

DOI: 10.7652/xjtuxb201810016

一种混合的机动群目标分离检测跟踪算法

杜明洋, 毕大平, 王树亮, 潘继飞
(国防科技大学电子对抗学院, 230037, 合肥)

摘要: 为了改善雷达对分离后群目标的跟踪性能,提出了一种混合的群目标分离检测与外形估计算法。该算法首先利用单个随机矩阵计算群外形尺寸,然后根据其数值变化分析群的态势;当检测到群分离后,利用 k -均值聚类算法对各分群进行聚类,采用最小二乘法将各分群的有效量测拟合成多个椭圆,最后进行航迹关联。该算法的特点是:基于聚类思想处理分群量测,并采用多个椭圆描述群目标的形状;相比于传统随机矩阵算法,估计结果收敛较快。仿真结果表明,相比于传统单个随机矩阵,该混合算法能够估计分离后的群目标形状;相比于半正定规划求解群形状参数,该混合算法的单次蒙特卡洛仿真时间减少了 2 个量级,证明了算法的有效性。

关键词: 群目标;跟踪;群分离;随机矩阵;最小二乘法; k -均值聚类

中图分类号: TN953 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)10-0116-08

A Hybrid Detection and Tracking Algorithm for Separation of Maneuvering Group Targets

DU Mingyang, BI Daping, WANG Shuliang, PAN Jifei
(College of Electronic Countermeasure, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

Abstract: A hybrid algorithm for group split detection and extension estimation is proposed to improve the performance of tracking the separation of group targets. The traditional random matrix algorithm is employed to calculate the size of a group and to analyze the situation of the group. When a group splitting is detected, big subgroups are divided into some small subgroups by k -means clustering. The least square method is then employed to fit effective measurements of each subgroup into several ellipses, and trajectory association is finally conducted. The proposed algorithm deals with measurements of groups based on the clustering, and describes extensions of splitted subgroups with multiple ellipses according to clustering result. The algorithm has a convergence rate faster than that of the traditional algorithm. Simulation results and a comparison with the single random matrix algorithm show that the proposed algorithm accurately estimates the extensions of splitted subgroups. A comparison with the semi-positive programming algorithm shows that single Monte Carlo simulation time reduces by 2 orders of magnitude. These results prove the validity and practicability of the proposed algorithm.

Keywords: group target; tracking; group split; random matrix; least-square; k -means clustering

密集多目标跟踪是信息融合、航空航天领域的 难点问题。尤其是对于空间位置很近、互相遮挡现

象严重的目标,如低空飞行的飞机编队、鸟群等。在跟踪上述类型的目标时,可能存在一个雷达波束内有多个目标的情况,从而导致无法分辨出每一个个体目标^[1-2]。针对上述问题,相关学者提出对群的整体进行跟踪,主要包括概率假设密度(PHD)滤波和 Bayesian 递推算法。其中,洛克希德公司提出的 PHD 滤波算法可以有效跟踪未知数目的空间临近目标,不需要数据关联即可从目标状态中同时提取目标数量和状态估计^[3-6],但该算法存在大量的集合积分,推导复杂,并且无法给出目标航迹,不利于实际应用推广^[7-9]。Koch 提出利用随机矩阵(RM)描述群的形状以改善跟踪效果,将目标形状参数描述为逆 Wishart 分布,将目标运动状态参数描述为 Gaussian 分布,采用 Bayesian 递推的方法对上述参数进行估计^[10-15]。

以飞机编队为例,在运动过程中,基于特定的战术要求,会出现分离、合并等机动模式^[7],与转弯机动不同的是,成员的合并与分离对于群目标跟踪来说,会引起群形状和质心的明显变化,造成跟踪误差变大。对分离后的群目标仍采用一个椭圆描述群外形显然是不准确的,因为此时单个椭圆将无法反映群的态势^[16-17]。文献[16]通过分析椭圆(体)与正定矩阵的关系,提出了一种新的描述群外形的方法,该算法降低了群机动对跟踪精度的影响,但该算法采用半正定规划估计椭圆的半轴,需要大量的迭代寻优计算,从而严重影响了跟踪的实时性。本文基于文献[16]的思想,结合群分离的特性,通过传统随机矩阵算法估计椭圆的尺寸变化检测群的分离,当检测到群分离后,采用 k -均值算法对有效量测进行聚类,形成若干个小群,再利用最小二乘法将各分群拟合成椭圆以描述群的形状,最后进行航迹关联。相比前述算法,本文混合算法既提高了对机动群目标的跟踪精度,又提高了实时性。

1 基于随机矩阵的群目标跟踪

1.1 模型建立

(1)运动模型选取当前统计(CS)模型,其运动状态模型为

$$\mathbf{x}_k = \Phi_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G}_k \bar{\mathbf{a}} + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

式中: $\Phi_k = \mathbf{F}_k \otimes \mathbf{I}_d$, $\otimes$ 为 Kronecker 积, $\mathbf{F}_k$ 、 $\mathbf{D}_k$ 分别为一维物理空间模型中的状态转移矩阵和过程噪声协方差矩阵; $\bar{\mathbf{a}}$ 是当前加速度均值,在每一个采样时间内为常数; $\mathbf{w}_k \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{D}_k \otimes \mathbf{X}_k)$ 服从零均值高斯分布^[18-19]。

CS 模型可以实现闭环的自适应跟踪,但仍存在一些不足之处:首先,CS 模型难以根据不同类型的机动自适应地选取自相关时间常数;其次,该模型对于加速度较小的弱机动目标跟踪误差较大。

(2)形态演化模型。该模型描述了目标的形态随着时间的演化过程,包括大小、形状和朝向等方面。文献[14-15]给出了可精确刻画上述过程的演化模型

$$p[\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}] = W(\mathbf{X}_k; \delta_k, \mathbf{A}_k \mathbf{X}_{k-1} \mathbf{A}_k^T) \quad (2)$$

式中: $p[\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}]$ 为 $\mathbf{X}_{k-1}$ 到 $\mathbf{X}_k$ 的变化概率; δ_k 为演化分布的自由度; $\mathbf{A}_k$ 为形态演化矩阵; $W(\mathbf{Y}; a, \mathbf{C})$ 表示威沙特(Wishart)分布。

(3)量测模型。设 k 时刻的量测值集合 $\mathbf{Z}(k) = \{\mathbf{z}_{k,r}\}_{r=1}^{n_k}$, n_k 为 k 时刻量测值的个数。在随机矩阵的框架下,量测模型结构为

$$\mathbf{z}_{k,r} = \tilde{\mathbf{H}}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_{k,r}, \quad r = 1, 2, \dots, n_k \quad (3)$$

式中: $\tilde{\mathbf{H}}_k = \mathbf{H}_k \otimes \mathbf{I}_d$ 为量测矩阵; $\mathbf{v}_{k,r}$ 为高斯量测噪声,其分布满足高斯分布 $N(\mathbf{0}, \lambda \mathbf{X}_k + \mathbf{R}_k)$, λ 为形态方差参数,文献[11]中指出 $\lambda = 1/4$, $\mathbf{R}_k$ 为真正的量测噪声的方差。

1.2 跟踪算法

状态 $\mathbf{x}_k$ 和形态 $\mathbf{X}_k$ 的联合后验概率密度可以分解为

$$p[\mathbf{x}_k, \mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_k] = p[\mathbf{x}_k | \mathbf{X}_k, \mathbf{Z}_k] p[\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_k] \quad (4)$$

式中: $\mathbf{Z}_k$ 为 $1 \sim k$ 时刻所有的量测数据。

在随机矩阵的框架下,假设

$$\begin{aligned} p[\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{X}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1}] &= \\ p[\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{Z}_{k-1}] p[\mathbf{X}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1}] &= \\ N(\mathbf{x}_{k-1}; \hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{P}_{k-1} \otimes \mathbf{X}_{k-1}) W_1(\mathbf{X}_{k-1}; \hat{\mathbf{v}}_{k-1}, \hat{\mathbf{X}}_{k-1}) \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $W_1(\cdot)$ 表示逆威沙特(Inverse Wishart, IW)分布。

(1)预测。将运动状态与扩展状态一步预测的联合概率密度函数进行如下分解

$$p[\mathbf{x}_k, \mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{k-1}] = p[\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{k-1}] p[\mathbf{x}_k | \mathbf{X}_k, \mathbf{Z}_{k-1}] \quad (6)$$

式中

$$p[\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{k-1}] \approx W_1(\mathbf{X}_k; \hat{\mathbf{v}}_{k|k-1}, \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}) \quad (7)$$

$$\begin{aligned} p[\mathbf{x}_k | \mathbf{X}_k, \mathbf{Z}_{k-1}] &\approx \\ N(\mathbf{x}_k; \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1} \otimes \mathbf{D}_k) W_1(\mathbf{X}_k; \hat{\mathbf{v}}_{k|k-1}, \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}) \end{aligned} \quad (8)$$

根据逆威沙特分布的性质, $\mathbf{X}_k$ 的一步预测的均值为

$$\bar{\mathbf{X}}_{k|k-1} \stackrel{\text{def}}{=} E[\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{k-1}] = \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} / (\hat{\mathbf{v}}_{k-1} - 2d - 2) \quad (9)$$

(2)更新。给定 k 时刻数据的个数 n_k , 则有

$$p[\mathbf{Z}(k) | n_k, \mathbf{x}_k, \mathbf{X}_k] \propto N(\mathbf{z}_k; \tilde{\mathbf{H}}_k \mathbf{x}_k, \mathbf{B}_k \mathbf{X}_k \mathbf{B}_k^T / n_k) W[\mathbf{Z}(k); n_k - 1, \mathbf{B}_k \mathbf{X}_k \mathbf{B}_k^T] \quad (10)$$

式中: $\mathbf{B}_k$ 为形态观测矩阵; $\mathbf{z}_k = \frac{1}{n_k} \sum_{r=1}^{n_k} \mathbf{z}_{k,r}$; $\bar{\mathbf{Z}}(k) = \sum_{r=1}^{n_k} (\mathbf{z}_{k,r} - \bar{\mathbf{z}}_k)(\mathbf{z}_{k,r} - \bar{\mathbf{z}}_k)^T$ 。

将式(8)和式(10)代入式(6), 可得

$$p[\mathbf{x}_k, \mathbf{X}_k | \mathbf{Z}^k] =$$

$$N(\mathbf{z}_k; \tilde{\mathbf{H}}_k \mathbf{x}_k, \mathbf{B}_k \mathbf{X}_k \mathbf{B}_k^T / n_k) W(\bar{\mathbf{Z}}(k); n_k - 1, \mathbf{B}_k \mathbf{X}_k \mathbf{B}_k^T) \cdot N(\mathbf{x}_k; \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1} \otimes \mathbf{D}_k) W_1(\mathbf{X}_k; \hat{\mathbf{v}}_{k|k-1}, \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}) \quad (11)$$

2 基于聚类的群划分与航迹关联

通过对上节中算法的仿真研究发现, 群分离时, 基于随机矩阵算法的椭圆估计尺寸变化剧烈, 基于此, 可以设立门限值 η , 当连续若干周期, 椭圆尺寸变化率均超过 η 时, 即可判为群分离。本文基于 k -均值聚类算法, 将分离后的群目标分为若干个分群进行跟踪。具体步骤如下。

2.1 群划分

(1)群分离判决。选取椭圆面积的变化率作为群分离的判别指标。当连续 γ 个周期, 椭圆面积的变化率 ΔS 均高于门限值 η , 则判为群分离, 即

$$\Delta S = \pi(\Delta a)(\Delta b) > \eta \quad (12)$$

(2)选择聚类中心。假设群内聚类数为 T , 定义群内第 t 个聚类中心在 k 时刻的状态向量为

$$\mathbf{C}_{t,k} = [x \ y \ \dot{x} \ \dot{y}]', \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (13)$$

考虑到聚类中心将参与小群几何中心的计算, 因此最好选择群内的目标点, 这样可以避免引入新的点迹, 影响群内目标的分布。此外, 想要选出极有可能不在同一簇的点, 一种简单的方法是选择彼此距离尽量远的点迹, 即最远原则。基于此, 聚类中心的选取按照以下步骤进行:

步骤1 选择 k 时刻量测中心 $\mathbf{z}_k$ 为第1个聚类中心;

步骤2 计算剩余点到 $\mathbf{z}_k$ 的距离, 从中选择最大距离对应的点作为第2个聚类中心;

步骤3 分别计算剩余点到前两个聚类中心的距离, 两个距离中的较小值作为该点到前两个聚类中心的“得分”, 选择“得分”最高对应的点作为第3个聚类中心;

步骤4 以此类推, 完成聚类中心的初始化。

考虑到基于随机矩阵的群目标跟踪旨在描述群

的外形, 同时对群的中心进行估计; 并且当群内目标较少时, 往往对单个目标进行跟踪, 单个点目标不存在外形估计问题。因此, 分群数量不宜过多, 本文中 T 取2。

(3)形成临时小群。计算群内量测与聚类中心的距离, 将量测归于最近的聚类中心, 形成 t 个小群, 此时聚类小群不分先后, 为临时状态。计算各小群的几何中心为

$$\bar{x} = \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} x_j; \quad \bar{y} = \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} y_j \quad (14)$$

式中: $(\bar{x}, \bar{y})$ 为小群中心。 k 时刻群 t 所占的权重 $\gamma_{k,t}$ 可用下式表示

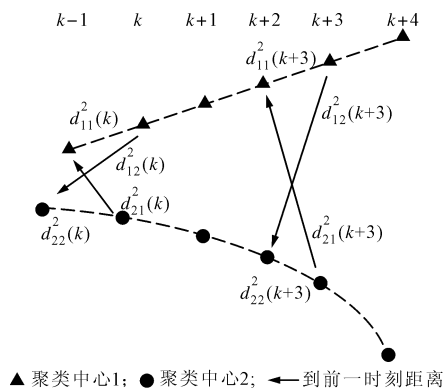
$$\gamma_{k,t} = \frac{\lg(n_t + 1)}{\sum_{t=1}^T \lg(n_t + 1)} \quad (15)$$

2.2 航迹关联

本文根据每一时刻的量测实时地选取聚类中心, 考虑到群分离后质心将发生偏离, 因此将大群的质心作为第一个聚类中心就会产生一定的误差, 可能造成前后时刻的错误关联。因此, 本文根据最近邻思想, 以两分群为例, 通过下式计算 k 时刻第 i 个聚类中心与 $k-1$ 时刻第 j 个聚类中心间的距离 d_{ij}^2 , 即

$$d_{ij}^2(k) = (\mathbf{C}_{i,k} - \mathbf{C}_{j,k-1})^2, \quad i, j = 1, 2 \quad (16)$$

选取距离 k 时刻最近的聚类中心 j 进行关联, 其航迹关联示意图如图1所示。



▲ 聚类中心1; ● 聚类中心2; ← 到前一时距距离

图1 航迹关联示意图

3 基于最小二乘法拟合椭圆

最小二乘法是比较常用的椭圆拟合方法, 其思想是在随机误差为正态分布时利用最大似然法进行最优估计, 使得测量误差的平方和最小。

如图2所示, 椭圆可以由5个参数来描述: 中心点为 (X_0, Y_0) , 半轴长为 a, b , 姿态角为 α 。其中,

$-\pi/2 < \alpha < \pi/2$, 记 $\mathbf{a} = (X_0 \ Y_0 \ a \ b \ \alpha)$ 。设给定点 $P(X_i, Y_i)$ 在椭圆上的正交近邻点为 $P'(X'_i, Y'_i)$, 则 m 个给定点的几何距离问题可以表述为

$$\mathbf{D} = (\mathbf{X} - \mathbf{X}')^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} (\mathbf{X} - \mathbf{X}') \quad (17)$$

式中: $\mathbf{X}$ 与 $\mathbf{X}'$ 分别表示 m 个给定样本点及相应椭圆上最近邻的坐标列向量; $\mathbf{W}$ 是给定的对称正定加权矩阵, 用于调整对不同样本点的权重。可见: 椭圆拟合首先需计算已知 $\mathbf{X}_i$ 在初始拟合椭圆上的最近邻点 $\mathbf{X}'_i(\mathbf{a})$, 然后再对椭圆上的点 $\mathbf{X}'_i(\mathbf{a})$ 进行拟合以计算优化的椭圆参数 $\mathbf{a}$ 。

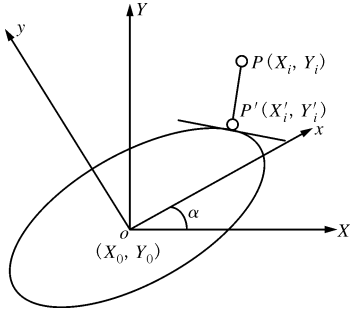


图 2 样本点 P 及椭圆上的正交近邻点 P'

在图 2 中引入坐标系 xoy , 则有 $\mathbf{x} = \mathbf{R}(\mathbf{X} - \mathbf{X}_0)$, 其中 $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos\alpha & \sin\alpha \\ -\sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix}$, 在 xoy 坐标系下, 椭圆方程可以写作: $f(a, b, x) = \frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} - 1 \right) = 0$, 显然, x_i 与 x'_i 的连线与 x'_i 处的椭圆法线方向平行, 即 $\nabla f \times (x_i - x'_i) = 0$, 从而有

$$\mathbf{F}(a, b, x_i, x) = \begin{bmatrix} (x^2/a^2 + y^2/b^2 - 1)/2 \\ (y_i - y)x/a^2 - (x_i - x)y/b^2 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \quad (18)$$

式(19)可用 Newton 法迭代求解, 得 $\frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{x}} \Big|_k \Delta \mathbf{x} = -\mathbf{F}(\mathbf{x}) \Big|_k$, $x_{k+1} = x_k + \alpha \Delta \mathbf{x}$ 。通过下式可迭代求解 $\Delta \mathbf{x}$, x_{k+1} , 迭代初值直接取自于样本点, 即 $x_0 = x_i$

$$\frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{x}{a^2} & \frac{y}{b^2} \\ \frac{y}{b^2} + \frac{y_i - y}{a^2} & -\frac{x}{a^2} - \frac{x_i - x}{b^2} \end{bmatrix} \quad (19)$$

通过式(19)可得

$$\left(\frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{a}} \right)^T = 2\mathbf{J}^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} (\mathbf{X} - \mathbf{X}') = \mathbf{0} \quad (20)$$

式中: $\mathbf{J}$ 是 Jacobian 矩阵。

综上, 本文算法流程如图 3 所示。

4 仿真结果与分析

本节通过蒙特卡洛仿真实验对本文算法的有效

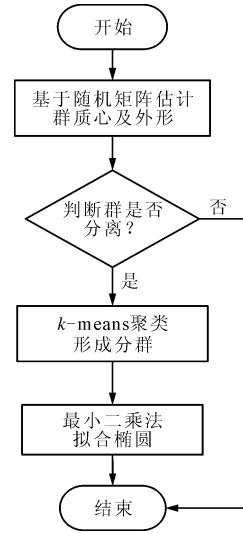


图 3 本文算法流程图

性进行验证。群质心运动状态及形状估计的评价指标采用均方根误差(RMSE), 分别定义为

$$e_1(k) = \sqrt{\frac{1}{N_m} \sum_{c=1}^{N_m} [\mathbf{x}^c(k|k) - \hat{\mathbf{x}}(k|k)]^2} \quad (21)$$

$$e_2(k) = \sqrt{\frac{1}{N_m} \sum_{c=1}^{N_m} \{ \text{tr}[\mathbf{X}^c(k|k) - \hat{\mathbf{X}}(k|k)] \}^2} \quad (22)$$

式中: N_m 表示蒙特卡洛仿真次数; $\mathbf{x}^c(k|k)$ 、 $\hat{\mathbf{x}}(k|k)$ 分别表示第 c 次运行时 k 时刻群质心运动状态的真实值和估计值; $\mathbf{X}^c(k|k)$ 、 $\hat{\mathbf{X}}(k|k)$ 分别表示第 c 次运行时 k 时刻群形状状态的真实值和估计值。

4.1 运动场景

跟踪由 8 个目标组成的群目标, 各目标初始位置在(500 m, 1 000 m)附近随机产生, 目标间距在 150~300 m 之间, 目标在 xy 平面内运动, 模拟实际飞机编队飞行, 采样间隔为 1 s, 仿真运动时间为 140 s。群目标运动分为以下 6 个阶段:

- (1) $t = 1 \sim 17$ s, $v_x = 200$ m/s、 $v_y = 50$ m/s, 匀速;
- (2) $t = 18 \sim 43$ s, 以转弯速率 4.77 rad/s 左转弯;
- (3) $t = 44 \sim 53$ s, 匀速;
- (4) $t = 54 \sim 80$ s, 以转弯速率 -4.77 rad/s 右转弯;
- (5) $t = 81 \sim 100$ s, 匀速;
- (6) $t = 101$ s 时群分离, 分群 1 中包括 4 个目标继续做匀速运动; 分群 2 中另外 4 个目标以转弯速率 -3 rad/s 做右转弯运动。 x 轴和 y 轴量测误差的标准差分别为 $\sigma_x = 30$ m 和 $\sigma_y = 30$ m。检测概率

$P_d=0.98$, 门概率 $P_g=0.9997$, 蒙特卡洛仿真次数为 50。在滤波过程中产生随机的杂波, 杂波的空间位置服从高斯分布, 杂波个数服从泊松分布, 初始杂波密度 $\lambda=4 \times 10^{-4}$ 个/ m^2 。在群分离的判别中, γ 选取 5, η 选取 1 000 m^2 。运动状态估计模型选取“当前”统计模型, 其中机动频率设置为 $\alpha=1/40$, $a_{\max}=50 \text{ m/s}^2$, $a_{\min}=-50 \text{ m/s}^2$ 。群目标外形初始椭圆长短半轴分别取 350 m 和 80 m。

4.2 仿真结果及分析

接收到的量测数据分布如图 4 所示。为验证本文算法的有效性, 分别对二分群和三分群的运动过程进行仿真, 并与文献[4]算法进行比较, 跟踪及关联效果如图 5~图 7 所示。

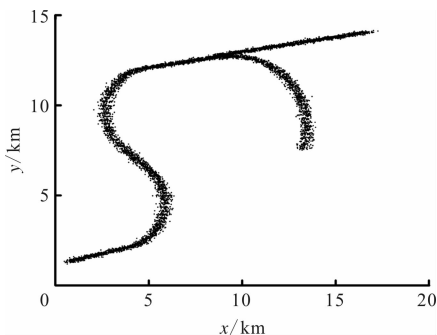
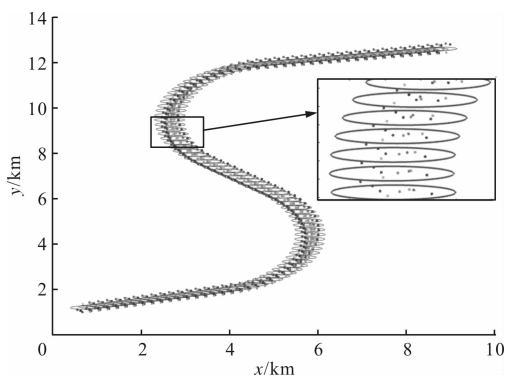


图4 量测数据分布

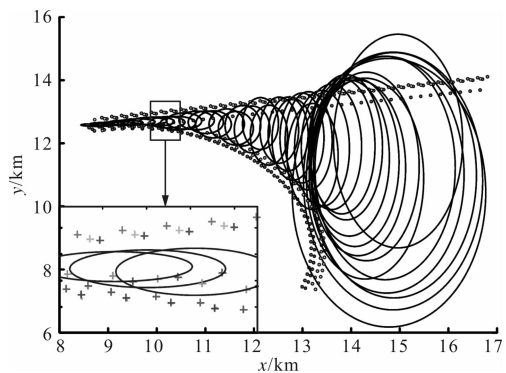
由图 5a、5b 可以看出, 文献[4]算法能够准确地描述群整体发生转弯等整体机动时的外形; 但当群分离时, 由图 5c、5d 可以看出, 随着群内目标间隔逐渐增大, 文献[4]算法对群运动状态和外形的估计误差明显增大, 其中外形估计的误差变化更剧烈, 这也证明了可以通过群外形估计的变化率判定群是否发生分离。

为验证本文算法中航迹关联的有效性, 通过对二分群及三分群的运动过程进行仿真, 比较航迹关联前后的跟踪效果, 并计算分离前后的跟踪误差, 如图 6、图 7 所示。比较图 6a、图 6b, 图 7a、图 7b, 可以看出, 本文算法通过计算前后两时刻的各分群间距, 基于最近邻思想, 较好地实现了航迹关联。比较图 6c 及图 7c、图 7d 可以看出, 本文算法对群分离后的外形估计误差与文献[4]算法对群分离前的外形估计误差是同一量级, 证明了算法的有效性。此外, 随机矩阵算法估计收敛较慢, 并且精度会受到群机动的影响; 最小二乘法根据量测值实时地拟合生成椭圆, 估计精度不会受到群机动的影响, 但依赖于 k -均值的聚类结果。

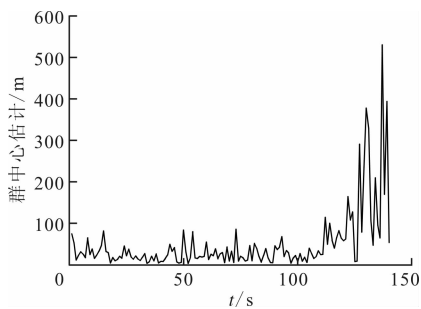
为比较文献[16]、文献[4]与本文算法的精度和



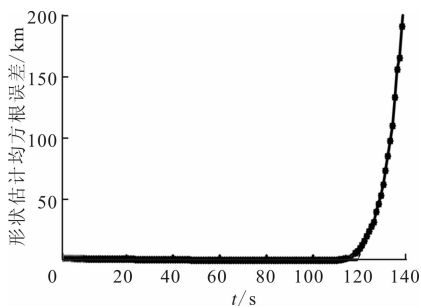
(a) 分离前群的外形真实值



(b) 分离后群的外形估计值



(c) 运动状态估计误差



(d) 外形估计误差

图5 文献[4]算法性能

实时性, 对二分群运动过程进行仿真, 计算 3 种算法的运动状态、外形估计的均方根误差及不同杂波密度下的单次蒙特卡洛耗时, 具体结果如图 8 及表 1~表 3 所示。

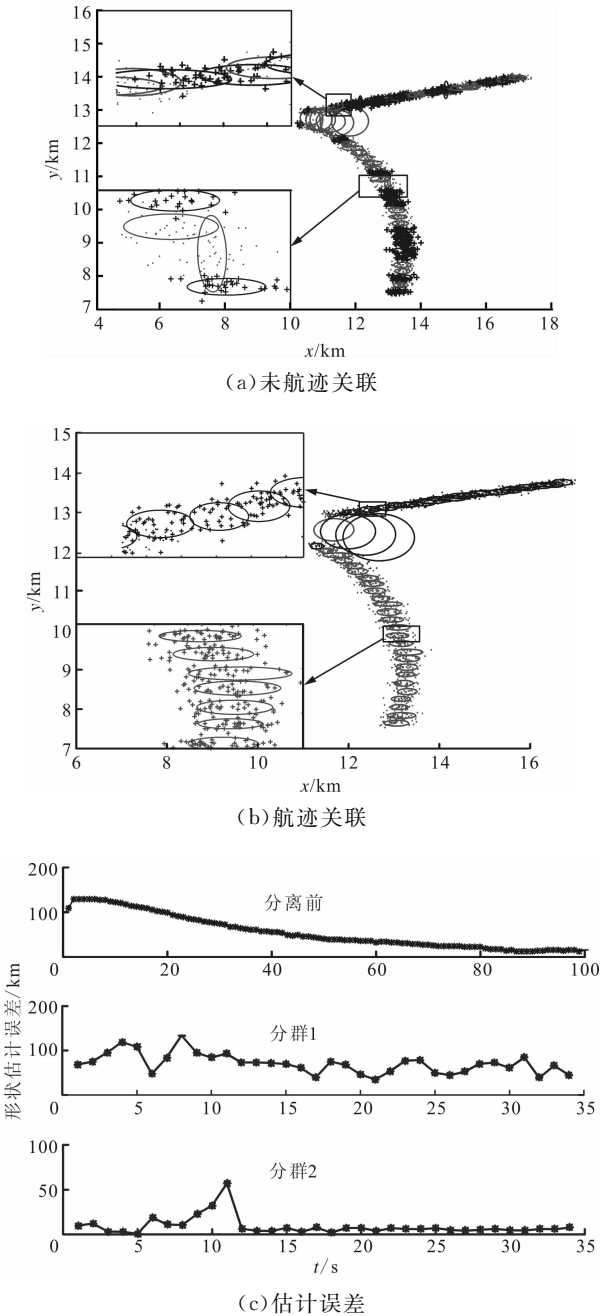
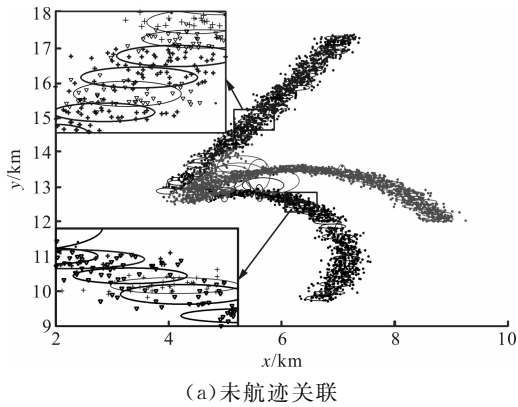


图 6 本文算法跟踪二分组运动场景及性能



(a) 未航迹关联

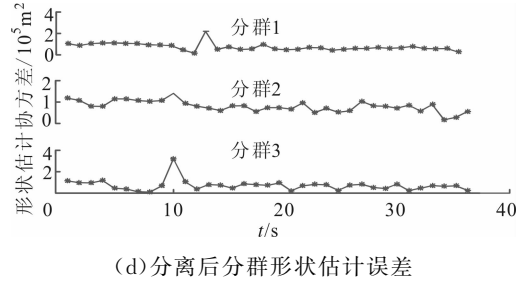
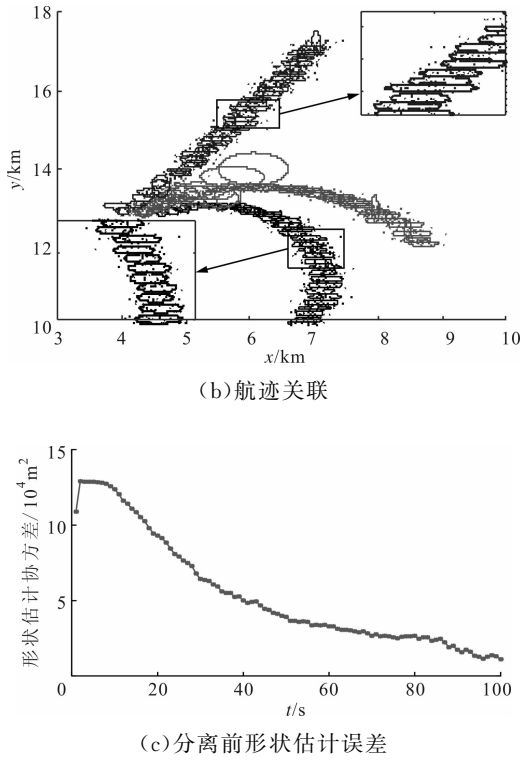


图 7 本文算法跟踪三分群运动场景及性能

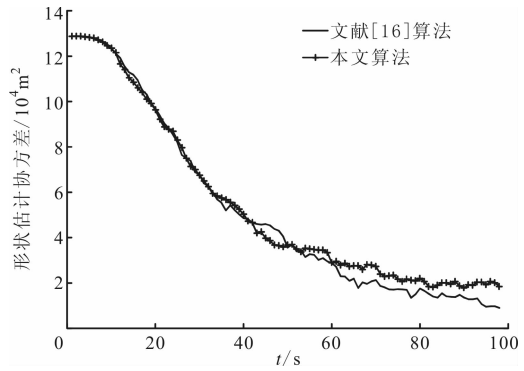


图 8 2 种算法分离前跟踪精度对比

由表 3 数据可以看出,为了实现对群分离的跟踪,本文提出的混合算法相比文献[4]中单一的随机矩阵算法,单次蒙特卡洛耗时平均增加了 35%左右。结合表 1、表 2 中的均方根误差可以看出,文献[16]算法与本文算法对群外形估计的精度相当,但前者耗时较大,影响了跟踪的实时性。这是由于前

者采用半正定规划对群外形椭圆的估计过程(包括确定椭圆半轴长上、下界,遍历寻优等)较复杂,大量的迭代运算影响了运算速度,而本文算法基于最小二乘法,在随机误差为正态分布的假设下,只需满足式(20)的各椭圆参数值即可。相比之下,不需要进行迭代和遍历运算,因此实时性更好。

表 1 3 种算法的运动状态估计均方根误差对比

算法	运动状态估计均方根误差/m			
	1~50 s	51~100 s	101~140 s	
			分群 1	分群 2
文献[4]	25.282	28.027	125.380	125.380
本文	23.127	26.351	35.313	42.431
文献[16]	26.418	25.782	43.969	58.896

表 2 3 种算法的外形估计均方根误差对比

算法	外形估计均方根误差/m ²			
	1~50 s	51~100 s	101~140 s	
			分群 1	分群 2
文献[4]	8.424	2.569	444.55	444.55
本文	8.378	2.703	10.07	9.774
文献[16]	8.502	2.381	8.258	10.89

表 3 3 种算法的算法耗时对比

回波密度 /个·m ⁻²	t/s		
	文献[6]	最小二乘法	半正定规划
40 000	0.969 7	1.449 7	335.75
50 000	1.142 3	1.797 2	359.44
60 000	1.341 6	1.970 3	370.42
70 000	1.551 7	2.058 9	381.59
80 000	1.744 0	2.168 7	393.98

5 结 论

基于随机矩阵的群目标跟踪算法能够同时估计群质心的运动状态和群的外形特征,逐渐成为群目标跟踪领域研究的热点。针对传统算法对群分离后跟踪误差较大的问题,本文提出了一种基于随机矩阵与最小二乘法相结合的群目标外形估计算法。该混合算法根据传统算法估计椭圆尺寸的变化率检测群的分离,采用 *k*-均值聚类形成分群,最后基于最小二乘法对各分群的外形进行拟合。仿真表明,检测群分离的方法有效,对机动群目标的跟踪精度有明显提高,能够较好地反映群分离后的运动态势及外形特征变化。

参考文献:

[1] GRANSTROM K, BAUM M. Extended object tracking: introduction, overview and applications [J]. Journal of Advances in Information Fusion, 2016, 12 (2): 1-17.

[2] MAHLER R. PHD filters of higher order in target number [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems , 2007, 43(4): 1523-1543.

[3] GRANSTROM K, ORGUNER U. On spawning and combination of extended/group targets modeled with random matrices [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 61(3): 678-692.

[4] KOCH J W. Bayesian approach to extended object and cluster tracking using random matrices [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(3): 1042-1059.

[5] FELDMANN M, FRANKEN D, KOCH W. Tracking of extended objects and group targets using random matrices [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(4): 1409-1420.

[6] FELDMANN M, FRANKEN D. Advances on tracking of extended objects and group targets using random matrices [C]// 2009 12th International Conference on Information Fusion. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 1029-1036.

[7] 韩玉兰, 朱洪艳, 韩崇昭. 采用随机矩阵的多扩展目标滤波器 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(7): 98-104.

HAN Yulan, ZHU Hongyan, HAN Chongzhao. A multi-target filter based on random matrix [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(7): 98-104.

[8] MIHAYLOVA L, CARMÍ A Y, SEPTIER F, et al. Overview of Bayesian sequential Monte Carlo methods for group and extended object tracking [J]. Digital Signal Processing, 2014, 25(1): 1-16.

[9] GRANSTROM K, WILLETT P, BAR-SHALOM Y. An extended target tracking model with multiple random matrices and unified kinematics [C]// 2015 18th International Conference on Information Fusion. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 1007-1014.

[10] ORGUNER U. A variational measurement update for extended target tracking with random matrices [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60 (7): 472-483.

[11] LAN J, LI X R. Tracking of extended object or target group using random matrix: part I New model and approach [C]// 15th International Conference on Information Fusion. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012;

- 2177-2184.
- [12] LAN J, 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.
- [13] 王海鹏. 多传感器编队目标跟踪算法研究 [D]. 山东烟台: 海军航空工程学院, 2012: 8-10.
- [14] 闫蓓, 王斌, 李媛. 基于最小二乘法的椭圆拟合改进算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2008, 34(3): 295-298.
- YAN Bei, WANG Bin, LI Yuan. Optimal ellipse fitting based on least-square principle [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2008, 34(3): 295-298.
- [15] 邹益民, 汪渤. 一种基于最小二乘的不完整椭圆拟合算法 [J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(7): 808-812.
- ZOU Yimin, WANG Bo. Fragmental ellipse fitting based on least square algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(7): 808-812.
- [16] 李波睿, 慕春棣, 白天明, 等. 一种混合的扩展目标跟踪方法 [J]. 航空学报, 2014, 35(5): 1336-1346.
- LI Borui, MU Chundi, BAI Tianming, et al. A hybrid approach for extended object tracking [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(5): 1336-1346.
- [17] 李振兴, 刘进忙, 李松, 等. 一种改进的群目标自适应跟踪算法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2014, 46(10): 117-123.
- LI Zhenxing, LIU Jinmang, LI Song, et al. An improved adaptive tracking algorithm for group targets [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2014, 46(10): 117-123.
- [18] GRANSTROM K, LUNDQUIST C, ORGUNER O. Extended target tracking using a Gaussian-mixture PHD filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(4): 3268-3286.
- [19] GRAMSTRPM K, ORGUNER U. A PHD filter for tracking multiple extended targets using random matrices [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(11): 5657-5671.

(编辑 刘杨)

(上接第 115 页)

- [13] GODRICH H, PETROPULU A, POOR H V, et al. Cluster allocation schemes for target tracking in multiple radar architectures [C]// 2011 Conference Record of the 45th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 863-867.
- [14] 严俊坤, 纠博, 刘宏伟, 等. 一种针对多目标跟踪的多基雷达系统聚类与功率联合分配算法 [J]. 电子与信息学报, 2016, 38(10): 1875-1881.
- YAN Junkun, JIU Bo, LIU Hongwei, et al. Joint cluster and power allocation algorithm for multiple targets tracking in multi-static radar systems [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(10): 1875-1881.
- [15] GARCIA N, HAIMOVICH A M, COULON M, et al. Resource allocation in MIMO radar with multiple targets for non-coherent localization [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(10): 2656-2666.
- [16] 胡捍英, 孙扬, 郑娜娥, 等. 多目标速度估计的分布式 MIMO 雷达资源分配算法 [J]. 电子与信息学报, 2016, 38(10): 2453-2460.
- HU Hanying, SUN Yang, ZHENG Na'e, et al. Resource allocation approach in distributed MIMO radar with multiple targets for velocity estimation [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(10): 2453-2460.
- [17] TICHAVSKY P, MURAVCHIK C H, NEHORAI A. Posterior Cramer-Rao bounds for discrete-time nonlinear filtering [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(2): 1386-1396.
- [18] GODRICH H, HAIMOVICH A M, BLUM R S, et al. A MIMO radar system approach to target tracking [C]// Conference Record of the 43rd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 1186-1190.
- [19] BECK A, BENTAL A, TETRUASHVILI L A. Sequential parametric convex approximation method with applications to non-convex truss topology design problems [J]. Journal of Global Optimization, 2010, 47(1): 29-51.

(编辑 刘杨)