \hat{X}) = \left\{ \frac{1}{n} \left[\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i, \hat{x}_{\pi(i)})^p + c^p (n - m) \right] \right\}^{\frac{1}{p}}$$

其中, X 和 \hat{X} 分别为目标真实状态集和估计状态集, 个数分别为 m 和 n , 且 $m \leq n$, $1 < p < \infty$, $d^{(c)}(x, \hat{x}) = \min\{c, d(x, \hat{x})\}$, $c > 0$, Π_k 表示 $1, 2, \dots, k$ 所有各种排列组成的集合. 图 10 给出了经 50 次蒙特卡洛 (Monte Carlo, MC) 仿真后得到的 OSPA 结果.

各时刻目标真实个数和估计个数如图 11 所示. 每时刻的子群真实个数和子群个数估计如图 12 所示.

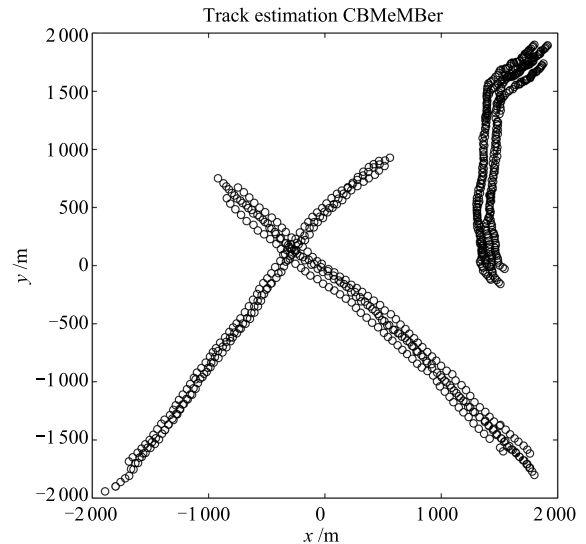


图 7 由 CBMeMber 滤波器得到的轨迹估计
Fig. 7 Track estimation by CBMeMber filter

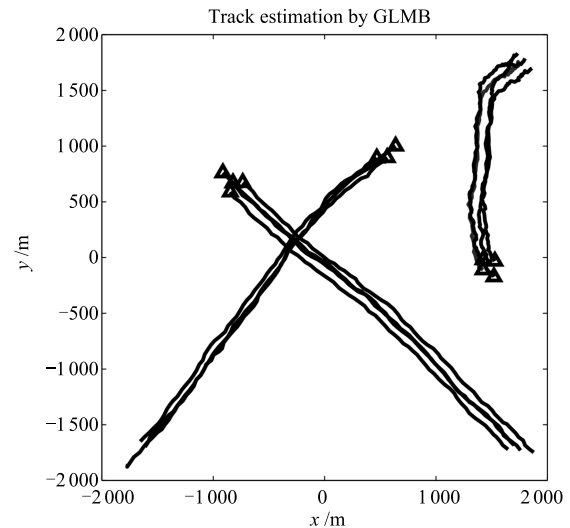


图 8 由 GLMB 滤波器得到的轨迹估计
Fig. 8 Track estimation by GLMB filter

由于 GLMB 滤波算法为每个目标添加了不同的标签, 因此在算法的实现中能够辨别每个目标的身份标签. 可以得到如图 8 所示的各个目标的轨迹估计, 而 CBMeMber 滤波算法获得点集航迹, 如图 7 所示, 目标的运动轨迹由独立的圆圈组成, 因此不能获得目标航迹.

在图 9 中, 估计点和真实轨迹基本吻合, GLMB 滤波算法能够准确估计出各目标的运动状态, 从图 10 的 OSPA Loc 图中可以知道 CBMeMber 滤波算法也能很好地估计出各目标的运动状态.

从图 10 和图 11 中的 OSPA Card 可知, 当真实目标个数发生变化时, GLMB 滤波算法对目标的个数估计出现了一个延迟过程. 例如, 在第 15 s,

目标个数发生变化, GLMB 滤波算法经历 6s 后跟上目标个数变化, 而 CBMeMBeR 滤波算法只需经历 1s 后并能跟上目标个数变化, 然而在这过程后, GLMB 滤波算法能够较稳定地估计出目标个数, 而 CBMeMBeR 滤波算法在目标个数的估计过程中出现较多的波动.

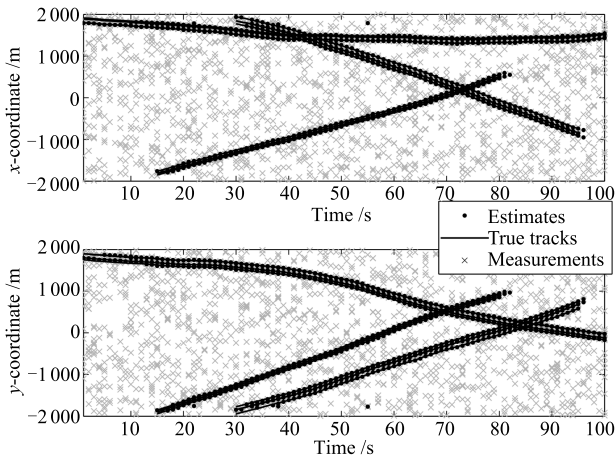


图 9 由 GLMB 滤波算法得到状态估计
Fig. 9 The state estimation by GLMB filter

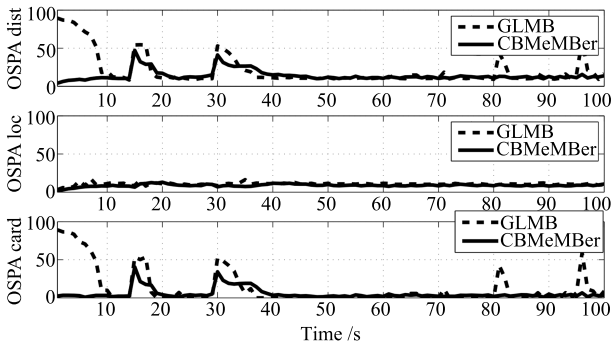


图 10 OSPA 距离对比图 (经 50 次 MC 平均)
Fig. 10 50 MC run average of the compare of OSPA

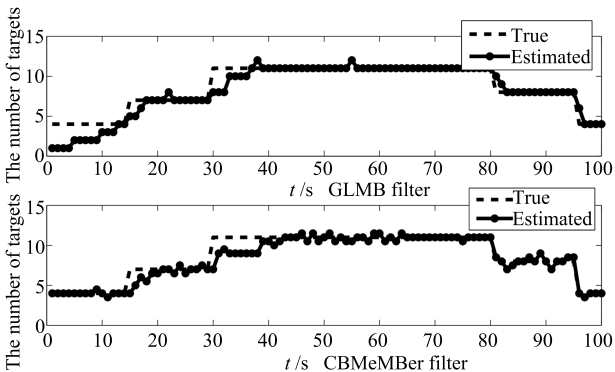


图 11 目标个数估计
Fig. 11 The estimated number of targets

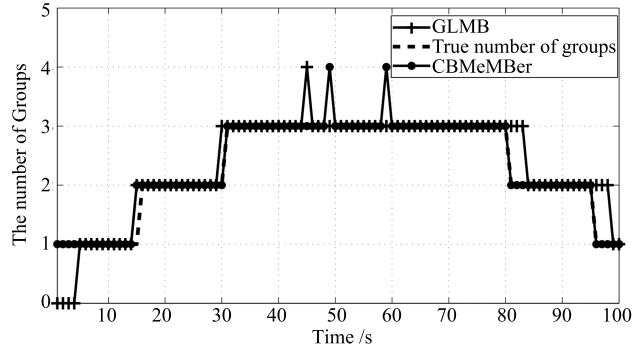


图 12 子群个数估计
Fig. 12 The estimated number of groups

由图 12 可以知道, GLMB 滤波算法和 CBMeMBeR 滤波算法都能够很好地估计出每时刻群的个数.

4.2 实验 2: 非线性系统

在本仿真实验中, 子群的个数以及各子群的结构和出生时间、地点以及消失时间和实验 1 一致. 各群的运动轨迹如图 13 所示, 保持转速未知的匀转弯 (CT) 运动. 各子群目标的父节点的动态模型如下

$$x_{k+1} = F(\omega)x_k + G_k w_k$$

$$z_k = \left[\arctan \frac{p_{k,y}}{p_{k,x}}, \sqrt{p_{k,x}^2 + p_{k,y}^2} \right]^T + v_k$$

其中, $F(\omega)$ 和 G_k 的定义如下

$$F(\omega) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & -\frac{1 - \cos \omega T}{\omega} \\ 0 & \cos \omega T & 0 & -\sin \omega T \\ 0 & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T \end{bmatrix}$$

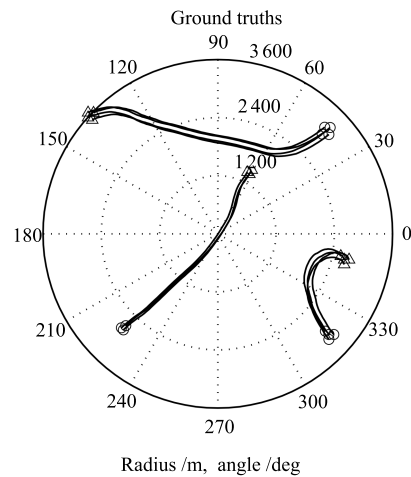


图 13 多群目标真实轨迹
Fig. 13 The true tracks of groups

$$G = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

在上述式子中, 目标状态 $x_k = [\hat{x}_k^T, \omega_k]^T$, 其中, $\hat{x}_k = [p_{x,k}, \dot{p}_{x,k}, p_{y,k}, \dot{p}_{y,k}]$ 包含目标的坐标和速度信息, ω_k 为目标转速信息. 采样间隔时间 $T = 1$ s. 转速噪声的标准差 $\sigma_u = \pi/360$ rad/s, 过程噪声的标准差 $\sigma_w = 3$ m/s². 各群的头节点初始状态信息为 $x_{0,1}^g \sim N(x_{0,1}^g; \bar{x}_{0,1}^g, B_{0,1}^g)$, $g = 1, 2, 3$, 其中, $x_{0,1}^1, x_{0,1}^2, x_{0,1}^3$ 如下

$$\begin{aligned} \bar{x}_{0,1}^1 &= [-2\ 000\ \text{m}, 50\ \text{m/s}, -2\ 000\ \text{m}, 50\ \text{m/s}, -0.25\ \text{rad/s}]^T \\ \bar{x}_{0,1}^2 &= [2\ 300\ \text{m}, -45\ \text{m/s}, -2\ 100\ \text{m}, 40\ \text{m/s}, -0.25\ \text{rad/s}]^T \\ \bar{x}_{0,1}^3 &= [2\ 200\ \text{m}, -50\ \text{m/s}, 2\ 100\ \text{m}, -40\ \text{m/s}, -0.25\ \text{rad/s}]^T \end{aligned}$$

$B_{0,1}^g = \text{diag}\{50, 50, 50, 50, 6(\pi/180)\}^2$. 目标运动范围为 $[0, 2\pi] \times [-4\ 000, 4\ 000]$ m, 杂波强度在该运动范围内约有 15 个杂波点产生. 假设检测概率 $P_d = 1$, 目标的存活概率为 $P_s = 1$. 过程噪声的协方差为 $Q_{k,i} = \text{diag}\{4, 4\}$ m², 量测噪声为 $R_{i,k} = \text{diag}\{\sigma_\theta^2, \sigma_r^2\}$, 其中 $\sigma_\theta = \pi/360$ rad, $\sigma_r = 10$ m.

由 UKF-GLMB 滤波算法得到的状态估计如图 14 所示, 目标个数估计如图 15 所示, OSPA 距离如图 16 所示, 子群个数估计如图 17 所示.

由图 14 可知, UKF-GLMB 滤波算法在非线性和非线性系统下也能够准确估计出各时刻各目标的运动状态, 由图 16 中的 OSPA Loc 可知 UKF-CBMeMber 滤波算法对目标的状态估计效果较差. 由图 15 可知, 在非线性和非线性系统下, UKF-GLMB 滤波算法和 UKF-CBMeMber 滤波算法的目标个数估计效果和在线

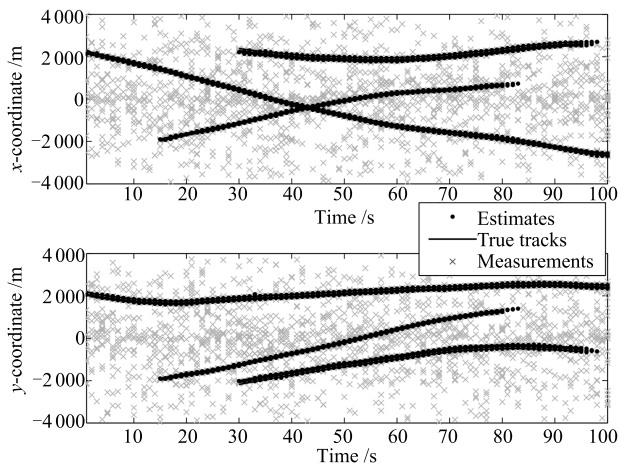


图 14 由 GLMB 滤波算法得到的状态估计
Fig. 14 The state estimation by GLMB filter

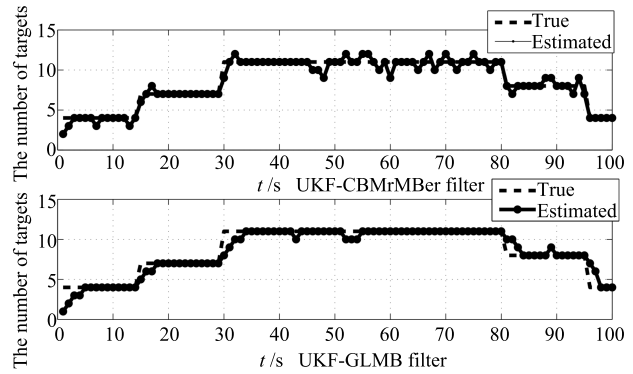


图 15 目标个数估计
Fig. 15 The estimated number of targets

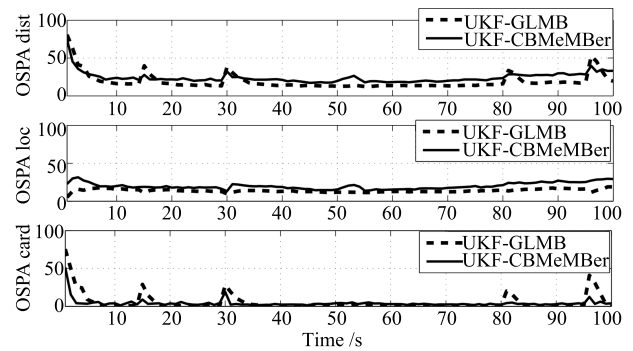


图 16 OSPA 距离对比 (经 50 次 MC 平均)
Fig. 16 The OSPA distance (50 MCs)

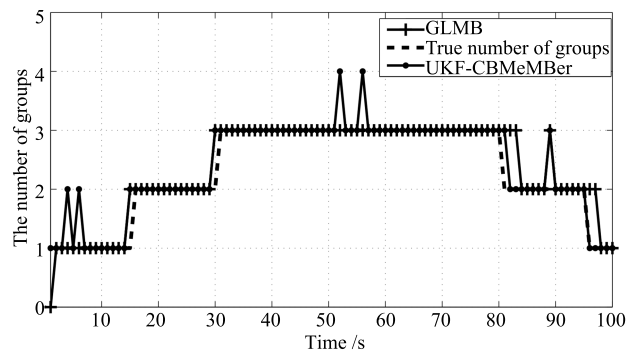


图 17 群的个数估计
Fig. 17 The estimated number of groups

性系统下的估计效果差不多: UKF-GLMB 滤波算法在估计过程中有延迟时间, UKF-CBMeMber 滤波算法在估计的过程中出现较大的波动.

由图 17 可知, 在非线性和非线性系统下, UKF-GLMB 滤波算法和 UKF-CBMeMber 滤波算法都能够很好地估计出子群的个数.

4.3 算法性能分析

本文采用平均每步所消耗的 CPU 时间对 GLMB 滤波算法和 CBMeMber 滤波算法进行性能

分析. 针对上述仿真, 平均每步实验所消耗的 CPU 时间如表 1 所示, 用于测试算法的 PC 机的 CPU 为 Intel (R) Core (TM) i5-4460 M 3.20 GHz, RAM 为 4 GB, 32 位 Win7 系统.

表 1 算法性能分析

Table 1 Performance analysis of algorithms

算法	GLMB 算法		CBMeMBer 算法	
	线性	非线性	线性	非线性
时间 (秒/步)	1.35	2	0.044	0.52

从表 1 可以发现, GLMB 算法和 CBMeM-Ber 算法在非线性系统下所消耗的时间都要大于线性系统下消耗的时间. 并且由于标签变量需要预测和更新, 目标状态分布项数增加, 使得计算量增加, 导致 GLMB 算法消耗的时间大于 CBMeMBer 算法消耗的时间. 但是使用 GLMB 滤波算法, 在跟踪的过程中可以获得群中各目标的身份.

5 结论

本文针对在杂波环境下子群个数和目标个数位未知的可分辨群目标跟踪问题, 提出了一种基于 GLMB 滤波算法的可分辨群目标跟踪算法. 1) 根据群结构的先验信息获得各子群的邻接关系矩阵信息; 2) 借助邻接矩阵建立各目标动态模型, 使用 GLMB 滤波算法获得各目标的状态估计和航迹估计; 3) 利用每时刻各目标的估计状态获得群的邻接矩阵估计; 4) 通过连通图估计获得每时刻的子群个数估计. 仿真实验表明, 上述方法能够有效跟踪可分辨群目标, 但是由于目标刚出生的权重比较小, 因此需要量测信息进行不断更新, 即信息累积的过程, 并且量测具有延迟性, 从而导致当目标个数发生改变时, 算法对目标的个数估计会出现延迟现象.

References

- Bar-Shalom Y, Tse E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association. *Automatica*, 1975, **11**(5): 451–460
- Bar-Shalom Y. Tracking methods in a multitarget environment. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1978, **23**(4): 618–626
- Fortmann T, Bar-Shalom Y, Scheffe M. Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1983, **8**(3): 173–184
- Reid D. An algorithm for tracking multiple targets. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1979, **24**(6): 843–854
- Blackman S. Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2004, **19**(1): 5–18
- Salmond D J, Gordon N J. Group and extended object tracking. In: *Proceedings of the 1999 IEEE Colloquium on Target Tracking: Algorithms and Applications*. London, UK: IEEE, 1999. 16/1–16/4
- Liu Wei-Feng, Chai Zhong, Wen Cheng-Lin. Multi-measurement target tracking by using random sampling approach. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(2): 168–178 (刘伟峰, 柴中, 文成林. 基于随机采样的多量测目标跟踪算法. *自动化学报*, 2013, **39**(2): 168–178)
- Koch J W. Bayesian approach to extended object and cluster tracking using random matrices. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, **44**(3): 1042–1059
- Koch W, Van Keuk G. Multiple hypothesis track maintenance with possibly unresolved measurements. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, **33**(3): 883–892
- Feldmann M, Franken D, Koch W. Tracking of extended objects and group targets using random matrices. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, **59**(4): 1409–1420
- Huang Jian, Hu Wei-Dong. Tracking of group space objects within Bayesian framework. *Journal of Radars*, 2013, **2**(1): 86–96 (黄剑, 胡卫东. 基于贝叶斯框架的空间群目标跟踪技术. *雷达学报*, 2013, **2**(1): 86–96)
- Li Zhen-Xing, Liu Jin-Mang, Li Song, Bai Dong-Ying, Ni Peng. Group targets tracking algorithm based on box particle filter. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(4): 785–798 (李振兴, 刘进忙, 李松, 白东颖, 倪鹏. 基于箱式粒子滤波的群目标跟踪算法. *自动化学报*, 2015, **41**(4): 785–798)
- Baum M, Hanebeck U D. Random hypersurface models for extended object tracking. In: *Proceedings of the 9th IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*. Ajman, United Arab Emirates: IEEE, 2009. 178–183
- Gilholm K, Salmond D. Spatial distribution model for tracking extended objects. *IEEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 2005, **152**(5): 364–371
- Gilholm K, Godsill S, Maskell S, Salmond D. Poisson models for extended target and group tracking. In: *Proceedings of the 2005 SPIE 5913, Signal and Data Processing of Small Targets*. San Diego, USA: SPIE, 2005. 230–241
- Mahler R. PHD filters for nonstandard targets, I: extended targets. In: *Proceedings of the 12th International Conference on Information Fusion*. Seattle, USA: IEEE, 2009. 915–921
- Lundquist C, Granström K, Orguner U. Estimating the shape of targets with a PHD filter. In: *Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion (FUSION)*. Chicago, USA: IEEE, 2011. 49–56
- Granström K, Lundquist C, Orguner U. A Gaussian mixture PHD filter for extended target tracking. In: *Proceedings of the 13th International Conference on Information Fusion (FUSION)*. Edinburgh, UK: IEEE, 2010. 1–8
- Orguner U, Lundquist C, Granström K. Extended target tracking with a cardinalized probability hypothesis density filter. In: *Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion (FUSION)*. Chicago, USA: IEEE, 2011. 65–72

- 20 Lian Feng, Han Chong-Zhao, Liu Wei-Feng, Yuan Xiang-Hui. Tracking partly resolvable group targets using SMC-PHDF. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(5): 731–741
(连峰, 韩崇昭, 刘伟峰, 元向辉. 基于 SMC-PHDF 的部分可分辨的群目标跟踪算法. *自动化学报*, 2010, **36**(5): 731–741)
- 21 Lian Feng, Ma Dong-Dong, Yuan Xiang-Hui, Chen Wen, Han Chong-Zhao. CBMeMber filter for extended targets and its Gaussian mixture implementations. *Control and Decision*, 2015, **30**(4): 611–616
(连峰, 马冬冬, 元向辉, 陈文, 韩崇昭. 扩展目标 CBMeMber 滤波器及其高斯混合实现. *控制与决策*, 2015, **30**(4): 611–616)
- 22 Gning A, Mihaylova L, Maskell S, Pang S K, Godsill S. Group object structure and state estimation with evolving networks and Monte Carlo methods. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, **59**(4): 1383–1396
- 23 Ristic B, Sherrah J. Bernoulli filter for joint detection and tracking of an extended object in clutter. *IET Radar, Sonar, and Navigation*, 2013, **7**(1): 26–35
- 24 Vo B T, Vo B N. Labeled random finite sets and multi-object conjugate priors. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, **61**(13): 3460–3475
- 25 Vo B N, Vo B T, Phung D. Labeled random finite sets and the Bayes multi-target tracking filter. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, **62**(24): 6554–6567
- 26 Beard M, Reuter S, Granstrom K, Vo B T, Vo B N, Scheel A. A generalised labelled multi-Bernoulli filter for extended multi-target tracking. In: Proceedings of the 18th International Conference on Information Fusion (FUSION). Washington, USA: IEEE, 2015. 991–998
- 27 Zhu S J, Liu W F, Weng C L, Cui H L. Multiple group targets tracking using the generalized labeled multi-Bernoulli filter. In: Proceedings of the 35th Chinese Control Conference. Chengdu, China: IEEE, 2016. 4871–4876
- 28 Mahler R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, **39**(4): 1152–1178
- 29 Mahler R P S. *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*. Boston, USA: Artech House, 2007.
- 30 Anderson B D O, Yu C B, Fidan B, Hendrickx J M. Control and information architectures for formations. In: Proceedings of the 2006 IEEE Conference on Computer Aided Control System Design, 2006 IEEE International Conference on Control Applications, 2006 IEEE International Symposium on Intelligent Control. Munich, Germany: IEEE, 2006. 1127–1138
- 31 Yu C B, Hendrickx J M, Fidan B, Anderson B D O, Blondel V D. Three and higher dimensional autonomous formations: rigidity, persistence and structural persistence. *Automatica*, 2007, **43**(3): 387–402

- 32 Diestel R. *Graph Theory* (3rd edition). New York: Springer-Verlag, 2005.
- 33 Chung F. *Lecture Notes on Spectral Graph Theory*. Providence, RI: AMS Publications, 1997.
- 34 Vo B T, Vo B N, Cantoni A. The cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter and its implementations. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, **57**(2): 409–423
- 35 Schuhmacher D, Vo B T, Vo B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, **56**(8): 3447–3457



朱书军 杭州电子科技大学自动化学院系统科学与控制工程研究所硕士研究生。2014 年获得丽水学院学士学位。主要研究方向为目标跟踪与信息融合。

E-mail: zsjun92@163.com

(**ZHU Shu-Jun** Master student at the Institute of Systems Science and Control Engineering, School of Automation, Hangzhou Dianzi University. He received his bachelor degree from Lishui University in 2014. His research interest covers target tracking and information fusion.)



刘伟峰 杭州电子科技大学副教授。主要研究方向为目标跟踪, 不确定信息处理与模式识别。本文通信作者。

E-mail: liuwf@hdu.edu.cn

(**LIU Wei-Feng** Associate professor at Hangzhou Dianzi University. His research interest covers target tracking, uncertain information processing, and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



崔海龙 杭州电子科技大学自动化学院系统科学与控制工程研究所硕士研究生。2014 年获得安徽工程大学学士学位。主要研究方向为目标跟踪与信息融合。

E-mail: cuihailong_86@163.com

(**CUI Hai-Long** Master student at the Institute of Systems Science and Control Engineering, School of Automation, Hangzhou Dianzi University. He received his bachelor degree from Anhui Polytechnic University in 2014. His research interest covers target tracking and information fusion.)