

基于距离分级聚类的 机载雷达航迹抗差关联算法

齐 林,熊 伟,何 友

(海军航空大学信息融合研究所,山东烟台 264001)

摘 要: 针对目标密集分布、系统误差时变、传感器上报目标不一致等复杂环境下的机载雷达航迹关联问题,本文基于高斯随机矢量统计特性推导出一种基于距离分级聚类的机载雷达航迹抗差关联算法.文中首先推导运动平台等价量测方程,基于等价量测的一阶泰勒级数展开得到全局直角坐标系中状态估计分解方程,基于真实状态对消得到航迹距离矢量并基于距离矢量分级聚类提取同源航迹关联对.文中分别设置了目标密集、随机误差、系统误差适应性实验验证算法性能,仿真结果表明本文算法的关联准确性和环境适应性相比经典的基于参照拓扑特征的航迹关联算法(RET)有较大幅度的提升.

关键词: 航迹关联; 时变系统误差; 等价量测方程; 距离矢量; 分级聚类

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)06-1475-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.06.029

Anti-bias Track-to-Track Association Algorithm for Aircraft Platforms Based on Distance Hierarchical Clustering

QI Lin, XIONG Wei, HE You

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

Abstract: To address track-to-track association problem for aircraft platforms in complex condition, where targets are distributed closely, sensor biases are time-varied, and different sensors report different targets, an anti-bias track-to-track association algorithm based on distance hierarchical clustering is proposed according to the statistical characteristics of Gaussian random vectors. Equivalent measurement equation for moving platform is firstly derived, linear relationship between state estimates and real states, sensor biases, measurement errors is established based on Taylor series expansion, distance vector is obtained based on real state cancellation, and homologous tracks are extracted based on distance vectors hierarchical clustering. Adaptability experiments are established based on three factors including different targets densities, random errors and sensor biases. Monte Carlo simulations demonstrate significant improvements of association accuracy and complex condition adaptability of the proposed algorithm compared with the classical algorithm based on the reference topology feature (RET).

Key words: track-to-track association; time-varied sensor biases; equivalent measurement equation; distance vectors; hierarchical clustering

1 引言

航迹关联是分布式多传感器信息融合^[1,2]的一项共性关键技术,目的是判断不同传感器上报的哪些航迹源于同一目标,进而剔除冗余航迹,合并不完整航迹,

得到观测环境清晰一致的态势信息.系统误差影响下的多传感器航迹关联技术和误差配准技术^[3-5]互为前提.系统误差普遍存在于传感器对目标的量测数据中,特别是观测平台与目标均处于高速高机动运动状态的环境中,系统误差受到多种因素的影响,可能是时变的,

收稿日期:2016-12-09;修回日期:2017-06-15;责任编辑:覃怀银

基金项目:国家重点基础研究发展规划(973计划)项目(No. 61331401);国家自然科学基金(No. 61471383, No. 61531020, No. 61471379, No. 61102166, No. 91538201)

统计特性也难以先验获知。

为解决系统误差下的航迹关联问题,基于参照拓扑特征的航迹关联算法被提出^[6-9]. 算法认为系统误差不会改变目标间相对位置关系,并以此作为航迹关联的依据. 此类算法存在一定的缺陷:(1)系统误差是距离和方位角上的量测偏差,经坐标变换到全局直角坐标系中,随目标与传感器的相对位置变化;(2)拓扑关联基于多维分配准则处理多义性问题,但是算法无法从理论上给出关联门限,造成错误关联率较大. 基于图像匹配原理的航迹抗差关联算法^[10,11]能在一定程度上克服系统误差造成的航迹偏差,但算法要求不同传感器上报一致的目标航迹,在实际情况下难以满足. 由于航迹关联技术和误差配准技术互为前提,同时实施关联和配准的方法^[12-17]成为近年来的研究热点. 文献[13]提出了使用伪量测数据实施航迹级配准并基于期望最大方法同时实现关联、配准和融合的流程。

相同时刻同一雷达对不同目标产生相同的量测系统误差,量测随机误差造成同源航迹距离矢量在系统误差矢量周围浮动,且与非同源航迹距离矢量存在较大的偏差. 本文基于上述原理,提出基于距离分级聚类^[18,19]的机载雷达航迹抗差关联算法。

2 问题描述

环境中若有若干个雷达和目标,其中目标 T 分别为雷达 m, n 探测到的第 i, j 个目标, k 时刻三者的位置分布情况如图 1 所示, $S_m(x_{sm}, y_{sm})$ 、 $S_n(x_{sn}, y_{sn})$ 分别为以融合中心所在位置为原点的全局直角坐标系中雷达 m, n 的位置坐标. 主动雷达基于测距测角原理确定目标的空间相对位置,受到系统误差和随机误差的影响,雷达量测与目标真实距离和方位角存在一定的偏差. 图中 T_i^m 表示全局直角坐标系中雷达 m 对目标 T 的量测位置, ρ_i^m 、 θ_i^m 分别表示 T 相对于 m 的真实距离和方位角, $\bar{\rho}_i^m$ 、 $\bar{\theta}_i^m$ 分别表示 m 对 T 的量测距离和方位角. 雷达 n 对目标 T 的量测同理可知。

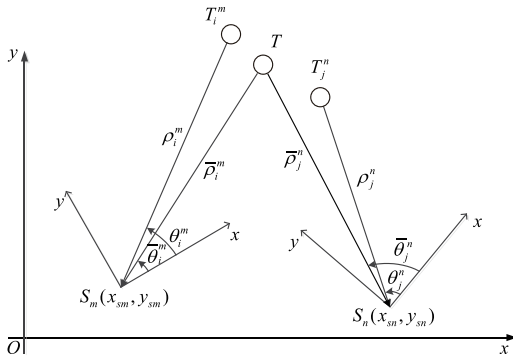


图 1 雷达及目标空间分布

机载分布式侦察监视环境存在探测距离远、目标分布密集、系统误差时变、雷达上报目标不一致等复杂情况,传统航迹关联算法失效,需进一步研究适用于上述复杂环境的航迹抗差关联算法。

3 算法描述

3.1 航迹距离矢量

等价量测表示只受系统误差影响的目标状态. 在以融合中心 $O(0,0)$ 为坐标原点的全局直角坐标系中, $\hat{\mathbf{X}}_i^m(k) = [\hat{x}_i^m(k) \quad \hat{y}_i^m(k)]^T$ 表示雷达 m 探测到的目标 i 的等价量测, $\hat{\mathbf{X}}_i^m(k) = [\hat{x}_i^m(k) \quad \hat{y}_i^m(k)]^T$ 表示目标真实状态, $\hat{\mathbf{X}}_i^m(k) = [\hat{x}_i^m(k) \quad \hat{y}_i^m(k)]^T$ 表示滤波得到的目标状态估计. 由文献[17]可知,全局直角坐标下的等价量测与目标真实状态满足如下关系,

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_i^m(k) \\ \hat{y}_i^m(k) \end{bmatrix} = \left[\frac{\Delta \rho^m(k)}{\sqrt{[\hat{x}_i^m(k) - x_{sm}(k)]^2 + [\hat{y}_i^m(k) - y_{sm}(k)]^2}} + 1 \right] \cdot \mathbf{I}[\Delta \theta^m(k)] \begin{bmatrix} \hat{x}_i^m(k) - x_{sm}(k) \\ \hat{y}_i^m(k) - y_{sm}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{sm}(k) \\ y_{sm}(k) \end{bmatrix} \quad (1)$$

$[x_{sm}(k) \quad y_{sm}(k)]^T$ 表示机载平台位置坐标, $\Delta \rho^m(k)$ 、 $\Delta \theta^m(k)$ 分别表示雷达的距离、方位角量测系统误差,

$$\mathbf{I}[\Delta \theta^m(k)] = \begin{bmatrix} \cos \Delta \theta^m(k) & -\sin \Delta \theta^m(k) \\ \sin \Delta \theta^m(k) & \cos \Delta \theta^m(k) \end{bmatrix} \quad (2)$$

基于位置等价量测的全微分得到速度等价量测,如式(3)所示。

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{x}}_i^m(k) \\ \dot{\hat{y}}_i^m(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \hat{x}_i^m(k)}{\partial \hat{x}_i^m(k)} & \frac{\partial \hat{x}_i^m(k)}{\partial \hat{y}_i^m(k)} \\ \frac{\partial \hat{y}_i^m(k)}{\partial \hat{x}_i^m(k)} & \frac{\partial \hat{y}_i^m(k)}{\partial \hat{y}_i^m(k)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_i^m(k) \\ \hat{y}_i^m(k) \end{bmatrix} \quad (3)$$

将等价量测

$$\hat{\mathbf{X}}_i^m(k) = f(\hat{\mathbf{X}}_i^m(k), \mathbf{b}_m) \quad (4)$$

在 $(\hat{\mathbf{X}}_i^m(k), [0 \quad 0]^T)$ 一阶泰勒级数展开得到文献[17]中的定理在二维运动平台情况的推广,

$$\hat{\mathbf{X}}_i^m(k) = \hat{\mathbf{X}}_i^m(k) + \mathbf{J}_{b_m}[\hat{\mathbf{X}}_i^m(k)] \begin{bmatrix} \Delta \rho^m(k) \\ \Delta \theta^m(k) \end{bmatrix} + \mathbf{e}_i^m(k) \quad (5)$$

其中 $\mathbf{b}_m = [\Delta \rho^m(k) \quad \Delta \theta^m(k)]^T$

$$J_{b_m} [\hat{\mathbf{X}}_i^m(k)] = \frac{\partial \hat{\mathbf{X}}_i^m(k)}{\partial \mathbf{b}_m} \Big|_{(\hat{\mathbf{X}}_i^m(k), [0 \ 0]^T)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \hat{x}_i^m(k)}{\partial \Delta \rho^m(k)} & \frac{\partial \hat{x}_i^m(k)}{\partial \Delta \theta^m(k)} \\ \frac{\partial \hat{y}_i^m(k)}{\partial \Delta \rho^m(k)} & \frac{\partial \hat{y}_i^m(k)}{\partial \Delta \theta^m(k)} \end{bmatrix} \Big|_{(\hat{\mathbf{X}}_i^m(k), [0 \ 0]^T)} \quad (6)$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{\hat{x}_i^m(k) - x_{sm}(k)}{\sqrt{[\hat{x}_i^m(k) - x_{sm}(k)]^2 + [\hat{y}_i^m(k) - y_{sm}(k)]^2}} - [\hat{y}_i^m(k) - y_{sm}(k)] \\ \frac{[\hat{y}_i^m(k) - y_{sm}(k)]^2 \hat{x}_i^m(k) - [\hat{x}_i^m(k) - x_{sm}(k)] [\hat{y}_i^m(k) - y_{sm}(k)] \hat{y}_i^m(k)}{[\hat{x}_i^m(k) - x_{sm}(k)]^2 + [\hat{y}_i^m(k) - y_{sm}(k)]^2} - \hat{y}_i^m(k) \\ \frac{\hat{y}_i^m(k) - y_{sm}(k)}{\sqrt{[\hat{x}_i^m(k) - x_{sm}(k)]^2 + [\hat{y}_i^m(k) - y_{sm}(k)]^2}} [\hat{x}_i^m(k) - x_{sm}(k)] \\ \frac{[\hat{x}_i^m(k) - x_{sm}(k)]^2 \hat{y}_i^m(k) - [\hat{x}_i^m(k) - x_{sm}(k)] [\hat{y}_i^m(k) - y_{sm}(k)] \hat{x}_i^m(k)}{[\hat{x}_i^m(k) - x_{sm}(k)]^2 + [\hat{y}_i^m(k) - y_{sm}(k)]^2} \hat{x}_i^m(k) \end{bmatrix}$$

$\mathbf{e}_i^m(k)$ 服从零均值的高斯分布, 误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_i^m(k)$,

$$\mathbf{e}_i^m(k) \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{P}_i^m(k) \right) \quad (7)$$

式(5)建立了全局直角坐标系下目标状态估计与目标真实状态、系统误差和随机误差之间的加性关系. 假设各状态变量、矢量已经过时间对准到同一时刻, 为简化表示, 省去时间变量 k . 状态估计矢量对消得到,

$$\hat{\mathbf{X}}_i^m - \hat{\mathbf{X}}_j^n = \hat{\mathbf{X}}_i^m - \hat{\mathbf{X}}_j^n + [\mathbf{J}_{b_m}(\hat{\mathbf{X}}_i^m) \quad -\mathbf{J}_{b_n}(\hat{\mathbf{X}}_j^n)] \boldsymbol{\eta} + \mathbf{e}_i^m - \mathbf{e}_j^n \quad (8)$$

其中

$$\boldsymbol{\eta} = [\Delta \rho^m \quad \Delta \theta^m \quad \Delta \rho^n \quad \Delta \theta^n]^T \quad (9)$$

$$(\mathbf{e}_i^m - \mathbf{e}_j^n) \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{P}_i^m + \mathbf{P}_j^n - \mathbf{P}_{ij}^{mn} - \mathbf{P}_{ij}^{nm} \right) \quad (10)$$

如果矩阵 $[\mathbf{J}_{b_m}(\hat{\mathbf{X}}_i^m) \quad -\mathbf{J}_{b_n}(\hat{\mathbf{X}}_j^n)]$ 可逆,

$$\begin{aligned} & [\mathbf{J}_{b_m}(\hat{\mathbf{X}}_i^m) \quad -\mathbf{J}_{b_n}(\hat{\mathbf{X}}_j^n)]^{-1} (\hat{\mathbf{X}}_i^m - \hat{\mathbf{X}}_j^n) \\ &= [\mathbf{J}_{b_m}(\hat{\mathbf{X}}_i^m) \quad -\mathbf{J}_{b_n}(\hat{\mathbf{X}}_j^n)]^{-1} (\hat{\mathbf{X}}_i^m - \hat{\mathbf{X}}_j^n) \\ & \quad + \boldsymbol{\eta} + [\mathbf{J}_{b_m}(\hat{\mathbf{X}}_i^m) \quad -\mathbf{J}_{b_n}(\hat{\mathbf{X}}_j^n)]^{-1} (\mathbf{e}_i^m - \mathbf{e}_j^n) \end{aligned} \quad (11)$$

令 $\mathbf{K}_{ij}^{mn} = [\mathbf{J}_{b_m}(\hat{\mathbf{X}}_i^m) - \mathbf{J}_{b_n}(\hat{\mathbf{X}}_j^n)]^+$, 表示 $[\mathbf{J}_{b_m}(\hat{\mathbf{X}}_i^m) - \mathbf{J}_{b_n}(\hat{\mathbf{X}}_j^n)]$ 的广义逆矩阵, 定义距离矢量

$$\Delta_{ij}^{mn} = \mathbf{K}_{ij}^{mn} (\hat{\mathbf{X}}_i^m - \hat{\mathbf{X}}_j^n) \quad (12)$$

$$\Delta_{ij}^{mn} = \mathbf{K}_{ij}^{mn} (\hat{\mathbf{X}}_i^m - \hat{\mathbf{X}}_j^n) + \boldsymbol{\eta} + \mathbf{K}_{ij}^{mn} (\mathbf{e}_i^m - \mathbf{e}_j^n) \quad (13)$$

如果传感器 m 上报的航迹 i 与传感器 n 上报的航迹 j 源自同一目标,

$$\hat{\mathbf{X}}_i^m = \hat{\mathbf{X}}_j^n \quad (14)$$

$$\Delta_{ij}^{mn} = \boldsymbol{\eta} + \mathbf{K}_{ij}^{mn} (\mathbf{e}_i^m - \mathbf{e}_j^n) \quad (15)$$

3.2 距离矢量的分级聚类

由式(13)可知, 非同源航迹距离矢量由三部分构成, 分别与真实状态之差、系统误差、随机误差之差满足线性关系, 将其分别定义为真实状态偏差矢量, 系统误差矢量, 随机误差矢量. 同源航迹距离矢量仅由系统误差矢量和随机误差矢量构成. 通常情况下不同目标的真实状态差别较大, 因此同源航迹距离矢量满足如下特征, 受随机误差影响在系统误差矢量 $\boldsymbol{\eta}$ 周围浮动, 且与非同源航迹距离矢量存在较大的偏差. 本文基于距离矢量的分级聚类提取相同目标的系统误差矢量, 得到雷达上报的同源航迹. 这里简述距离矢量的分级聚类流程:

①假设关联时刻雷达 1、2 分别上报 I_1 、 I_2 条航迹, 构成 $t = I_1 \times I_2$ 个距离矢量, 以这些距离矢量为样品构造 t 个类, 两两计算各类间的距离 $\{d_{\tau_1, \tau_2} \mid \tau_1 = 1, \dots, t, \tau_2 = 1, \dots, t\}$, 组成距离矩阵 $D^{(0)} = (d^{(0)})_{t \times t}$;

②合并距离最近的两类为一新类, 同时取消被合并的两类, 得到 $n-1$ 类;

③计算新类与剩余各类的距离, 其他各类间距离不变, 新的距离矩阵 $D^{(1)} = (d^{(1)})_{(t-1) \times (t-1)}$;

④若类数等于 1 或距离最近的两类间距大于类间距门限 $d_{\max}$, 聚类结束, 否则回到步骤②.

聚类结束后取样品个数最多的类作为同源航迹的距离矢量,得到对应的航迹关联关系。

类间距的定义 $d_{\tau_1\tau_2} = \max \{ \delta(a, b) \mid a \in G_{\tau_1}, b \in G_{\tau_2} \}$, $\delta(a, b)$ 表示 G_{τ_1} 和 G_{τ_2} 中样品 a 和 b 的统计距离,假设 $a = \Delta_{i_{j_1}}^{mn}, b = \Delta_{i_{j_2}}^{mn}$,

$$\delta(a, b) = (\Delta_{i_{j_1}}^{mn} - \Delta_{i_{j_2}}^{mn})^T [P_{i_{j_1}i_{j_2}}^{mn}]^{-1} (\Delta_{i_{j_1}}^{mn} - \Delta_{i_{j_2}}^{mn}) \quad (16)$$

$$P_{i_{j_1}i_{j_2}}^{mn} = K_{i_{j_1}i_{j_2}}^{mn} (P_{i_1}^m + P_{j_1}^n - P_{i_{j_1}}^{mn} - P_{i_{j_2}}^{nm}) (K_{i_{j_1}i_{j_2}}^{mn})^T + K_{i_{j_1}i_{j_2}}^{mn} (P_{i_2}^m + P_{j_2}^n - P_{i_{j_2}}^{mn} - P_{i_{j_1}}^{nm}) (K_{i_{j_1}i_{j_2}}^{mn})^T \quad (17)$$

G_{τ_1} 和 G_{τ_2} 分别表示当前的第 τ_1 类和第 τ_2 类。下面求类间距门限 $d_{\max}$, 如果传感器 m 上报航迹 i_1, i_2 , 传感器 n 上报航迹 j_1, j_2, i_1, j_1 源自同一目标, i_2, j_2 源自同一目标, 则满足

$$(\Delta_{i_{j_1}}^{mn} - \Delta_{i_{j_2}}^{mn})^T [P_{i_{j_1}i_{j_2}}^{mn}]^{-1} (\Delta_{i_{j_1}}^{mn} - \Delta_{i_{j_2}}^{mn}) \leq \chi_{n_s}^2 \quad (18)$$

所以 $d_{\max} = \chi_{n_s}^2$, 其中 n_s 表示状态向量的维数。

综上所述,基于距离分级聚类的机载雷达航迹抗差关联算法流程如图2所示。

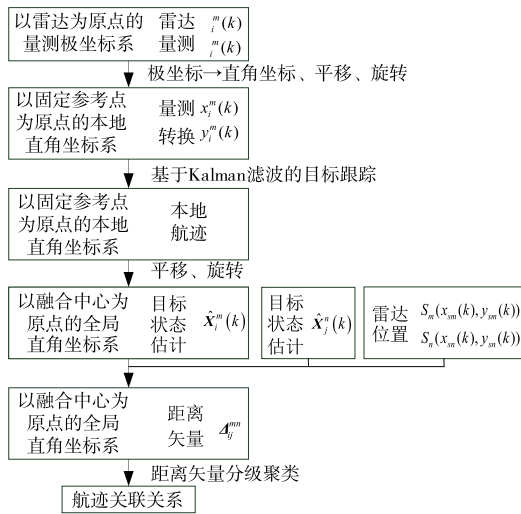


图2 算法流程图

4 仿真验证及结果分析

4.1 仿真环境设置及评价指标

为验证本文算法的性能,设置如下的仿真环境:在全局直角坐标系中,有飞行目标 $n = 15$ 批次,关联时刻目标位置在空域 $(150\text{km}, 155\text{km}) \times (150\text{km}, 155\text{km}) \times (10\text{km}, 20\text{km})$ 中均匀分布。目标匀速等高飞行,水平面内初始速度 v_o 和初始航向 d_o 分别服从均匀分布, $v_o \sim U(100\text{m/s}, 200\text{m/s})$, $d_o \sim U(0\text{rad}, 2\pi\text{rad})$ 。机载平台搭载雷达对目标实施探测跟踪。平台1的初始位置为 $(0, 5, 20)\text{km}$, 初始速度 $(150, 0, 0)\text{m/s}$, 平台2的初始位置为 $(300, 0, 10)\text{km}$, 初始速度 $(0, 100, 0)\text{m/s}$, 平台按初始速度做匀速直线运动,并向位置为 $(0, 0, 0)\text{m}$ 的融合中心实时上报跟踪航迹。雷达量测误差服从均值为零

的高斯分布,雷达1、2的量测误差标准差 $\sigma_\rho^1 = 100\text{m}$, $\sigma_\theta^1 = 0.3^\circ$, $\sigma_\rho^2 = 100\text{m}$, $\sigma_\theta^2 = 0.3^\circ$, $\sigma_\varepsilon^1 = 0.1^\circ$, $\sigma_\varepsilon^2 = 0.1^\circ$ 。雷达系统误差时变,大小服从0与误差上限间的均匀分布,雷达1、2的误差上限 $\Delta\rho^1 = -1000\text{m}$, $\Delta\theta^1 = -1^\circ$, $\Delta\varepsilon^1 = -0.5^\circ$, $\Delta\rho^2 = 1000\text{m}$, $\Delta\theta^2 = 1^\circ$, $\Delta\varepsilon^2 = 0.5^\circ$, 雷达量测周期 $T = 4\text{s}$, 航行周期数 $\text{Time} = 50$ 。雷达1和雷达2分别上报10批次目标航迹,其中有5批次同源航迹。真实航迹与雷达上报航迹如图3所示,其中子图(b)是(a)在关联时刻的点迹分布平面图。由于俯仰角信息分辨率较低,本文基于 xy 平面2维数据实施航迹关联。

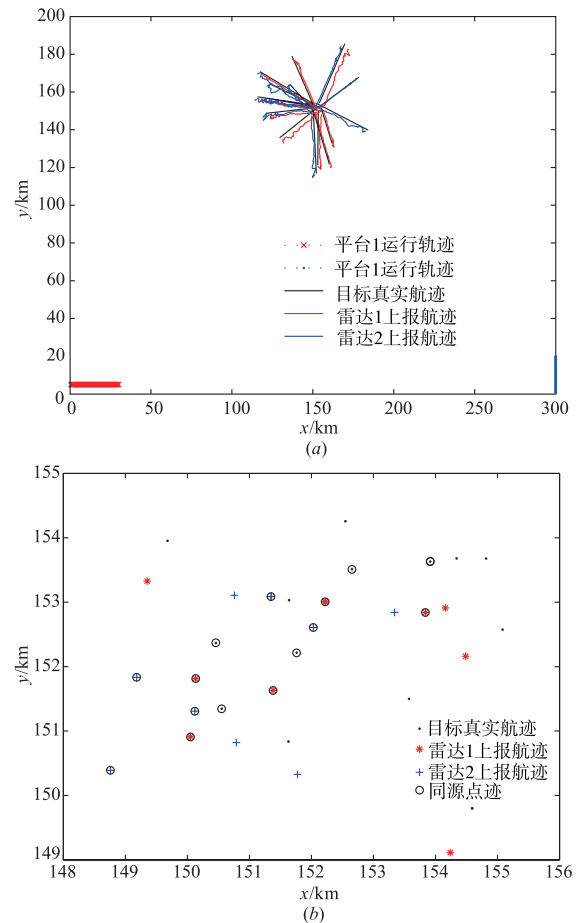


图3 仿真环境设置

为描述算法的关联效果,定义航迹关联的评价指标。 R_{ca} 表示正确关联率,即一次实验中正确关联的目标个数与同源航迹个数的比值, R_{fa} 表示错误关联率,即一次实验中错误关联的目标个数与真实目标个数的比值。实验结果由50次蒙特卡洛仿真求均值得到, R_{ca} 和 R_{fa} 分别表示平均正确关联率和平均错误关联率。为验证本文算法性能的优越性,利用本文算法和经典的基于参照拓扑特征的航迹关联算法(RET)实施航迹关联。RET算法以目标间相对位置关系作为关联依据,对系统误差造成的航迹偏差具有一定的适应性。

4.2 目标密集环境适应性实验

为验证算法对环境目标密集程度的适应能力,保持目标分布空域大小不变,增加仿真参数中的目标个数,比较本文算法和 RET 算法的关联结果,如图 4 所示.

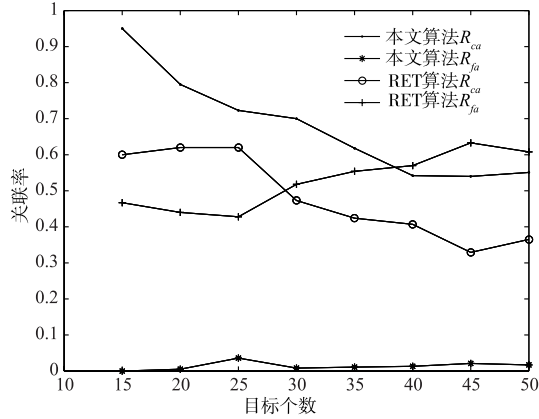


图 4 不同目标密集程度环境下的关联性能

由图 4 可知,随着目标个数增多,目标密集程度增大,本文算法和 RET 算法的 R_{ca} 都降低,但本文算法始终高于 RET 算法. 本文算法的 R_{fa} 始终小于 4%,能提供可靠的航迹关联结果;RET 算法的 R_{fa} 始终大于 40%,且随着目标密集程度增大升高,无法提供可靠的航迹关联结果.

RET 以周围航迹与对象欧氏距离的近似程度作为关联依据,当目标密集程度逐渐增大,对象周围的非同源航迹增多,非同源航迹可能构造出与同源航迹近似的相对位置关系,造成错误关联. 本文算法依据航迹间统计距离的分级聚类判断航迹关联关系,依据高斯随机矢量的统计特性严格计算关联门限,算法对非同源航迹具有更好的分辨能力,对目标密集环境适应能力更强.

4.3 随机误差适应性实验

为验证算法对量测随机误差的适应能力,分别改变仿真参数中雷达的测距、测方位角随机误差协方差,其它参数不变,比较本文算法和 RET 算法的关联效果. 雷达的测角误差协方差保持 $\sigma_\theta^1 = 0.3^\circ$ 、 $\sigma_\theta^2 = 0.3^\circ$,测距误差协方差在 20m~200m 等间隔分布,得到如图 5(a) 所示的关联结果;雷达的测距误差协方差保持 $\sigma_\rho^1 = 100\text{m}$ 、 $\sigma_\rho^2 = 100\text{m}$,测角误差协方差在 $0.1^\circ \sim 1.5^\circ$ 等间隔分布,得到如图 5(b) 所示的关联结果.

由图 5(a) 可知,随着雷达测距误差协方差增大,本文算法的 R_{ca} 由 50% 以下逐渐升高至 95% 以上, R_{fa} 几乎不变且接近于 0;RET 算法 R_{ca} 在 50%~80% 间浮动, R_{fa} 在 40%~50% 间浮动. 由图 5(b) 可知,随着雷达测角误差协方差增大,本文算法 R_{ca} 由 40% 左右先上升至

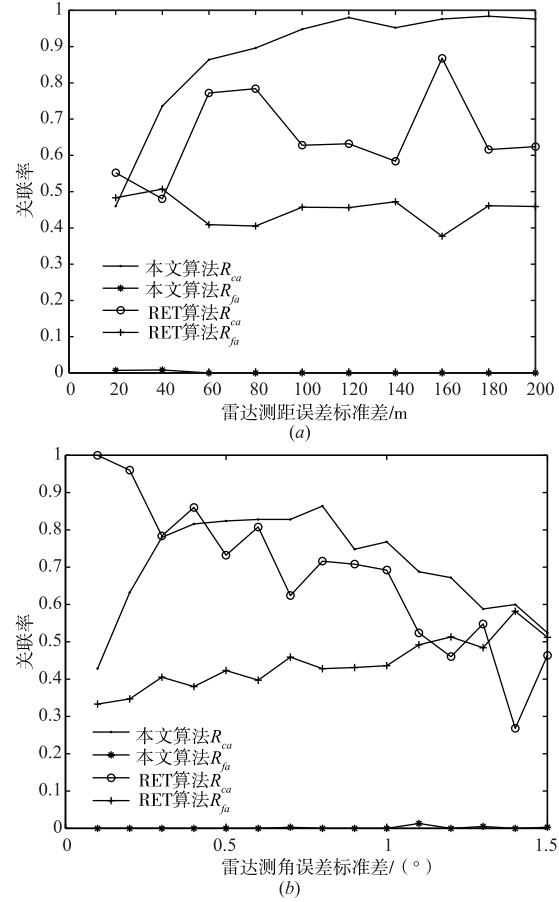


图 5 不同随机误差情况下关联性能

80% 以上后下降至 50%,极点在 $\sigma_\theta = 0.8^\circ$, R_{fa} 几乎不变且接近于 0;RET 算法 R_{ca} 由 100% 逐渐下降至 30%, R_{fa} 由 30% 以上逐渐升高至 60%.

本文算法基于一阶 Taylor 级数展开推导点迹距离矢量,忽略了高阶项对关联结果的影响. 如考虑 Taylor 高阶项,式(5)改写为

$$\hat{\mathbf{X}}_i^m(k) = \hat{\mathbf{X}}_i^m(k) + \mathbf{J}_{b_n}[\hat{\mathbf{X}}_i^m(k)] \begin{bmatrix} \Delta \rho^m(k) \\ \Delta \theta^m(k) \end{bmatrix} + \mathbf{R}_2 \left(\begin{bmatrix} \Delta \rho^m(k) \\ \Delta \theta^m(k) \end{bmatrix} \right) + \mathbf{e}_i^m(k) \quad (19)$$

$\mathbf{R}_2 \left(\begin{bmatrix} \Delta \rho^m(k) \\ \Delta \theta^m(k) \end{bmatrix} \right)$ 表示二阶裴亚诺余项,是系统误差

$\begin{bmatrix} \Delta \rho^m(k) \\ \Delta \theta^m(k) \end{bmatrix}$ 的函数,式(18)改写为

$$(\Delta_{i_{j_1}}^{mn} - \Delta_{i_{j_2}}^{mn} + \Delta_{\text{Taylor}})^T [\mathbf{P}_{i_{j_1}, i_{j_2}}^{mn}]^{-1} (\Delta_{i_{j_1}}^{mn} - \Delta_{i_{j_2}}^{mn} + \Delta_{\text{Taylor}}) \leq \chi_{n, \Delta_{\text{Taylor}}}^2$$

Δ_{Taylor} 表示由二阶裴亚诺余项转化而来的误差项. 当雷达系统误差不变,量测误差增大, Δ_{Taylor} 几乎不变, $\mathbf{P}_{i_{j_1}, i_{j_2}}^{mn}$ 增大, $d_{\tau, \tau_2} = (\Delta_{i_{j_1}}^{mn} - \Delta_{i_{j_2}}^{mn} + \Delta_{\text{Taylor}})^T [\mathbf{P}_{i_{j_1}, i_{j_2}}^{mn}]^{-1} (\Delta_{i_{j_1}}^{mn} - \Delta_{i_{j_2}}^{mn} + \Delta_{\text{Taylor}})$ 减小,式(20)更容易满足,本文算法 R_{ca} 升高.

RET 算法以目标间相对位置关系作为关联依据,

关联结果主要受随机误差影响. 雷达对目标远距离探测定位时,测距随机误差造成的目标位置偏差较小,与测距随机误差同数量级;测方位角随机误差造成的目标位置偏差较大,与雷达与目标间距离满足线性关系^[20]. 因此测距随机误差增大对 RET 算法关联性能影响较小,测角随机误差增大造成关联性能恶化严重.

4.4 系统误差适应性实验

为验证算法对系统误差的适应能力,分别改变仿真参数中雷达的测距、测方位角系统误差上限,其它参数不变,比较本文算法和 RET 算法的关联效果. 雷达测角系统误差上限保持 $\Delta\theta^1 = -1^\circ$ 、 $\Delta\theta^2 = 1^\circ$,测距系统误差上限 $\Delta\rho^1$ 在 $-200\text{m} \sim -2000\text{m}$ 等间隔分布, $\Delta\rho^2$ 在 $200\text{m} \sim 2000\text{m}$ 等间隔分布,得到如图 6(a)所示的关联结果;雷达测距系统误差上限保持 $\Delta\rho^1 = -1000\text{m}$ 、 $\Delta\rho^2 = 1000\text{m}$,方位角系统误差上限 $\Delta\theta^1$ 在 $-0.1^\circ \sim -1.5^\circ$ 等间隔分布, $\Delta\theta^2$ 在 $0.1^\circ \sim 1.5^\circ$ 等间隔分布,得到如图 6(b)所示的关联结果.

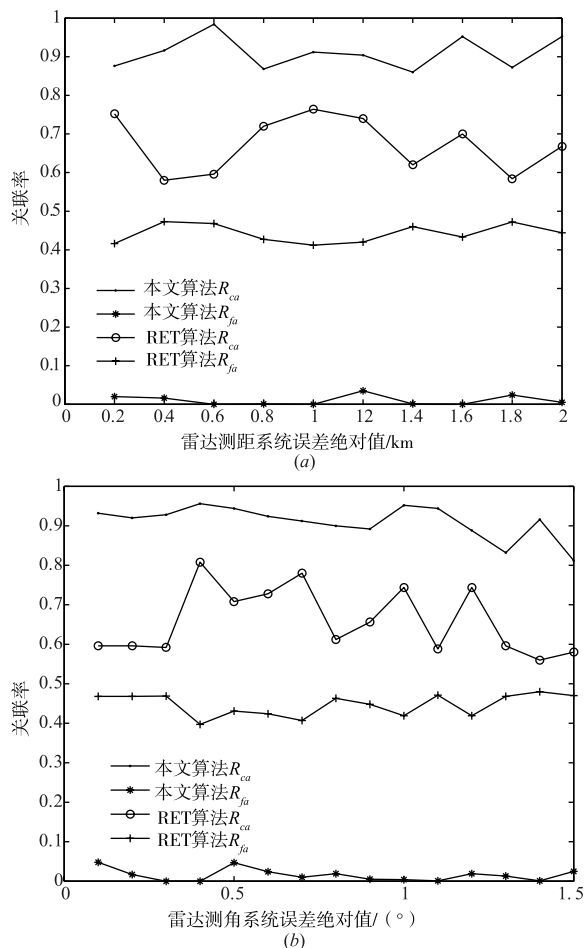


图 6 不同系统误差情况下关联性能

由图 6 可知,随着测距、测方位角系统误差的增大,两种算法的 R_{ca} 、 R_{fa} 无明显上升或下降趋势,且本文

算法关联性能明显优于 RET 算法.

RET 算法以目标间相对位置关系作为关联依据,雷达远距离探测某一指定的小范围空域时,如图 3 所示的雷达和目标位置分布情况,不同目标的方位角近似,局部直角坐标系下目标间相对位置关系受系统误差影响较小. 线性变换不改变目标间相对位置关系,因此在本文所述的仿真环境下,系统误差增大对 RET 算法的关联效果无显著影响. 本文算法设置如式(18)所示的假设检验,能抵消传感器的测距、测方位角系统误差对航迹关联的影响,因此系统误差增大对本文算法的关联效果无显著影响.

5 结论

针对机载平台高速动态侦察监视环境下传感器和目标空间位置实时变化、目标分布密集、传感器上报目标不一致等复杂情况,本文依据高斯随机矢量的统计特性推导出一种基于距离分级聚类的机载雷达航迹抗差关联算法. 算法在目标密集、随机误差较大和系统误差较大等复杂环境下均保持很低的错误关联率,稳定性较强. 算法基于一阶 Taylor 级数展开推导航迹距离矢量,忽略了较小的高阶截断误差对航迹关联的影响,导致系统误差存在的条件下,算法正确关联率在一定范围内随雷达量测精度降低而升高.

参考文献

- [1] Bar-shalom Y, Fortmann T E. Tracking and Data Association[M]. Orlando: Academic Press INC, 1988.
- [2] 何友, 王国宏, 关欣. 信息融合理论及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.
- [3] He Y, Wang G H, Guan X. Information Fusion Theory with Applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010. (in Chinese)
- [4] Okello N, Ristic B. Maximum likelihood registration for multiple dissimilar sensors[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(3): 1074 - 1083.
- [5] Lin X D, Bar-shalom Y, Kirubarajan T. Exact multi-sensor dynamic bias estimation with local tracks[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(2): 576 - 590.
- [6] Zheng Z W, Zhu Y S. New least squares registration algorithm for data fusion[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(4): 1410 - 1416.
- [7] 石玥, 王钺, 王树刚, 等. 基于目标参照拓扑的模糊航迹关联方法[J]. 国防科技大学学报, 2006, 28(4): 105 - 109.
- [8] Shi Y, Wang Y, Wang S G, et al. Fuzzy data association based on target topology of reference[J]. Journal of Na-

- tional University of Defense Technology, 2006, 28(4): 105 – 109. (in Chinese)
- [7] Tian W, Wang Y, Shan X M, et al. Track-to-track association for biased data based on the reference topology feature [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(4): 449 – 453.
- [8] Zhu H Y, Han S Y. Track-to-track association based on structural similarity in the presence of sensor biases [J]. Journal of Applied Mathematics, 2014, 2014(1): 1 – 8.
- [9] Zhu H Y, Wang W, Wang C. Robust track-to-track association in the presence of sensor biases and missed detections [J]. Information Fusion, 2016, 27: 33 – 40.
- [10] 何友, 宋强, 熊伟. 基于傅里叶变换的航迹对准关联算法[J]. 航空学报, 2010, 31(2): 356 – 362.
He Y, Song Q, Xiong W. A track registration-correlation algorithm based on Fourier transform [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(2): 356 – 362. (in Chinese)
- [11] 何友, 宋强, 熊伟. 基于相位相关的航迹对准关联技术 [J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2718 – 2723.
He Y, Song Q, Xiong W. Track alignment-correlation technique based on phase correlation [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(12): 2718 – 2723. (in Chinese)
- [12] Zhu H Y, Wang C. Joint track-to-track association and sensor registration at the track level [J]. Digital Signal Processing, 2015, 41: 48 – 59.
- [13] Li Z, Chen S, Leung H, et al. Joint data association, registration, and fusion using EM-KF [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(2): 496 – 507.
- [14] Zhu H, Leung H, Yuen K. A joint data association, registration, and fusion approach for distributed tracking [J]. Information Sciences, 2015, 324: 186 – 196.
- [15] Huang D L, Leung H, Bosse E. A pseudo-measurement approach to simultaneous registration and track fusion [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(3): 2315 – 2331.
- [16] Okello N N, Challa S. Joint sensor registration and track-to-track fusion for distributed trackers [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(3): 808 – 823.
- [17] Zhu H Y, Chen S. Track fusion in the presence of sensor biases [J]. IET Signal Processing, 2014, 8(9): 958 – 967.
- [18] Fisher D. Iterative optimization and simplification of hierarchical clustering [J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 1996, 4: 147 – 179.
- [19] Karypis G, Han E H, Kumar V. Chameleon: A hierarchical clustering algorithm using dynamic modeling [J]. IEEE Transactions on Computer, 1999, 32(8): 68 – 75.
- [20] Qi L, Dong K, Liu Y, et al. Anti-bias track-to-track association algorithm based on distance detection [J]. IET Radar Sonar & Navigation, 2017, 11(2): 269 – 276.
- [21] 齐林, 崔亚奇, 熊伟, 王聪. 基于距离检测的自动识别系统和海雷达航迹抗差关联算法 [J]. 电子与信息学报, 2015, 37(8): 1855 – 1861.
Qi L, Cui Y Q, Xiong W. Anti-bias association algorithm for automatic identification system and radar based on bias detection [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(8): 1855 – 1861. (in Chinese)

作者简介



齐 林(通信作者) 男, 1989 年 3 月出生
于辽宁抚顺. 现为海军航空大学信息融合研究所博士生, 研究方向为雷达数据融合.
E-mail: 3278pirate@163.com

熊 伟 男, 1977 年 1 月出生于江西. 现为海军航空大学信息融合研究所教授、博士生导师, 研究方向为多源信息融合、指挥自动化等.

E-mail: xiongweimail@tom.com

何 友 男, 1956 年 10 月出生于吉林磐石. 中国工程院院士, 现为海军航空大学信息融合研究所教授、博士生导师. 获国家科技进步奖二等奖 3 项, 国家级教学成果一等奖、二等奖各 1 项, 在国内外发表学术论文 100 余篇. 研究方向雷达自适应检测、多源信息融合、系统仿真与作战模拟、大数据技术等.

E-mail: heyoun_f@126.com