

基于航迹矢量分级聚类的雷达与电子支援措施抗差关联算法

李保珠* 张林 董云龙 关键

(海军航空大学信息融合研究所 烟台 264001)

摘要: 针对同平台雷达与电子支援措施(ESM)存在系统误差、上报目标不完全一致等复杂场景下航迹关联鲁棒性和有效性问题, 该文提出一种基于航迹矢量分级聚类的雷达与ESM航迹抗差关联算法。首先推导修正极坐标系(MPC)下目标等价测量方程, 基于等价测量的近似展开得到目标状态估计分解方程, 利用真实状态对消的方法得到航迹矢量, 基于高斯随机矢量的统计特性, 采用航迹矢量分级聚类的方法提取同源航迹。最后通过实验仿真验证, 所提算法在不同系统误差、目标分布密度、检测概率等环境下具有较好的关联效果和鲁棒性。

关键词: 雷达; 电子支援措施; 航迹关联; 系统误差; 航迹矢量; 分级聚类

中图分类号: TN953

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)06-1310-07

DOI: 10.11999/JEIT180714

Anti-bias Track Association Algorithm of Radar and Electronic Support Measurements Based on Track Vectors Hierarchical Clustering

LI Baozhu ZHANG Lin DONG Yunlong GUAN Jian

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

Abstract: To address track-to-track association problem of radar and Electronic Support Measurements (ESM) in the presence of sensor biases and different targets reported by different sensors, an anti-bias track-to-track association algorithm based on track vectors hierarchical clustering is proposed. Firstly, the equivalent measurement is derived in the Modified Polar Coordinates (MPC). Linear relationship between state estimates and real states, sensor biases, measurement errors are established based on the approximate expansion of the equivalent measurement. The track vectors are obtained by the real state cancellation method. The homologous tracks are extracted by the method of track vectors hierarchical clustering, according to the statistical characteristics of Gaussian random vectors. The effectiveness of the proposed algorithm is verified by Monte Carlo simulation experiments in the presence of sensor biases, targets densities and detection probabilities.

Key words: Radar; Electronic Support Measurements (ESM); Track-to-track association; Sensor bias; Track vectors; Hierarchical clustering

1 引言

在多传感器信息融合领域, 航迹关联是多传感器信息融合的前提和基础, 旨在判断不同传感器上报的航迹是否源于同一目标^[1]。近年来, 随着信息化综合作战和多传感器组网平台一体化作战的发展, 异类传感器的航迹关联问题尤为突出。由于雷

达与电子支援措施(Electronic Support Measurements, ESM)的广泛应用, 雷达与ESM航迹关联日益成为异类传感器航迹关联的研究热点^[2]。但由于ESM只能接收电磁波获取辐射源的角度信息而无法提供距离信息, 造成雷达与ESM航迹关联存在较大的不确定性。在实际应用中, 由于传感器普遍存在系统误差, 目标量测位置发生偏移, 给航迹关联的有效性和鲁棒性提出了更高的要求和挑战^[3]。此外, 由于传感器探测范围不完全相同, 虚警、漏警等原因, 传感器上报目标不完全一致, 导致各传感器上报的航迹无法一一对应^[4], 使得雷达与ESM航迹关联问题难度进一步增大。

为了解决雷达与ESM航迹关联问题, 国内外学者进行了大量的研究。文献^[5-7]基于角度测量信息进行航迹关联判决, 忽略了雷达目标距离信息

收稿日期: 2018-07-17; 改回日期: 2018-11-06; 网络出版: 2018-11-23

*通信作者: 李保珠 libaozhu1324@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61871392, 61531020, 61871391, 61471382, U1633122), 中国博士后科学基金(2017M620862), “泰山学者”建设工程专项经费

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61871392, 61531020, 61871391, 61471382, U1633122), China Postdoctoral Science Foundation (2017M620862), The Special Funds of Taishan Scholars Construction Engineering

的利用。文献[5]研究了不等样本容量情况下雷达与ESM航迹关联问题，利用角度测量信息构建航迹关联似然函数，提出了一种基于最大似然分类准则的多门限决策方法。该算法虽然保持了较小的错误概率，但测量测样本较少时，算法存在关联结果模糊的缺点，且算法门限值需要通过大量仿真获得，无法从理论上给出决策门限。随后，为减少算法计算量，文献[6,7]采用模糊综合理论与统计原理相结合的方法，提出一种适用于雷达航迹量测点数不同情况的3阈值、4阈值的雷达与ESM航迹关联算法。上述算法多由雷达航迹关联算法扩展而来，易受角度测量噪声与可观测性等因素影响，造成算法鲁棒性不强。为了充分利用目标运动信息，文献[8,9]对雷达和ESM量测进行滤波处理后，利用直角坐标系下位置和速度构造关联统计量，算法性能得到一定程度的提高，但算法要求ESM相对于目标进行一定的机动，否则在滤波过程中出现发散问题。

针对同地配置的雷达和ESM航迹关联问题，文献[10,11]在修正极坐标系下利用统计学原理构建航迹关联统计量进行航迹关联。此类算法在修正极坐标系(MPC)下对ESM目标进行滤波跟踪时，有效解决了可观测目标状态与不可观测目标状态的耦合问题，确保了ESM目标的稳定跟踪[12]。其中，文献[10]将笛卡尔直角坐标系下的雷达目标状态估计转化到MPC中，形成由方位角、距离变化率与距离比(ITG)组成的状态估计向量。仿真表明，算法性能优于直角坐标系下的雷达与ESM航迹关联性能。在此基础上，文献[11]增加了2个目标运动信息，构成由5个观测变量组成的状态向量，并对3类典型场景进行了仿真与分析。但在实际情况下，由于系统误差普遍存在于雷达和ESM中，上述传统关联算法忽略了系统误差的影响[13,14]，使得关联算法性能普遍恶化。

为此，文献[8]采用伪线性滤波方法对系统误差下的ESM目标状态进行估计，利用最近邻方法实现雷达与ESM航迹关联，其检验统计量呈现非中心的方差分布，但尚未提出相应解决方法。同时，该算法重点研究了系统误差下雷达量测误差对关联性能的影响，验证了系统误差下正确关联率随量测误差增大而增大的反常现象。文献[15]将航迹的不确定性转化为区间问题，通过角度不确定区间重合度来衡量雷达与ESM航迹关联程度，建立了灰色关联分析模型，在一定程度上降低了系统误差对航迹关联的影响，但算法要求雷达与ESM上报一致的目标航迹，且在目标密集环境下算法鲁棒性较差。文献[16]将雷达与ESM目标映射到角度-角度变化率空间，通过对两目标曲线求积分重合度补偿系

统误差偏移量，将检验统计量修正为卡方分布，算法稳健性较强，但统计上积分重合度的估计精度有限，算法性能有待于改善。

针对上述分析的问题，为了提高同平台雷达与ESM存在系统误差、上报目标不完全一致等复杂场景下航迹关联鲁棒性和有效性，本文提出一种基于航迹矢量分级聚类的雷达与ESM航迹抗差关联算法。首先推导修正极坐标系下目标等价测量方程，基于等价测量的近似展开得到目标状态估计分解方程，通过利用真实状态对消的方法得到航迹矢量，然后根据高斯随机矢量的统计特性，采用航迹矢量分级聚类[17]的方法提取同源航迹，最后通过实验仿真，验证本文算法在不同场景下雷达与ESM航迹关联的有效性和鲁棒性。

2 问题描述

在2维公共笛卡尔坐标系下，假设位于同一平台的雷达与ESM共同对若干目标进行探测跟踪，其中目标T分别为雷达和ESM探测到的第*i*个和第*j*个目标。作为主动传感器，雷达利用测距测角原理获得目标的相对距离和方位角。受到系统误差与随机误差的影响，雷达量测与目标真实距离、方位角存在一定的偏差，则雷达对目标T的量测为

$$\begin{bmatrix} \rho_i^r \\ \theta_i^r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{\rho}_i^r \\ \bar{\theta}_i^r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta\rho^r \\ \Delta\theta^r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_\rho^r \\ v_\theta^r \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中， ρ_i^r 、 θ_i^r 分别为目标相对于雷达的量测距离和方位角， $\bar{\rho}_i^r$ 、 $\bar{\theta}_i^r$ 分别为目标真实距离和方位角， $\Delta\rho^r$ 、 $\Delta\theta^r$ 为雷达测距系统误差和方位角系统误差， v_ρ^r 、 v_θ^r 分别为雷达在距离和方位角上的随机量测误差，且 $v_\rho^r \sim N(0, \sigma_{r,\rho}^2)$ ， $v_\theta^r \sim N(0, \sigma_{r,\theta}^2)$ 。作为被动传感器，ESM量测同样受到系统误差与随机误差的影响，则ESM对目标T的量测为

$$\theta_j^e = \bar{\theta}_j^e + \Delta\theta^e + v_\theta^e \quad (2)$$

式中， θ_j^e 、 $\bar{\theta}_j^e$ 分别为目标T量测方位角和真实方位角， $\Delta\theta^e$ 为ESM的方位角系统误差， v_θ^e 为随机量测误差，且 $v_\theta^e \sim N(0, \sigma_{e,\theta}^2)$ 。

由于一条雷达航迹对应一个目标，一条ESM航迹对应一个辐射源，而一个目标可以搭载多个辐射源，导致一条雷达航迹可以与多条ESM航迹关联，而一条ESM航迹至多和一条雷达航迹关联[11]。那么，雷达航迹与ESM航迹关联问题可以转化为如下假设：

H₀：雷达航迹*i*与ESM航迹*j*源于同一目标；

H₁：雷达航迹*i*与ESM航迹*j*源于不同目标。

在实际工程应用中，由于系统误差的存在，导

致传感器对目标的量测偏离目标真实状态。同时,由于传感器探测距离远、虚警、漏警、探测范围不完全相同造成上报目标不一致等复杂情况,传统算法不再适用,需要进一步研究系统误差条件下雷达与ESM航迹抗差关联算法。

3 算法描述

3.1 航迹矢量的推导

由于ESM在目标跟踪过程中只能获得方位角测量,为避免在直角坐标系中目标与ESM相对加速度为零时导致的滤波发散问题,本文采用修正极坐标系进行ESM目标跟踪^[18]。在修正极坐标系中通常将目标方位角变化率、距离变化率与距离比(ITG)、方位角作为目标的状态估计。由于雷达通常在直角坐标系下进行目标跟踪,因此需要将雷达在直角坐标系下的状态估计和协方差转化到MPC中^[11]。令 $\hat{\mathbf{X}}_i^r(k) = [\hat{\theta}_i^r(k) \quad \hat{\rho}_i^r(k)/\hat{\rho}_i^r(k) \quad \hat{\theta}_i^r(k)]^T$ 表示 k 时刻在MPC下雷达探测到目标 T 的状态估计, $\bar{\mathbf{X}}_i^r(k) = [\bar{\theta}_i^r(k) \quad \bar{\rho}_i^r(k)/\bar{\rho}_i^r(k) \quad \bar{\theta}_i^r(k)]^T$ 表示 k 时刻在MPC下雷达目标的真实状态。受到系统误差的影响,目标状态估计由目标真实状态、系统误差和随机噪声3部分组成。本文定义MPC下 k 时刻雷达目标的等价测量 $\tilde{\mathbf{X}}_i^r(k)$,表示只受系统误差影响的目标状态,则

$$\tilde{\mathbf{X}}_i^r(k) = [\tilde{X}_i^{r,1}(k) \quad \tilde{X}_i^{r,2}(k) \quad \tilde{X}_i^{r,3}(k)]^T \quad (3)$$

$$\left. \begin{aligned} \tilde{X}_i^{r,1}(k) &= \hat{\theta}_i^r(k) + \Delta\theta^r = \hat{\theta}_i^r(k) \\ \tilde{X}_i^{r,2}(k) &= \frac{\hat{\rho}_i^r(k) + \Delta\rho^r}{\bar{\rho}_i^r(k) + \Delta\rho^r} = \frac{\hat{\rho}_i^r(k)}{\bar{\rho}_i^r(k) + \Delta\rho^r} \\ \tilde{X}_i^{r,3}(k) &= \bar{\theta}_i^r(k) + \Delta\theta^r \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

通常情况下,由于目标与雷达距离较远,雷达测距系统误差 $\Delta\rho^r$ 远小于目标真实距离 $\bar{\rho}_i^r$ ($\Delta\rho^r \ll \bar{\rho}_i^r$),则

$$\tilde{X}_i^{r,2}(k) \approx \hat{\rho}_i^r(k)/\bar{\rho}_i^r(k) \quad (5)$$

由式(3)–式(5)可得

$$\tilde{\mathbf{X}}_i^r(k) = \bar{\mathbf{X}}_i^r(k) + [0 \quad 0 \quad \Delta\theta^r]^T \quad (6)$$

因此,雷达目标在修正极坐标系中的状态估计可近似分解为

$$\hat{\mathbf{X}}_i^r(k) = \bar{\mathbf{X}}_i^r(k) + [0 \quad 0 \quad \Delta\theta^r]^T + \mathbf{v}_i^r(k) \quad (7)$$

其中,随机量测误差 $\mathbf{v}_i^r(k)$ 服从零均值高斯分布,误差协方差为 $\mathbf{P}_i^r(k)$ 。由式(7)可知,在修正极坐标系下雷达目标状态估计可以分解为目标真实状态、系统误差和随机量测误差的线性相加,且测距系统

误差对目标估计状态的影响忽略不计。同理,在仅方位角系统误差影响下,ESM目标状态估计可近似分解为

$$\hat{\mathbf{X}}_j^e(k) = \bar{\mathbf{X}}_j^e(k) + [0 \quad 0 \quad \Delta\theta^e]^T + \mathbf{v}_j^e(k) \quad (8)$$

假设雷达与ESM各状态变量时间同步,省略时间变量 k 。定义目标在修正极坐标系下的航迹矢量 Δ_{ij}^{re} ,表示雷达目标与ESM目标状态估计之差,记

$$\Delta_{ij}^{re} = \hat{\mathbf{X}}_i^r - \hat{\mathbf{X}}_j^e = \bar{\mathbf{X}}_i^r - \bar{\mathbf{X}}_j^e + \mathbf{J}_{re}\boldsymbol{\eta} + (\mathbf{v}_i^r - \mathbf{v}_j^e) \quad (9)$$

其中, $\mathbf{J}_{re} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}^T$,系统误差矢量 $\boldsymbol{\eta} = [\Delta\theta^r \quad \Delta\theta^e]^T$, $(\mathbf{v}_i^r - \mathbf{v}_j^e) \sim N([0 \quad 0 \quad 0]^T, \mathbf{P}_i^r + \mathbf{P}_j^e - \mathbf{P}_{ij}^r - \mathbf{P}_{ji}^e)$ 。

如果雷达上报的航迹 i 与ESM上报的航迹 j 源于同一目标,即 $\bar{\mathbf{X}}_i^r = \bar{\mathbf{X}}_j^e$,则

$$\Delta_{ij}^{re} = \mathbf{J}_{re}\boldsymbol{\eta} + (\mathbf{v}_i^r - \mathbf{v}_j^e) \quad (10)$$

3.2 基于航迹矢量分级聚类的关联算法

由式(9),式(10)可知,当上报航迹源于不同目标时,航迹矢量由目标真实状态之差、系统误差矢量 $\mathbf{J}_{re}\boldsymbol{\eta}$ 及随机误差之差构成;当上报航迹源于同一目标时,航迹矢量由系统误差矢量 $\boldsymbol{\eta}$ 和随机噪声构成。由于不同目标间真实状态差别较大,所以源于同一目标的航迹矢量受随机误差的影响,在常数矢量 $\mathbf{J}_{re}\boldsymbol{\eta}$ 附近浮动,而非同源航迹矢量偏差较大。因此,本文采用自底层向上聚合的分级聚类的方法,将同源航迹的航迹矢量从非同源航迹矢量中分离出,最终提取同源航迹对。基于航迹矢量分级聚类的同源航迹提取过程如下:

步骤1 计算航迹矢量 Δ_{ij}^{re} ($i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$)作为样本集, M, N 分别为雷达与ESM上报航迹条数,将每个样本看作一个初始聚类簇,当前聚类簇个数为 $K = M \times N$,初始化迭代次数 $\gamma = 1$;

步骤2 两两计算类间距 $\{d_{mn} | m = 1, 2, \dots, K; n = 1, 2, \dots, K\}$,构造类间距矩阵 $\mathbf{D}^{(\gamma)} = (d_{mn})_{K \times K}$;

步骤3 寻找距离最近的两个类簇合并为一个新类,同时取消被合并的两个类簇,更新为 $K - 1$ 个类簇;

步骤4 重新计算新类与其他各类间距离,其他各类间距离不变,更新类间距矩阵为 $\mathbf{D}^{(\gamma+1)} = (d_{mn})_{(K-1) \times (K-1)}$;

步骤5 当类簇个数为1或最小类间距大于类间距门限 λ 时,聚类结束,否则回到步骤2。

当雷达上报航迹 i_1, i_2 分别与ESM上报航迹 j_1, j_2 为同源航迹时,由式(10)得到

$$(\Delta_{i_1j_1}^{re} - \Delta_{i_2j_2}^{re})^T [P_{i_1j_1 i_2j_2}^{re}]^{-1} (\Delta_{i_1j_1}^{re} - \Delta_{i_2j_2}^{re}) \leq \chi^2(3) \quad (11)$$

式中， $P_{i_1j_1 i_2j_2}^{re} = (P_{i_1}^r + P_{j_1}^e - P_{i_1j_1}^r - P_{j_1}^e) + (P_{i_2}^r + P_{j_2}^e - P_{i_2j_2}^r - P_{j_2}^e)$ 。由于式(11)满足自由度为3的 χ^2 分布，所以，类间距门限设置为 $\lambda = \chi^2(3)$ 。在计算类间距时，本文采用最大类间距离作为度量

$$d_{\max}(C_m, C_n) = \max_{\Delta_{i_1j_1}^{re} \in C_m, \Delta_{i_2j_2}^{re} \in C_n} \text{dist}(\Delta_{i_1j_1}^{re}, \Delta_{i_2j_2}^{re}) \quad (12)$$

$$\text{dist}(\Delta_{i_1j_1}^{re}, \Delta_{i_2j_2}^{re}) = (\Delta_{i_1j_1}^{re} - \Delta_{i_2j_2}^{re})^T \cdot [P_{i_1j_1 i_2j_2}^{re}]^{-1} (\Delta_{i_1j_1}^{re} - \Delta_{i_2j_2}^{re}) \quad (13)$$

C_m, C_n 分别为当前第 m 和第 n 类。

综上所述，基于航迹矢量分级聚类的雷达与ESM航迹抗差关联算法流程如图1所示。

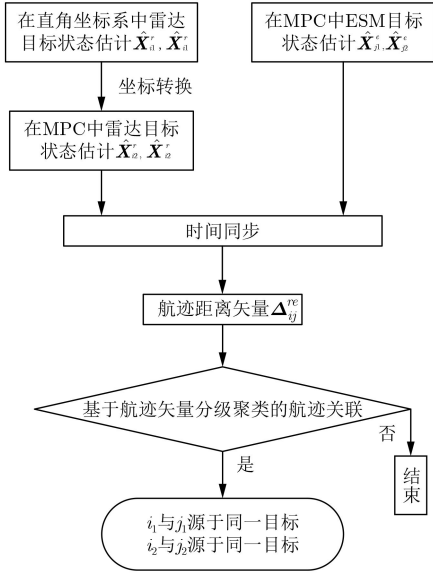


图1 算法流程图

4 实验结果与分析

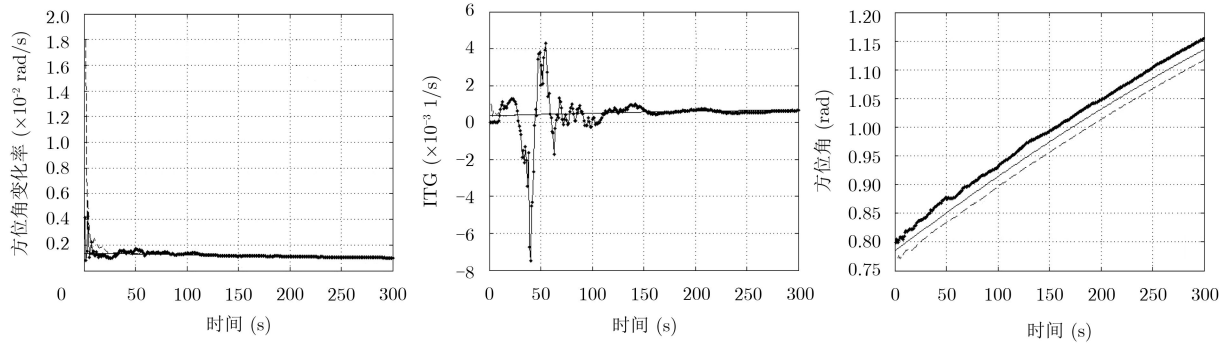
4.1 仿真环境

为验证在系统误差、上报目标不完全一致等复杂场景下算法的有效性，对本文算法与基于伪线性

估计的关联算法^[8]、基于区间重合度的关联算法^[15]及基于积分重合度的关联算法^[16]等3种经典算法进行仿真实验对比。仿真环境设置如下：在2维公共笛卡尔坐标系下，随机产生 $N = 20$ 个目标在区域 $[85 \text{ km}, 100 \text{ km}] \times [85 \text{ km}, 100 \text{ km}]$ 中均匀分布，目标匀速运动且初始速度 v_0 和初始航向 d_0 分别服从均匀分布， $v_0 \sim U(100 \text{ m/s}, 200 \text{ m/s})$ ， $d_0 \sim U(0 \text{ rad}, 2\pi \text{ rad})$ 。雷达与ESM位于同一运动平台，平台初始位置坐标为 $(0, 0)$ ，以 100 m/s 的初始速度沿 X 轴方向匀速直线运动。雷达在直角坐标系下进行卡尔曼滤波跟踪目标，ESM在修正极坐标系下进行目标跟踪。实验采用联合数据互联的算法进行目标跟踪，其中，椭圆波门概率为 $P_G = 0.9997$ ，对应波门跟踪阈值为 $\gamma = 16$ ， k 时刻落入波门内的测量数为 $m_k = 2$ ，在以正确测量为中心的正方形内均匀产生虚假测量，且单位面积的虚假测量数为 0.0001 。雷达与ESM量测误差标准差分别为 $\sigma_\rho^r = 100 \text{ m}$ ， $\sigma_\theta^r = 0.3^\circ$ ， $\sigma_\rho^e = 0.5^\circ$ 。雷达与ESM系统误差分别为 $\Delta\rho^r = 1000 \text{ m}$ ， $\Delta\theta^r = -1.0^\circ$ ， $\Delta\theta^e = 0.5^\circ$ 。两传感器采样间隔均为 1 s ，目标跟踪周期数为 $T = 300$ ，两传感器的探测概率分别为 $P_1 = 0.9$ ， $P_2 = 0.7$ ，允许的漏关联概率为 0.05 。在上述条件下进行100次蒙特卡洛仿真。在仿真中，为描述算法的关联性能，用平均正确关联率作为航迹关联评价指标^[19]： $P_c = N_c/N'$ 。其中， N_c 为蒙特卡洛实验中平均正确关联航迹对数目， N' 为雷达与ESM上报的同源航迹目标数。

4.2 仿真结果分析

图2为系统误差条件下某个共同观测目标的滤波跟踪航迹。由图2(a)，图2(b)可以看出存在系统误差时，雷达与ESM状态估计中的方位角变化率迅速收敛于目标真实状态，ESM的ITG估计值在滤波中经过较小幅度发散后于 150 s 后进行稳定跟踪且收敛于目标真实状态，因此方位角变化率和ITG



(a) 方位角变化率状态估计

(b) ITG状态估计

(c) 方位角状态估计

图2 系统误差下雷达与ESM滤波航迹

几乎不受系统误差的影响。在修正极坐标下进行跟踪目标时,角度变化率与ITG是近似无偏的。在图2(c)中,由于系统误差的存在,雷达与ESM目标的方位角状态估计与目标真实方位有明显的偏差,且偏差值相对固定。因此,目标状态估计在一定程度上受到系统误差的影响,传统航迹关联算法中的统计量不再符合卡方分布,而是非中心卡方分布。此外,由图2(b)可以看出,修正极坐标下的雷达目标ITG状态估计快速收敛于目标真实状态,几乎不受雷达测距系统误差的影响,式(5)中ITG状态估计的近似处理是可行的,可以忽略雷达测距系统误差。

图3为不同雷达测距系统误差下所提算法与经典算法的性能对比图,可以看出,随着雷达测距系统误差的不断增大,4种关联算法性能相对稳定。本文算法与文献[15]算法的平均正确关联率保持在80%以上,算法性能明显优于文献[8]和文献[16]中的经典关联算法。因此,在一定范围内增大雷达测距系统误差,平均正确关联率几乎不受影响。同时,结合图2(b)可知,式(5)中的近似处理是合理有效的。

图4为不同ESM方位角系统误差下本文算法与经典算法的性能对比图。可以看出,当ESM方位角系统误差较小时,文献[15]算法的平均正确关联率高于本文算法;随着方位角系统误差的增大,文献[15]算法的平均正确关联率下降到65%左右,而本文算法仍保持较高的正确关联率,明显优于对比的经典算法,具有良好的鲁棒性。

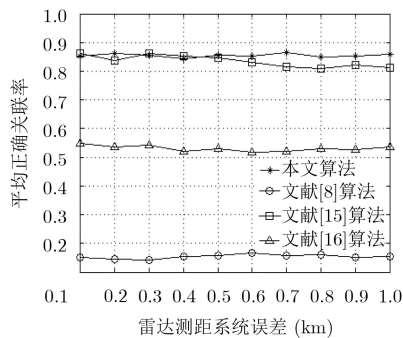


图3 不同雷达测距系统误差平均正确关联率

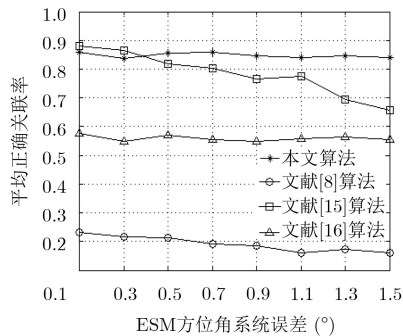


图4 不同ESM方位角系统误差平均正确关联率

由图3,图4可知,随着系统误差的增大,本文算法保持较高的平均正确关联率,具有良好的鲁棒性。这是因为本文算法采用真实状态对消的方法得到航迹矢量,以航迹矢量为聚类样本计算类间距时抵消了系统误差对航迹关联的影响,使得同源航迹矢量间的类间距符合 χ^2 分布。由于在计算聚类样本类间距时,航迹矢量的相减,消除了系统误差矢量 $J_{re}\eta$,同源航迹在聚类过程中不受系统误差矢量的影响,所以算法始终保持着较高的正确关联率。而文献[13]算法采用伪线性滤波,目标的状态估计属于有偏估计。当存在方位角系统误差时,基于角度的关联统计量与判决门限服从非中心的卡方分布,且非中心参数随着雷达与ESM系统误差差值的平方增大而增大,进而造成算法平均正确关联率降低,在系统误差下关联算法不再适用;文献[15]基于目标角度不确定区间的重合度进行灰度关联,当方位角系统误差较小时,同源航迹的不确定区间高度重合,灰度关联系数明显高于非同源关联系数,此时的平均正确关联率较高,但随着系统误差的增大,同源航迹的不确定区间范围增大,区间重合度降低,最终导致算法性能下降。文献[16]通过建立角度-角度变化率空间,对目标曲线求积分重合度进行系统误差偏差的估计,在一定程度上实现了雷达与ESM的测角系统误差偏差的补偿,但当雷达与ESM上报目标数量不一致时,角度-角度变化率曲线无法完全重合,测角系统误差偏差估计精度有限,无法完全消除系统误差的影响。

图5为不同ESM探测概率下本文算法与经典算法性能对比图。可以看出,随着探测概率的增大,文献[8,16]算法性能有所改善,但算法平均正确关联率较低;文献[15]算法的平均正确关联率迅速上升至90%左右;而本文算法的正确关联率稳健上升,且始终保持较高的正确关联率。这是因为本文算法利用航迹矢量计算类间距,随着探测概率的增大,同源航迹矢量类簇数量增加且更加集中,非同源航迹干扰降低。同时,本文算法根据高斯随机矢

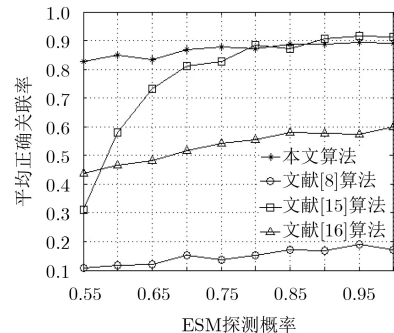


图5 不同探测概率下平均正确关联率

量特性计算类间距离，在较低探测概率下仍保持较好的关联性能，当传感器探测概率较高时，所提算法平均正确关联率达到90%左右，对非同源航迹的干扰具有较好的鲁棒性。文献[15]算法将角度不确定区间重合度的最大关联系数作为判断同源航迹的依据，当ESM探测概率较低时，非同源航迹严重影响了角度不确定区间重合度的度量，造成算法的正确关联率较低；随着探测概率的升高，非同源航迹数量减少，降低了对同源目标角度不确定区间的干扰，算法性能优于本文算法。但本文算法对传感器探测概率的变化具有较好的鲁棒性，即便在较低探测概率的情况下仍旧保持较高的正确关联率。

图6为不同目标分布密度下本文算法与经典算法的性能对比图。可以看出，当目标分布密度较低时，文献[15]算法优于本文算法和其他对比算法，但随着目标分布密集程度的上升，文献[8,15,16]中的3种经典算法性能恶化，特别是文献[15]算法的平均正确关联率迅速下降20%以下，而本文算法性能受目标分布密度影响较小，算法平均正确关联率仍保持在80%以上，具有良好的鲁棒性。这是因为，本文算法以航迹矢量为聚类样本计算类间距，根据高斯随机矢量特性计算类间距门限，对非同源航迹具有较好的分辨能力；文献[8]随着目标数量的增加，在传感器探测概率不变的情况下，非同源航迹数量增多，形成了对同源航迹关联判决的干扰，平均正确关联率接近于零；文献[15]算法随着目标分布密度的增加，造成非同源航迹与同源航迹角度不确定区间的重合概率增加，降低了同源航迹角度不确定区间灰色关联系数，导致算法在目标密集环境下性能恶化；文献[16]算法由于目标的密度的增大，非同源航迹数增多，雷达与ESM角度-角度变化率曲线差异性增大，造成曲线重合度有所下降，算法平均正确关联率降低。综上，本文算法对目标分布密集程度具有较好的稳健性和有效性。

图7为不同ESM方位角随机误差下本文算法与经典算法的性能对比图。可以看出，当ESM方位

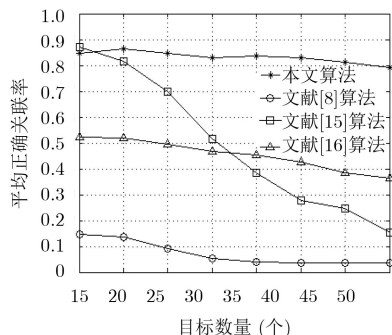


图6 不同目标分布密度平均正确关联率

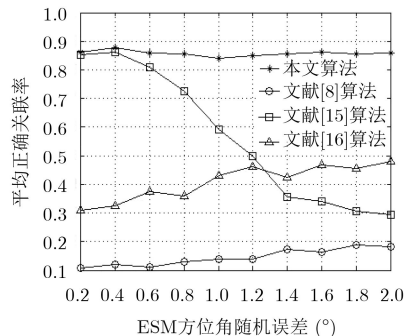


图7 不同ESM方位角量测误差下平均正确关联率

角量测随机误差较小时，本文算法和文献[15]算法性能较好，平均正确关联率均在85%以上，随着ESM方位角量测随机误差的增大，文献[8,16]算法的平均正确关联率略有提升，文献[15]算法的平均正确关联率迅速下降到30%左右，而本文算法的平均正确关联率始终在80%以上，几乎不受ESM方位角随机误差的影响。这是因为所提算法以航迹矢量为聚类样本计算类间距，同源航迹矢量聚类相对集中，非同源航迹矢量类簇相对分散，量测随机误差相对于非同源航迹距离较小，对基于航迹矢量的聚类影响较小，所以本文算法性能相对稳定；文献[15]基于角度信息进行航迹关联，易受角度量测误差影响，当ESM方位角随机误差较大时，方位角随机误差过度抵消方位角系统误差，使得非同源航迹的方位角的不确定区间的关联系数最大，造成算法性能下降较为明显。所以，相比于文献[8,15,16]算法，本文算法具有较高的平均正确关联率，且性能相对稳定，对量测随机误差具有较好的鲁棒性。

5 结束语

在雷达与ESM存在系统误差和上报目标不一致的情况下，为了改善传统关联算法在复杂环境中的鲁棒性和有效性，本文提出了一种基于航迹矢量分级聚类的雷达与ESM航迹抗差关联算法。该方法不需要事先估计和补偿雷达与ESM测角系统误差相对偏差，在修正极坐标系下对目标的状态估计进行分解，通过利用真实状态对消的方法得到航迹矢量，然后根据高斯随机矢量的统计特性，以航迹矢量作为类簇样本，采用分级聚类的方法提取同源航迹，正确关联率得到大幅度提高，有效解决了雷达与ESM航迹关联在传感器系统误差、上报目标不一致情况下的关联问题，具有较好的有效性和鲁棒性。

参考文献

- [1] ZHU Hao, WANG Mingliang, YUEN K V, et al. Track-to-track association by coherent point drift[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(5): 643-647. doi: 10.1109/LSP.

- 2017.2682857.
- [2] 彭彬彬, 关欣. 基于空间分布信息的雷达与ESM航迹灰色关联算法[J]. 电光与控制, 2017, 24(6): 34–38. doi: [10.3969/j.issn.1671-637X.2017.06.007](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-637X.2017.06.007).
- PENG Binbin and GUAN Xin. Gray track correlation algorithm of radar and ESM based on spatial distribution information[J]. *Electronics Optics & Control*, 2017, 24(6): 34–38. doi: [10.3969/j.issn.1671-637X.2017.06.007](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-637X.2017.06.007).
- [3] QI Lin, DONG Kai, LIU Yu, *et al.* Anti-bias track-to-track association algorithm based on distance detection[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2017, 11(2): 269–276. doi: [10.1049/iet-rsn.2016.0139](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2016.0139).
- [4] 李保珠, 董云龙, 李秀友, 等. 基于t分布混合模型的抗差关联算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(7): 1774–1778. doi: [10.11999/JEIT161084](https://doi.org/10.11999/JEIT161084).
- LI Baozhu, DONG Yunlong, LI Xiyou, *et al.* Anti-bias track association algorithm based on t-distribution mixture model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(7): 1774–1778. doi: [10.11999/JEIT161084](https://doi.org/10.11999/JEIT161084).
- [5] TRUNK G V and WILSON J D. Association of DF bearing measurements with radar tracks[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1987, 23(4): 438–447. doi: [10.1109/TAES.1987.310877](https://doi.org/10.1109/TAES.1987.310877).
- [6] WANG Guohong, HE You, GAO Zhiyong, *et al.* Improved association of ESM measurements with radar tracks[C]. IET Radar Systems, Edinburgh, UK, 1997: 648–652. doi: [10.1049/cp:19971755](https://doi.org/10.1049/cp:19971755).
- [7] WANG Guohong, MAO Shiyi, HE You, *et al.* Triple-threshold radar-to-ESM correlation algorithm when each radar track is specified by different number of measurements[J]. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 2000, 147(4): 177–181. doi: [10.1049/ip-rsn:20000094](https://doi.org/10.1049/ip-rsn:20000094).
- [8] CHEN Huimin and BAR-SHALOM Y. Track association and fusion with heterogeneous local trackers[C]. IEEE Conference on Decision and Control, New Orleans, USA, 2007: 2675–2680. doi: [10.1109/CDC.2007.4434638](https://doi.org/10.1109/CDC.2007.4434638).
- [9] WANG Guohong, ZHANG Xiangyu, and TAN Shuncheng. Effect of biased estimation on radar-to-ESM track association[J]. *Journal of System Engineering and Electronic Techniques*, 2012, 23(2): 188–194. doi: [10.1109/JSEE.2012.00024](https://doi.org/10.1109/JSEE.2012.00024).
- [10] BENAMEUR K. Radar ESM track-to-track association[R]. Ottawa: Defence Research Establishment Ottawa, 2001.
- [11] ZHOU Y F, LI W, and LEUNG H. Maximum likelihood based ESM/radar track association algorithm in a new modified polar coordinate[R]. Ottawa: Defence Research and Development Canada, 2004.
- [12] 孙仲康, 郭福成, 冯道旺. 单站无源定位技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008: 150–160.
- SUN Zhongkang, GUO Fucheng, and FENG Daowang. Passive Location and Tracking Technology by Single Observer[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008: 150–160.
- [13] OFFER C R. Performance of bearing-only ESM-radar tracking association[C]. IET Data Fusion and Target Tracking Conference, London, UK, 2012: 1–6. doi: [10.1049/cp.2012.0409](https://doi.org/10.1049/cp.2012.0409).
- [14] SCALA B F L and FARINA A. Choosing a track association method[J]. *Information Fusion*, 2002, 3(2): 119–122. doi: [10.1016/S1566-2535\(02\)00050-7](https://doi.org/10.1016/S1566-2535(02)00050-7).
- [15] 关欣, 彭彬彬, 衣晓. 基于区间重合度的雷达与ESM航迹关联算法[J]. 雷达科学与技术, 2017, 15(1): 61–67. doi: [10.3969/j.issn.1672-2337.2017.01.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.1672-2337.2017.01.011).
- GUAN Xin, PENG Binbin, and YI Xiao. Track association algorithm of radar and ESM based on the interval overlap ratio[J]. *Radar Science and Technology*, 2017, 15(1): 61–67. doi: [10.3969/j.issn.1672-2337.2017.01.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.1672-2337.2017.01.011).
- [16] 关欣, 彭彬彬, 衣晓. 修正极坐标系下雷达与ESM航迹对准关联[J]. 航空学报, 2017, 38(5): 221–232. doi: [10.7527/S1000-6893.2016.0287](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2016.0287).
- GUAN Xin, PENG Binbin, and YI Xiao. Track alignment-association of radar and ESM in MPC[J]. *Acta Aeronautics et Astronautica Sinica*, 2017, 38(5): 221–232. doi: [10.7527/S1000-6893.2016.0287](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2016.0287).
- [17] KARYPIS G, HAN E H, and KUMAR V. Chameleon: hierarchical clustering using dynamic modeling[J]. *Computer*, 1999, 32(8): 68–75. doi: [10.1109/2.781637](https://doi.org/10.1109/2.781637).
- [18] 何友, 修建娟, 张晶炜, 等. 雷达数据处理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 220–223.
- HE You, XIU Jianjuan, ZHANG Jingwei, *et al.* Radar Data Processing with Applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009: 220–223.
- [19] ZHU Hongyan, WANG Wei, and WANG Chen. Robust track-to-track association in the presence of sensor biases and missed detections[J]. *Information Fusion*, 2016, 27: 33–40. doi: [10.1016/j.inffus.2015.05.002](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2015.05.002).
- 李保珠: 男, 1989年生, 博士生, 研究方向为雷达数据处理、航迹关联和误差配准等.
- 张林: 男, 1986年生, 博士, 讲师, 研究方向为雷达目标检测等.
- 董云龙: 男, 1974年生, 博士, 副教授, 研究方向为雷达目标组网检测等.
- 关键: 男, 1968年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达目标检测和跟踪与识别、海上目标信息感知与融合.