基于 t 分布混合模型的抗差关联算法

李保珠 董云龙 李秀友 关 键*
(海军航空工程学院信息融合技术研究所 烟台 264001)

摘 要：针对传感器系统误差和观测目标不完全一致的情况下目标航迹关联中鲁棒性问题，该文提出一种基于 t 分布混合模型的抗差关联算法。将航迹关联问题转化为图像匹配中的非刚性点集匹配问题，针对非共同观测目标影响关联性能的问题，将非共同观测目标的航迹视为图像匹配中的异常点，建立了对异常点具有更好鲁棒性的重拖尾 t 分布混合模型，利用期望最大化(EM)算法求解 t 分布混合模型的闭合解，在求解中为了确保航迹点间的运动一致性(CPD)，加入 Tikhonov 正则项。最后通过实验仿真验证，所提算法在系统误差和观测目标不完全一致情况下的鲁棒性和有效性。

关键词：航迹关联；系统误差；t 分布混合模型；期望最大化算法；运动一致性
中图分类号： TN957 **文献标识码**： A **文章编号**：1009-5896(2017)07-1774-05
DOI: 10.11999/JEIT161084

Anti-bias Track Association Algorithm Based on t-distribution Mixture Model

LI Baozhu DONG Yunlong LI Xiuyou GUAN Jian
(*Research Institute of Information Fusion*, *Naval Aeronautical and Astronautical University*, *Yantai* 264001, *China*)

Abstract: In order to solve the problem of robust track-to-track association in the presence of sensor biases and non-identical observation, an anti-bias track association algorithm based on t-distribution mixture model is proposed. The robust track-to-track association problem is turned into the non-rigid point matching problem. The tracks of non-common are regarded as outliers in the point matching for the effects of the track-to-track association caused by non-identical observation. The heavy-tailed t-distribution mixture model is established with better robustness to outliers. The closed-form solution of t-distribution mixture model is solved by Expectation Maximization (EM) algorithm. The conditional expectation function is added a regular item of point set, so that the points have a feature of Coherent Point Drift (CPD). Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is verified by simulation experiments at the presence of sensor biases and missed detections.

Key words: Track association; Sensor biases; t-distribution mixture model; Expectation Maximization (EM) algorithm; Coherent Point Drift (CPD)

1 引言

在分布式多传感器融合系统中，航迹关联是信息融合的关键环节，它判断不同传感器的两条航迹是否源于同一目标的过程[1]。当传感器存在部分重叠监视区域、虚警及漏警时，传感器间的观测目标不完全一致，将导致目标航迹无法进行一一匹配对准，航迹关联难度增大[2]。此外，传感器系统误差的存在会使目标测量位置发生偏离，造成航迹关联更加困难。

为解决以上问题，大量文献对分布式多传感器间的航迹关联问题进行了研究。文献[3]利用傅里叶变换来估计航迹间的旋转和平移量，并进行补偿。文献[4]利用目标间相对距离恒定的方法，将拓扑结构相似性引入到航迹关联中，但是随着系统误差的增大，关联算法鲁棒性降低。文献[5]将系统误差引入到原始的传感器量测中，构建了一种混合整数非线性规划模型，并对系统误差进行了估计。针对传感器虚漏警的情况，文献[6]利用目标估计状态及其协方差，在推导拓扑统计距离的基础上进行全局最优，并采用了双门限准则，但该算法需要分别对传感器进行遍历搜索，算法效率不高。文献[7]在构建伪测量模型中，利用一阶泰勒级数展开式来进行系统误差的配准和航迹关联，但这些算法只能处理小

收稿日期：2016-10-14；改回日期：2017-02-17；网络出版：2017-04-14
*通信作者：关键 guanjian96@tsinghua.org.cn
基金项目：国家自然科学基金(61471382, 61401495, 61501487, 61531020)，山东省自然科学基金(2015ZRA06052)
Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61471382, 61401495, 61501487, 61531020), The Natural Science Foundation of Shandong Province (2015ZRA06052)

的系统误差，且存在收敛速度慢、计算复杂等缺点[8]。文献[9,10]将航迹的匹配对准转化为点集的非刚性匹配问题，建立点模式匹配模型。

受航迹关联的点模式匹配模型的启发，本文提出了一种基于 t 分布混合模型的抗差关联算法，首先分析系统误差对目标航迹的影响，其次建立了点模式匹配的 t 分布混合模型；然后通过利用期望最大化(EM)算法求解模型，并在求解过程中引入 Tikhonov 正则项，最后通过实验仿真，验证本文算法在不同场景下航迹关联的有效性。

2　系统误差对目标航迹的影响分析

假设在极坐标系下，k 时刻两传感器同时观测目标，传感器 $m\,(m=A,B)$ 对目标 i 的位置状态估计为 (r_m^i,θ_m^i)。由于传感器系统误差和随机测量误差的存在，则

$$\begin{bmatrix} r_m^i \\ \theta_m^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar r_m^i \\ \bar\theta_m^i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta r_m \\ \Delta\theta_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{m,r} \\ v_{m,\theta} \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中，$\bar r_m^i$ 和 $\bar\theta_m^i$ 为目标 i 的真实极坐标值，Δr_m 和 $\Delta\theta_m$ 为传感器的系统误差，随机测量误差 $v_{m,r}$ 和 $v_{m,\theta}$ 为高斯白噪声。以传感器 A 为全局坐标体系原点，设两传感器的坐标分别为 $(0,0)$，$(x_{\mathrm{Bs}},0)$。令 $(\hat x_m^i,\hat y_m^i)$ 为目标状态估计，目标的真坐标为 $(\bar x,\bar y)$。当忽略测量过程中的随机噪声时，传感器 m 处有

$$\left.\begin{aligned} \hat x_m^i &= \left(\bar r_m^i+\Delta r_m\right)\cos\left(\bar\theta_m^i+\Delta\theta_m\right) \\ \hat y_m^i &= \left(\bar r_m^i+\Delta r_m\right)\sin\left(\bar\theta_m^i+\Delta\theta_m\right) \end{aligned}\right\} \tag{2}$$

若两航迹源于同一目标时(即 $i=j$)，令 $\theta_0=\Delta\theta_{\mathrm A}-\Delta\theta_{\mathrm B}$，由式(2)得

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat x_{\mathrm B}^j \\ \hat y_{\mathrm B}^j \end{bmatrix} =& \frac{\bar r_{\mathrm B}^j+\Delta r_{\mathrm B}}{\bar r_{\mathrm B}^j}\frac{\bar r_{\mathrm A}^i}{\bar r_{\mathrm A}^i+\Delta r_{\mathrm A}} \begin{bmatrix} \cos\theta_0 & \sin\theta_0 \\ -\sin\theta_0 & \cos\theta_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat x_{\mathrm A}^i \\ \hat y_{\mathrm A}^i \end{bmatrix} \\ & - \frac{\bar r_{\mathrm B}^j+\Delta r_{\mathrm B}}{\bar r_{\mathrm B}^j} \begin{bmatrix} \left(\dfrac{\bar r_{\mathrm B}^j+2\Delta r_{\mathrm B}}{\bar r_{\mathrm B}^j+\Delta r_{\mathrm B}}-\cos\Delta\theta_{\mathrm B}\right)x_{\mathrm{Bs}} \\ x_{\mathrm{Bs}}\sin\Delta\theta_{\mathrm B} \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{3}$$

当 $\Delta r_{\mathrm A}$，$\Delta r_{\mathrm B}$ 较小时，可以忽略。此时，式(3)为

$$\begin{bmatrix} \hat x_{\mathrm B}^i \\ \hat y_{\mathrm B}^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_0 & \sin\theta_0 \\ -\sin\theta_0 & \cos\theta_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat x_{\mathrm A}^i \\ \hat y_{\mathrm A}^j \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \left(1-\cos\Delta\theta_{\mathrm B}\right)x_{\mathrm{Bs}} \\ x_{\mathrm{Bs}}\sin\Delta\theta_{\mathrm B} \end{bmatrix} \tag{4}$$

由式(4)可知，当忽略测距系统误差，仅存在测角系统误差时，源于同一目标的量测发生了旋转和平移，两组航迹量测信息的变化等效于图像匹配中的刚性变换。然而，当传感器的测距误差较大时(如式(3))，观测值出现非刚性的仿射变换。

3　基于 t 分布混合模型的算法

由于刚性变换是非刚性变换的特殊情况，所以源于同一目标的不同传感器的航迹量测均可以通过非刚性变换进行描述。因此，本文将航迹关联问题转化为非刚性点集配准问题进行研究，建立了 t 分布混合模型，利用 EM 算法进行参数求解，同时考虑了航迹点的运动一致性。

3.1 t 分布混合模型的建立

在公共直角坐标系中，定义传感器 A,B 跟踪目标得到的航迹集合分别是 $\boldsymbol X=\{\boldsymbol X_i\}_{i=1}^N$，$\boldsymbol Y=\{\boldsymbol Y_j\}_{j=1}^M$。其中，$\boldsymbol X_i$，$\boldsymbol Y_j$ 分别是目标 i，j 的 D 维状态估计向量，N 和 M 分别为传感器 A，B 观测到的航迹数。将航迹集合 $\boldsymbol X$ 看作点集配准中的样本点集合，航迹集合 $\boldsymbol Y$ 为浮动点集合，$\boldsymbol Y_j$ 作为 t 分布混合模型的质心[11,12]，则关于 $\boldsymbol X_i$ 的 t 分布混合概率密度函数为

$$f\left(\boldsymbol X_i;\boldsymbol Y_j,\omega_j,\boldsymbol\Sigma,\gamma_j\right)=\sum_{j=1}^M \omega_j f_T\left(\boldsymbol X_i;\boldsymbol Y_j,\boldsymbol\Sigma,\gamma_j\right) \tag{5}$$

其中，

$$f_T\left(\boldsymbol X_i;\boldsymbol Y_j,\boldsymbol\Sigma,\gamma_j\right) = \frac{\Gamma\left(\dfrac{\gamma_j+D}{2}\right)}{|\Sigma|^{1/2}\left[\gamma_j\Gamma(1/2)\right]^{D/2}\Gamma(\gamma_j/2)\left[1+d\left(\boldsymbol X_i,\boldsymbol Y_j,\boldsymbol\Sigma\right)\right]^{\frac{\gamma_j+D}{2}}} \tag{6}$$

ω_j 为 $\boldsymbol Y_j$ 在混合密度函数中的先验权重。$\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数，γ 为 t 分布函数的自由度，$d(\cdot)$ 表示航迹 $\boldsymbol X_i$ 到 $\boldsymbol Y_j$ 的马氏距离，$\boldsymbol\Sigma$ 为协方差矩阵。

3.2 EM 算法求解 t 分布混合模型

一般情况下，t 分布混合模型参数 ω，σ，γ 的最优解难以得到。针对此问题，本文采用 EM 算法[13]迭代估计参数。在 EM 算法中需要引入完整数据集合。为此，定义完整数据集合 $\boldsymbol\Psi=(\boldsymbol X;z_1,\cdots,z_N;u_1,\cdots,u_N)$，其中 $z_i=(z_{i1},\cdots,z_{iM})$，$u$ 为 EM 算法中的隐含数据集合。当 $z_{ij}=1$ 时，表示航迹 $\boldsymbol X_i$ 与航迹 $\boldsymbol Y_j$ 关联；否则，$z_{ij}=0$。对于 z 和 u 有

$$\left.\begin{aligned} u_i\Big|_{z_{ij}=1} &\sim f_\Gamma\left(\frac12\gamma_j,\frac12\gamma_j\right) \\ \boldsymbol X_i\Big|_{u_i,z_{ij}=1} &\sim f_N\left(\boldsymbol Y_j,\sigma^2/u_i\right) \end{aligned}\right\} \tag{7}$$

定义参数集合 $\boldsymbol\Phi=(\omega,\sigma,\gamma)$，将式(6),式(7)代入式(5)，可得关于航迹集合 $\boldsymbol X$ 的 t 分布混合模型的对数似然函数为

$$\ln(\boldsymbol X,\boldsymbol Y|\boldsymbol\Phi)=\ln L_1\left(\omega_j\right)+\ln L_2\left(\gamma_j\right)+\ln L_3\left(\boldsymbol Y_j,\sigma^2\right) \tag{8}$$

其中，

$$\left.\begin{aligned}
&\ln L_1\left(\omega_j\right)=-\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} z_{ij}\ln\omega_j\\
&\ln L_2\left(\gamma_j\right)=-\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} z_{ij}\left[-\ln\Gamma\left(\gamma_j/2\right)+\frac{1}{2}\cdot\gamma_j\right.\\
&\qquad\left.\ln\left(\gamma_j/2\right)+\frac{1}{2}\gamma_j\left(\ln u_j-u_j\right)-\ln u_j\right]\\
&\ln L_3\left(\boldsymbol{Y}_j,\sigma^2\right)=-\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} z_{ij}\left[-\frac{D\ln(2\pi)}{2}-\ln\sigma^2\right.\\
&\qquad\left.-\frac{u_j\left\|\boldsymbol{X}_i-\boldsymbol{Y}_j\right\|^2}{2\sigma^2}\right]
\end{aligned}\right\}\tag{9}$$

EM 算法的实质是对式(8)求期望并利用迭代的方法求解参数集合$\boldsymbol{\Phi}$。

3.2.1 E-步 在进行第 k+1 次迭代计算 E-步求解参数集合$\boldsymbol{\Phi}$时，需要最小化参数集合$\boldsymbol{\Phi}$的条件期望

$$\begin{aligned}Q\left(\boldsymbol{\Phi};\widehat{\boldsymbol{\Phi}}^{(k)}\right)=&-\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}p\left(\boldsymbol{Y}_j^{(k)};\boldsymbol{X}_i\right)\\&\cdot\ln\left[\omega_j f\left(\boldsymbol{X}_i;\boldsymbol{Y}_j^{(k)},\left(\sigma^2\right)^{(k)},\gamma_j^{(k)}\right)\right]\end{aligned}\tag{10}$$

其中，$p\left(\boldsymbol{Y}_j^{(k)};\boldsymbol{X}_i\right)$为混合分量的后验概率密度。

$$p\left(\boldsymbol{Y}_j^{(k+1)};\boldsymbol{X}_i\right)=\frac{\omega_j^{(k)}f_t\left(\boldsymbol{X}_i;\boldsymbol{Y}_j^{(k)},\left(\sigma^2\right)^{(k)},\gamma_j^{(k)}\right)}{\sum_{j=1}^{M}\omega_j^{(k)}f_t\left(\boldsymbol{X}_i;\boldsymbol{Y}_j^{(k)},\left(\sigma^2\right)^{(k)},\gamma_j^{(k)}\right)}\tag{11}$$

此外，由于在式(11)推导过程中，还需计算$p_{\boldsymbol{\Phi}^{(k+1)}}\left(u_j;\boldsymbol{X}_i,z_{ij}=1\right)$和$p_{\boldsymbol{\Phi}^{(k+1)}}\left(\ln u_j;\boldsymbol{X}_i,z_{ij}=1\right)$。

3.2.2 M-步 将式(11)代入到式(10)得

$$\begin{aligned}Q\left(\boldsymbol{\Phi};\widehat{\boldsymbol{\Phi}}^{(k)}\right)=&Q\left(\omega_j;\widehat{\boldsymbol{\Phi}}^{(k)}\right)+Q\left(\gamma_j;\widehat{\boldsymbol{\Phi}}^{(k)}\right)\\&+Q\left(x_j,\sigma^2;\widehat{\boldsymbol{\Phi}}^{(k)}\right)\end{aligned}\tag{12}$$

其中，

$$Q\left(\omega_j^{(k+1)};\widehat{\boldsymbol{\Phi}}^{(k)}\right)=-\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}p_{ij}^{(k+1)}\ln\omega_j^{(k)}\tag{13}$$

$$\begin{aligned}&Q\left(\gamma_j^{(k+1)};\widehat{\boldsymbol{\Phi}}^{(k)}\right)\\&=-\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}p_{ij}^{(k+1)}\left\{-\ln\Gamma\left(\frac{\gamma_j^{(k)}}{2}\right)+\frac{\gamma_j^{(k)}}{2}\ln\frac{\gamma_j^{(k)}}{2}\right.\\&\quad+\frac{\gamma_j^{(k)}}{2}\left[\sum_{i=1}^{N}\left(\ln u_{ij}^{(k)}-u_{ij}^{(k)}\right)+\psi\left(\frac{\gamma_j^{(k)}+D}{2}\right)\right]\\&\quad\left.-\ln\frac{\gamma_j^{(k)}+D}{2}\right\}\end{aligned}\tag{14}$$

$$\begin{aligned}&Q\left(\boldsymbol{Y}_j^{(k+1)},\left(\sigma^2\right)^{(k+1)};\widehat{\boldsymbol{\Phi}}^{(k)}\right)\\&=-\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}p_{ij}^{(k+1)}\left[-\frac{D\ln(2\pi)}{2}-\frac{\ln\left(\sigma^{2D}\right)^{(k)}}{2}\right.\\&\quad\left.+\frac{D\ln u_{ij}^{(k)}}{2}+\frac{u_{ij}^{(k)}\left\|\boldsymbol{X}_i-\boldsymbol{Y}_j\right\|^2}{2\left(\sigma^2\right)^{(k)}}\right]\end{aligned}\tag{15}$$

其中，式(15)是含有观测值$\boldsymbol{X}$, $\boldsymbol{Y}$的期望值函数。

分别对式(13),(15)取极值求解$\omega_j^{(k+1)}$，$\gamma_j^{(k+1)}$。在求解$\gamma_j^{(k+1)}$过程中，本文采用 ECM 算法[14]进行迭代求得。在式(15)的求解过程中，由于关联航迹的对应关系未知，且具有非唯一性。为确保航迹点间具有运动一致性，同时避免造成多对一的错误关联，本文在式(15)中引入 Tikhonov 正则项[15]作为惩罚函数。

3.3 Tikhonov 正则化

定义航迹集合$\boldsymbol{Y}$的位移向量为$T(\boldsymbol{Y},\nu)=\boldsymbol{Y}+\nu(\boldsymbol{Y})$，则在$Q\left(\boldsymbol{Y}_j^{(k+1)},\left(\sigma^2\right)^{(k+1)};\widehat{\Phi}^{(k)}\right)$加入航迹点位移的正则项$\phi(\nu)$。则式(15)写为

$$\widehat{Q}(\nu)=Q\left(\boldsymbol{Y}_j,\sigma^2;\boldsymbol{\Phi}\right)+\frac{\lambda}{2}\phi(\nu)\tag{18}$$

其中，λ为 Tikhonov 正则项的权重系数。根据文献[15]可知

$$T(\boldsymbol{Y},\nu)=\boldsymbol{Y}+\nu(\boldsymbol{Y})=\boldsymbol{Y}+\boldsymbol{G}\boldsymbol{R}\tag{19}$$

式中，$\boldsymbol{G}$为$M\times M$维的高斯核矩阵。

将式(15)，式(19)代入到式(18)中可得

$$\begin{aligned}\widehat{Q}(\nu)=&-\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}p_{ij}^{(k+1)}\left[-\frac{D\ln(2\pi)}{2}-\frac{\ln\left(\sigma^{2D}\right)^{(k)}}{2}\right.\\&\left.+\frac{D\ln u_{ij}^{(k)}}{2}+\frac{u_{ij}^{(k)}\left\|\boldsymbol{X}_i-\boldsymbol{Y}_j^{(k)}-\boldsymbol{G}_{j,\cdot}\boldsymbol{R}\right\|^2}{2(\sigma^2)^{(k)}}\right]\\&+\frac{\lambda}{2}\mathrm{tr}\left(\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{G}\boldsymbol{R}\right)\end{aligned}\tag{20}$$

式中，$\boldsymbol{G}_{j,\cdot}$为高斯核矩阵的行向量。$\boldsymbol{R}$为$M\times D$维的$\boldsymbol{G}$的权重矩阵。

由于式(20)是关于$\boldsymbol{R}$和σ^2的函数，故可通过最小化$\widehat{Q}(v)$求解$\boldsymbol{R}$和σ^2。

4 仿真结果及性能分析

4.1 仿真环境

为验证在系统误差和观测目标不完全一致的情况下算法的有效性，对本文算法和 FFT 算法[3]及拓扑统计距离法[6]进行 100 次步长为 50 的仿真实验对比。设在全局笛卡尔坐标系中两传感器分别位于原

点 (0,0) 和 (150 km,0) 处，目标初始位置均匀分布在 [65 km,120 km]×[65 km,120 km] 的范围内，测距误差分别为 60 m 和 80 m ，测角误差分别为 0.4° 和 0.3°。目标的初始航向在 [0,2π] 范围内均匀分布。设传感器的测距系统误差分别为 Δr_1 和 Δr_2，测角系统误差分别为 $\Delta\theta_1$ 和 $\Delta\theta_2$，共同探测概率分别为 P_{D1} 和 P_{D2}。

环境 1　目标数 $N=20$，$\Delta r_1=200$ m，$\Delta r_2=200$ m，$\Delta\theta_1=1°$，$\Delta\theta_2=-1°$，$P_{D1}=0.9$，P_{D2} 在 [0.55,1] 等间隔变化，目标初始速度在 5 ~ 200 m/s 之间匀速运动。

环境 2　目标数 $N=20$，目标以 100 m/s 初始速度进行匀速直线运动，$\Delta r_1=200$ m，Δr_2 在 [0,2 km]，$\Delta\theta_1=1°$，$\Delta\theta_2=-1°$，$P_{D1}=1$，$P_{D2}=1$。

环境 3　目标数 $N=20$，$\Delta r_1=200$ m，$\Delta r_2=200$ m，$P_{D1}=0.9$，$P_{D2}=0.7$，$\Delta\theta_1=1°$，$\Delta\theta_2$ 在 [0,5°] 区间取值，目标初始速度在 5 ~ 200 m/s 之间匀速运动。

环境 4　目标数 N 取 5 ~ 50，$P_{D1}=0.9$，$P_{D2}=0.7$，$\Delta\theta_1=1°$，$\Delta\theta_2=-1°$，目标初始速度在 5 ~ 200 m/s 之间匀速运动。

4.2 仿真结果及分析

图 1，图 2 为环境 1 条件下 $P_{D2}=0.7$ 时某时刻本文算法关联前后的对比图，可以看出在传感器观测目标不完全一致情况下，所提算法能够同样能够有效进行航迹点的关联。

图 3 为环境 1 条件下随着传感器 2 探测概率不断变化下平均正确关联率。当共同探测概率较低时，本文算法的正确关联率明显优于 FFT 算法和拓扑统计距离法。由于 t 混合模型对异常点和噪声有较好的鲁棒性，随着探测概率的增加，本文算法的正确关联率能够较快的趋近于 1。图 4 为环境 2 条件下随着传感器 2 测距误差不断变化的平均关联率对比图。可见，当测距误差较小时，3 种算法的关联率较好；随着测距误差的增加，FFT 算法和拓扑统计距离法性能有所下降，本文算法性能相对稳定，对测距系统误差的抗差性较好。

图 5 为环境 3 条件下随着传感器 2 的测角系统误差不断变化下的平均正确关联率。可见，随着测角系统误差的不断增大，对比算法的性能有所衰减，而本文算法随测角系统误差的变化不算敏感，突出了算法抗角度误差的抗差性。图 6 为环境 4 条件下不同目标分布密度对航迹关联的影响，可以看出，当目标数目较小时 3 种算法均能较好地进行航迹关联，但随着目标数量的增加，两传感器所观测到的不完全一致目标数量增加，对航迹关联算法造成严重的干扰，对比算法的性能衰减较快，而本文算法仍能表现出较好的关联性能。

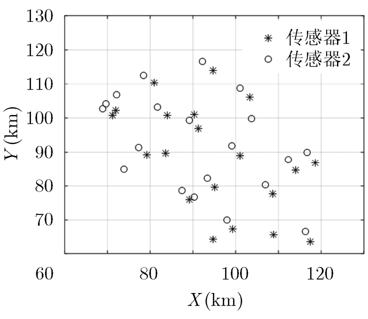

图 1 虚漏警情况两传感器关联前的航迹点(环境 1)

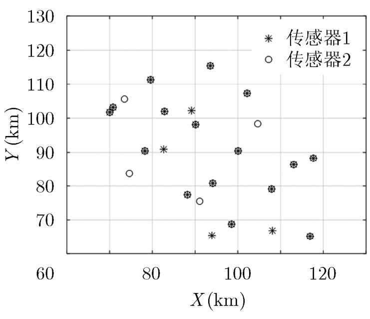

图 2 虚漏警情况两传感器关联后的航迹点(环境 1)

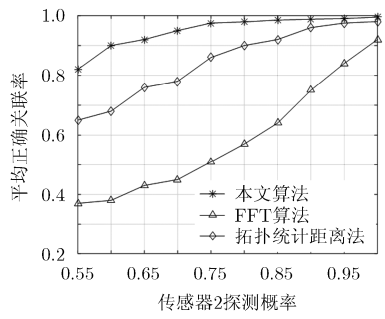

图 3 不同虚警概率平均正确关联率(环境 1)

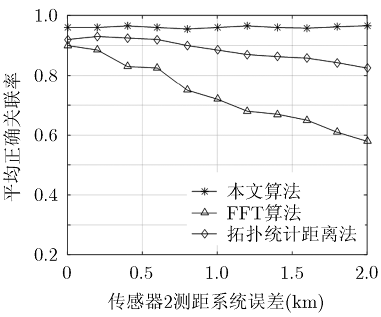

图 4 不同测距系统误差平均正确关联率(环境 2)

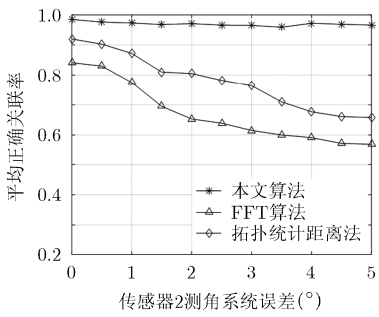

图 5 不同测角系统误差平均正确关联率(环境 3)

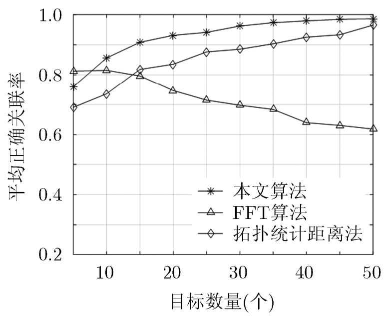

图 6 不同目标分布密度平均正确关联率(环境 4)

5 结束语

为了提高航迹关联在传感器系统误差和传感器存在部分重叠监视区域、虚警及漏警等因素造成观测目标不完全一致的情况下的鲁棒性和稳定性，本文提出了基于 t 分布混合模型的抗差关联算法。该方法将航迹关联问题转化为图像配准中的非刚性点集配准问题，建立具有重拖尾、对异常点抗差性能较好的 t 分布混合模型，并引入到 EM 框架中进行参数闭合解的估计，同时充分利用航迹点间的运动一致性，引入了 Tikhonov 正则项。最后仿真结果验证了在系统误差和观测目标不完全一致情况下本文算法的有效性，该算法在正确关联率、稳健性和鲁棒性上得到了较大提高。

参考文献

[1] 齐林, 崔亚奇, 熊伟, 等. 基于距离检测的自动识别系统和对海雷达航迹抗差关联算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(8): 1855–1861. doi: 10.11999/JEIT141472.
QI Lin, CUI Yaqi, XIONG Wei, *et al*. 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. doi: 10.11999/JEIT141472.

[2] ZHU Hao, Leung H, and Yuen K V. A joint data association, registration, and fusion approach for distributed tracking[J]. *Information Sciences*, 2015, 324(C): 186–196.

[3] 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 You, SONG Qiang, and XIONG Wei. A track registration-correlation algorithm based on fourier transform [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2010, 31(2): 356–362.

[4] ZHU Hongyan and HAN Suying. Track-to-track association based on structural similarity in the presence of sensor biases[J]. *Journal of Applied Mathematics*, 2014(1): 1–8. doi: 10.1155/2014/294657

[5] ZHU Hongyan and WANG Chen. Joint track-to-track association and sensor registration at the track level[J]. *Digital Signal Processing*, 2015, 41: 48–59. doi 10.1016/j.dsp.2015.03.012.

[6] 董凯, 王海鹏, 刘瑜. 基于拓扑统计距离的航迹抗差关联算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(1): 50–55. doi: 10.11999/JEIT140244.
DONG Kai, WANG Haipeng, and LIU Yu. Anti-bias track association algorithm based on topology statistical distance[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(1): 50–55. doi: 10.11999/JEIT140244.

[7] HUANG D, LEUNG H, and BOSSE E. A pseudo-measurement approach to simultaneous registration and track fusion[J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2012, 48(3): 2315–2331. doi: 10.1109/TAES.2012.6237594.

[8] ZHU Hongyan and CHEN Shuo. Track fusion in the presence of sensor biases[J]. *IET Signal Processing*, 2014, 8(9): 958–967. doi: 10.1049/iet-spr.2013.0393.

[9] 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.

[10] 朱洪艳, 张颖, 王琛. 基于松弛标号算法的多传感抗差航迹关联[J]. 控制与决策, 2015, 30(4): 593–598. doi: 10.13195/j.kzyjc.2014.0134.
ZHU Hongyan, ZHANG Ying, and WANG Chen. Anti-biases track-to-track association based on relaxation labeling[J]. *Control & Decision*, 2015, 30(4): 593–598. doi: 10.13195/j.kzyjc.2014.0134.

[11] LEE S X and MCLACHLAN G J. Finite mixtures of canonical fundamental skew t-distributions[J]. *Statistics & Computing*, 2016, 26(3): 573–589. doi: 10.1007/s11222-015-9545-x

[12] PEEL D and MCLACHLAN G J. Robust mixture modelling using the *t* distribution[J]. *Statistics & Computing*, 2000, 10(4): 339–348. doi: 10.1023/A:1008981510081.

[13] WU C.F.J. On the convergence properties of the EM algorithm[J]. *The Annals of Statistics*, 1983, 11(1): 95–103.

[14] LIU C and RUBIN D B. ML estimation of the *t* distribution using EM and its extensions, ECM and ECME[J]. *Statistica Sinica*, 1995, 5(1): 19–39.

[15] MYRONENKO A and SONG X. Point set registration: Coherent point drift[J]. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 2010, 32(12): 2262–2275. doi: 10.1109/TPAMI.2010.46.

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.

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.

李秀友： 男，1983年生，博士，研究方向为认知雷达波形设计、海杂波中目标检测等.

关　键： 男，1968年生，教授，博士生导师，研究方向为雷达目标检测与跟踪、侦察图像处理和信息融合等.