

引用格式:陈帅,张世仓,王凯. 基于跟踪质量熵的分布式组网雷达航迹融合算法[J]. 电光与控制,2019,26(5):39-44. CHEN S, ZHANG S, WANG K. A track fusion algorithm of distributed netted radar based on track quality entropy[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(5):39-44.

## 基于跟踪质量熵的分布式组网雷达航迹融合算法

陈帅, 张世仓, 王凯

(中国航空工业集团公司雷华电子技术研究所,江苏 无锡 214063)

**摘要:** 针对分布式多传感器融合系统中,传统的航迹融合算法未充分考虑不同传感器探测跟踪性能不同带来的航迹质量的不确定度差异,导致融合后的航迹质量下降的问题,提出了一种基于跟踪质量熵的航迹融合算法。首先,构建融合中心所有局部航迹的跟踪质量熵模型,根据熵大小排序并划分不确定度等级;然后,选择质量熵排序队列的航迹作为参考数列,利用灰度理论对不同局部节点的来自同一目标源的航迹进行聚类;最后,将聚类后的航迹,根据不确定等级进行分群融合,并把不确定等级较低的航迹融合后的状态反馈至各局部节点进行局部融合。该方法提高了局部节点的跟踪质量,增强了航迹融合的正确性,仿真验证了该方法的可行性和有效性。

**关键词:** 分布式多传感器融合; 航迹融合; 质量熵; 灰度关联; 反馈信息

中图分类号: TN955 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.05.007

## A Track Fusion Algorithm of Distributed Netted Radar Based on Track Quality Entropy

CHEN Shuai, ZHANG Shi-cang, WANG Kai

(Leihua Electronic Technology Research Institute, AVIC, Wuxi 214063, China)

**Abstract:** In distributed multi-sensor fusion system, the uncertainty of target tracking quality due to different detection performance of the sensors has not been fully considered by the traditional track fusion algorithms, which may result in degraded track quality after fusion. A method of track fusion algorithm based on track quality entropy is proposed here. Firstly, the quality entropy models of all the local tracks of the fusion center are constructed, sorted according to value of the entropy, and divided into different uncertainty levels. Secondly, a sort queue of track quality entropy is chosen as the reference queue, and the gray theory is used to cluster the tracks of different local nodes from the same target source. Lastly, the clustered tracks are grouped according to quality uncertainty level, and the track state with low uncertainty level will be fed back to local nodes for local fusion. This method can improve the quality of local node tracking, and enhance the correctness of track fusion. Simulation verifies the feasibility and effectiveness of the method.

**Key words:** distributed multi-sensor fusion; track fusion; quality entropy; gray correlation; feedback information

### 0 引言

在分布式多传感器融合系统中,由于各传感器平台的测量误差、导航误差、传感器系统误差、传输延迟误差、目标跟踪误差等不同,传统的统计学关联方法如最近邻法、JPDA法、极大似然概率法存在不同时刻关联判别一致性差、融合精度低等问题,难以获得较好的

融合效果。文献[1]采用极大似然概率融合模型对关联的航迹进行数据融合分析;文献[2]通过求解离散代数 Riccati 方程求取融合估计的稳态误差协方差,提出一种适用于不同通信频率的航迹融合方法;文献[3]提出一种基于分离协方差交叉的全局反馈航迹融合算法,将误差协方差阵分离为相关信息误差协方差矩阵和独立信息误差协方差矩阵,克服了简单凸组合算法和协方差交叉算法中将所有信息一起考虑的缺陷。JULIER 等提出了协方差交叉融合算法<sup>[4]</sup>,该算法通过优化一定的目标函数,得到一种保守的一致性融合估计,避免了对误差之间相关性的计算。

收稿日期:2018-10-15 修回日期:2019-04-10

基金项目:航空科学基金(2015ZC07004)

作者简介:陈帅(1986—),男,山东泰安人,硕士,工程师,研究方向为雷达数据处理、多传感器数据融合。

以上文献中的多航迹融合算法对于分布式多平台多传感器融合环境下跟踪性能相似的航迹关联融合具有较好的环境适应性,然而未考虑跟踪航迹质量的不确定性。如果某航迹  $A$  跟踪质量较好,跟踪误差较小;而另外一条航迹  $B$  跟踪质量较差,跟踪误差较大,如果这两条航迹关联并融合为航迹  $C$ ,就会导致融合后航迹  $C$  的跟踪性能反而不如融合前的航迹  $A$ ,这种情况显然是我们不希望发生的。文献[5]考虑了采用信息熵去除低质量的航迹,然而其熵模型建立并不十分合理,熵的变化与质量的变化存在一定偏差,而且根据质量删除航迹是一刀切的偏激做法,因为航迹质量是动态变化的。因此,如何避免融合后航迹质量下降,提高航迹融合的正确性和有效性,仍有待进一步研究完善。

## 1 算法的总体思路

航迹融合过程一般采用的是状态加权融合法,是一种次优的融合方法,难以避免跟踪质量好的航迹与质量差的航迹融合后导致质量好的航迹质量变差的缺点。在某平台接收来自不同平台的多传感器的跟踪航迹并完成同一个目标的关联判断后,面临的主要问题有:1)融合的权重分配;2)融合后航迹质量是否会下降。如果没有正确的融合筛选准则,一条跟踪质量较好的航迹可能会与其他平台跟踪质量较差的多条航迹融合,使得该航迹的质量下降。因此,研究航迹融合的先决条件以及航迹融合权重的分配方法是很有意义的。

针对上述问题,本文研究了基于跟踪质量熵的灰色航迹关联与融合算法,区别于传统的多传感器航迹关联方法,它是一种通过计算跟踪质量熵判别航迹的质量不确定性大小,并根据各航迹不确定等级,在融合中心对局部节点航迹进行有条件关联判别和融合的方法。系统原理如图 1 所示。

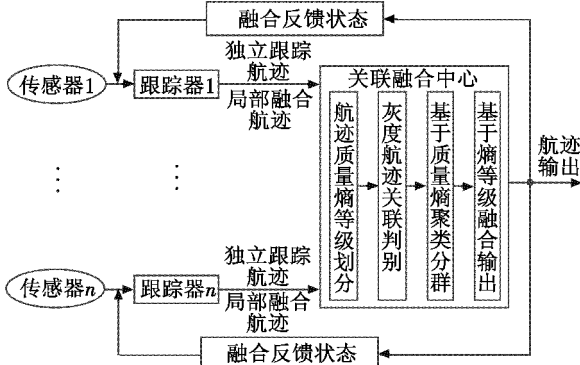


图 1 基于跟踪质量熵的分布式组网雷达航迹融合系统  
Fig. 1 Track fusion system of distributed netted radar based on track quality entropy

分布式多传感器组网平台内有  $n$  部局部雷达,每部雷达独立工作并产生多目标跟踪航迹,然后把处理过的信息传送至关联融合中心。在融合中心,首先,计算各局部节点的航迹信息熵,并划分航迹不确定性等级;然后,对来自不同局部节点的航迹进行航迹间的关联判别;最后,对关联匹配上且不确定度较低的航迹进行融合输出,并反馈至各局部节点进行局部融合。

## 2 基于跟踪质量熵的分布式灰色航迹关联融合算法

### 2.1 目标跟踪质量熵模型

信息熵是对系统信息自身不确定性的刻画<sup>[6]</sup>。在图像分析、模式识别和统计机器学习中,常用信息熵来描述两者的区别。根据信息熵的定义,自信息量  $I(X)$  的数学期望  $H(x)$  为

$$H(x) \triangleq E[I(x)] = \sum_{x \in X} P(x)I(x) = - \sum P(x) \ln P(x) \quad (1)$$

式中: $H(x)$ 为集合  $X$  的平均自信息量,又称作集合  $X$  的信息熵,简称熵; $P(x)$ 为集合  $X$  中  $x$  事件发生的概率。信息熵表示信息的可信程度,信息熵越大,其不确定性越大。

评估航迹质量的要素包括航迹跟踪精度和跟踪稳定性,可以通过多维特征信息集合来描述。定义用以表征航迹质量的互斥事件集合  $T: T_A \{T_{A1}: \text{航迹扫描更新}, T_{A2}: \text{航迹扫描未更新}\}, T_B \{T_{B1}: \text{航迹健康}, T_{B2}: \text{航迹不健康}\}, T_C \{T_{C1}: \text{航迹状态估计平稳}, T_{C2}: \text{航迹状态估计震荡}\}, T_D \{T_{D1}: \text{航迹观测稳定}, T_{D2}: \text{航迹观测震荡}\}$ 。事件集合  $T$  是一段时间内的航迹质量,描述的是航迹历史质量,上述每个事件集合都包含两个互斥的子事件,可以反映航迹的跟踪稳定性和跟踪误差。下面利用这些事件的概率对航迹跟踪质量熵进行建模。

事件  $T_A$  更新概率  $P(T_{A1}) = U_{\text{cnt}}/S_{\text{cnt}}, P(T_{A2}) = 1 - P(T_{A1})$ 。 $S_{\text{cnt}}$ 表示雷达扫描目标的次数,也代表滑动窗口长度, $U_{\text{cnt}}$ 表示滑动窗口内航迹更新的次数。

事件  $T_B$  健康概率  $P(T_{B1}) = 1 - t_{\text{extra}}/T_{\text{max}}, P(T_{B2}) = 1 - P(T_{B1})$ 。 $t_{\text{extra}}$ 是航迹外推时间,表示航迹从上次更新时刻到当前时刻的时间长度, $T_{\text{max}}$ 表示最大外推时间,若超出该时间,则航迹被删除。

事件  $T_C$  状态稳定概率。由于航迹的跟踪协方差是随外推时间、目标机动等情况变化浮动的,浮动范围未知,所以难以转化为事件概率,但是可以通过 Van Keuk 公式计算目标航迹  $i$  的回访时间,即

$$T_{\text{rn},i} \approx 0.4 \left( \frac{\sigma_0 \sqrt{\tau_{0,i}}}{\sigma_i} \right)^{0.4} \cdot \frac{v_{0,i}^{2.4}}{1 + 0.5 v_{0,i}^2} \quad (2)$$

式中： $\sigma_0$  为量测协方差； $\sigma_i$  为目标  $i$  预测协方差； $\tau_{0,i}$  为机动时间常数； $v_{0,i}$  为目标  $i$  的预测控制精度； $\sigma_0, \tau_{0,i}, v_{0,i}$  可预设。 $\sigma_i$  为

$$\sigma_i = k_1 * P(x, x) + k_2 * P(v_x, v_x) + k_3 * P(y, y) + k_4 * P(v_y, v_y) + k_5 * P(z, z) + k_6 * P(v_z, v_z) \quad (3)$$

式中： $k_1 \sim k_6$  是权重调节系数； $P(x, x)$  表示航迹的北向位置状态方差； $P(v_x, v_x)$  表示航迹的北向速度状态方差，其他状态方差依此类推。

回访时间是根据状态预测协方差计算的，状态越平稳，则回访时间越久，否则，回访时间越短。因此状态稳定的概率为

$$\begin{cases} P(T_{c1}) = \frac{T_{\text{rn},i}}{T_{\text{max}}} \\ P(T_{c2}) = 1 - P(T_{c1}) \end{cases} \quad (4)$$

式中， $T_{\text{max}}$  为预设时间窗，是航迹平稳态对应的回访时间。

事件  $T_{D_1}$  观测（极坐标系）稳定概率  $P(T_{D1}) = 1 - \frac{\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{S}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}}{\boldsymbol{G}^T \boldsymbol{S}^{-1} \boldsymbol{G}}$ ， $P(T_{D2}) = 1 - P(T_{D1})$ ， $\boldsymbol{\varepsilon}$  为航迹极坐标观测与关联的量测残差， $\boldsymbol{G}$  为观测与量测最大关联门限， $\boldsymbol{S}$  为新息协方差阵。

航迹的跟踪质量熵  $L$  为

$$L = \sum_{i=1}^T C_{ii} * \left[ - \sum_{m=1}^{M_{ii}} P(m) \text{lb} P(m) \right] \quad (5)$$

式中： $C_{ii}$  为第  $ii$  个事件的归一化权重； $M_{ii}$  为第  $ii$  个事件的子事件总数； $P(m)$  代表第  $ii$  个事件中第  $m$  个子事件的概率。

假设  $k$  时刻共有  $U$  条航迹，分别求得其跟踪质量熵  $D(k) \{D_1(k), D_2(k), \dots, D_U(k)\}$ ，对其进行归一化处理，即

$$D_j(k) = \frac{D_j(k) - \min D(k)}{\max D(k) - \min D(k)} \quad (6)$$

式中： $D_j(k)$  为  $k$  时刻航迹  $j$  的跟踪质量熵， $j \in \{1, 2, \dots, U\}$ 。

$k$  时刻航迹  $j$  不确定性等级  $\lambda_j(k)$  划分为： $0 \leq D_j(k) \leq 0.2$  时为 1； $0.2 < D_j(k) \leq 0.5$  时为 2； $0.5 < D_j(k) \leq 1$  时为 3。

## 2.2 基于熵排序的灰色航迹关联度判别

灰色航迹关联度判别是根据航迹特征数据列因素之间发展态势的相似或相异程度来衡量航迹间的接近程度，它为探测跟踪误差差异较大的多平台航迹关联问题探索了一条新的途径。

目标航迹状态矢量由目标的位置、速度、航向以及加速度等  $n$  个特征参数构成。假设某局部节点为  $h$ ，以该节点雷达的航迹  $i$  的特征参数列为参考数列，记为  $X_0 = \{X_0(s) | s = 1, 2, \dots, n\}$ 。设来自局部节点  $g$  的  $n_g$  条航迹为比较数列，记为  $X_j = \{X_j(s) | s = 1, 2, \dots, n\}, j = 1, 2, \dots, n_g$ ，其中， $n_g$  为局部节点  $g$  的已知航迹数。

记

$$\Delta_j(s) = |X_0(s) - X_j(s)| \quad (7)$$

$$\xi_j(s) = \frac{\min_j \min_k \Delta_j(s) + \rho \max_j \max_k \Delta_j(s)}{\Delta_j(s) + \rho \max_j \max_k \Delta_j(s)} \quad (8)$$

式中： $\xi_j(s)$  表示参考数列  $X_0(s)$  与比较数列  $X_j(s)$  的关联系数； $\rho$  为分辨系数， $\rho$  越小，分辨力越大， $\rho$  的取值视具体情况而定，一般取  $\rho = 0.5$ 。 $\min_j \min_k \Delta_j(s)$  为两级最小差； $\max_j \max_k \Delta_j(s)$  为两级最大差； $\Delta_j(s)$  为第  $s$  个指标  $X_0$  与  $X_j$  的绝对差。

于是，可以求出  $X_0(s)$  与  $X_j(s)$  的关联系数为

$$\xi_j = \{\xi_j(s), s = 1, 2, \dots, n\} \quad (9)$$

比较数列  $X_j$  对参考数列的灰关联度记为  $\gamma_j(X_0, X_j)$ ，常用的计算关联度的方法是平均值法，即

$$\gamma(X_0, X_j) = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n \xi_j(s) \quad (10)$$

各个指标因素对关联判决的影响是不同的，可根据实际进行加权处理，即

$$\gamma(X_0, X_j) = \sum_{s=1}^n \xi_j(s) a(s) \quad (11)$$

式中， $a(s)$  ( $s = 1, 2, \dots, n$ ) 表示指标的权系数，且有  $\sum_{s=1}^n a(s) = 1$ 。

计算出描述两航迹接近程度的灰色航迹关联判别函数之后，就是如何判决两航迹间的相似性。为了给出航迹  $i$  与航迹  $j$  之间的相似性判决，需要对  $S_j$  进行排序，本文采用最大关联识别原则，即  $S_{j^*} = \max_j S_j$  且  $S_{j^*} > \zeta$ ， $\zeta$  为阈值参数，则判决航迹  $i$  与航迹  $j^*$  关联，并且  $j^*$  不再与其他航迹关联；否则，来自局部节点  $h$  的航迹与局部节点  $g$  的所有目标航迹无关联。

由以上灰度关联算法可知，正确的参考航迹选择是制约灰度关联算法正确与否的关键。已有的文献并没有给出科学的参考航迹选择方法，使得该方法在实际应用中受到了极大的约束与限制。而本文给出了航迹跟踪质量熵的排序队列，为该方法的使用提供了可行的前提条件。

根据跟踪质量熵排序队列进行灰色航迹关联聚类的流程如图 2 所示。

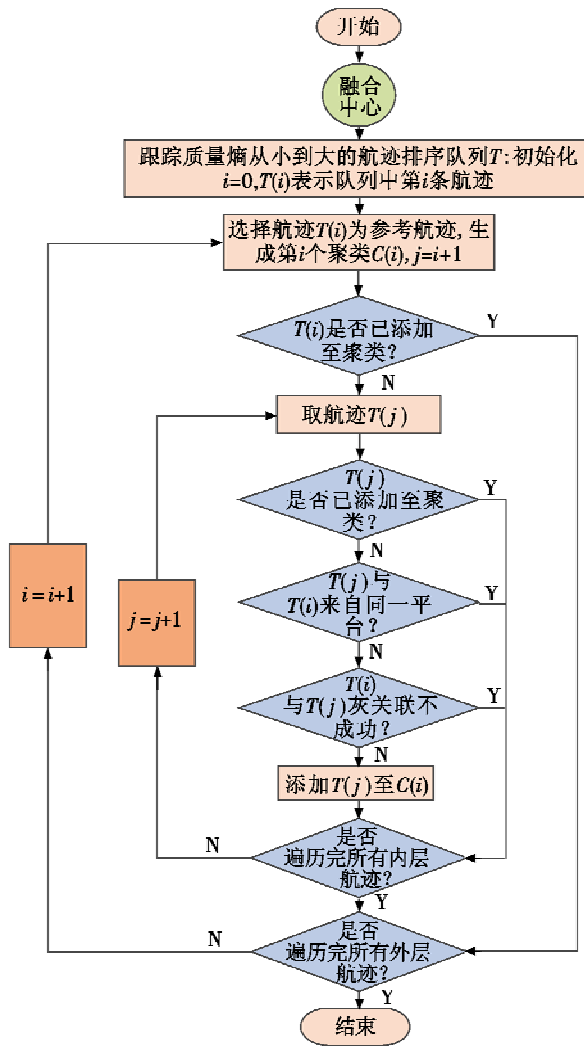


图2 基于质量熵排序的灰关联目标聚类  
Fig.2 Grey relational target clustering based on quality entropy sequencing

### 2.3 基于跟踪质量熵等级的航迹分群融合算法

利用2.1节建立的航迹跟踪质量熵的模型,可以求取各个节点所有航迹的质量及质量熵值并划分等级。利用2.2节的方法,由熵排序结果选取参考航迹,利用灰度理论完成其他局部节点与参考航迹之间的关联判定,判定的过程即不同节点对同一个目标跟踪航迹的聚类过程。最后,利用本节的跟踪质量熵等级分群融合的方法,完成聚类中相同等级下的航迹融合,并输出每个聚类中质量等级最高的融合航迹。只有满足质量不确定度最小的航迹才能参与局部状态反馈与融合。假设 $k$ 时刻,由3部分布式雷达组成的雷达网对空间中2个目标 $Z_A$ 和 $Z_B$ 进行跟踪,生成的航迹为 $T_1 \sim T_6$ 。

如图3所示,首先, $k$ 时刻,在融合中心 $f$ 将3个局部节点输出的航迹按照灰度关联结果进行聚类,可得 $T_{ZA}\{T_1, T_2, T_3|k\}$ ,  $T_{ZB}\{T_4, T_5, T_6|k\}$ 。其次,对每个聚类按照航迹的跟踪熵 $\gamma$ 对应的不确定等级进行聚类内分

群。 $T_{ZA}$ 聚类内可分为 $T_{ZA}\{G_A, G_B|k\}$ ,  $T_{ZB}$ 聚类可分为 $T_{ZB}\{G_C, G_D|k\}$ 。其中, $G_A\{T_3|k\}$ ,  $G_B\{T_1, T_2|k\}$ 是属于目标 $Z_A$ 的航迹聚类 $T_{ZA}$ 内部按照不确定等级划分的2个航迹群。同理, $G_C\{T_6|k\}$ ,  $G_D\{T_4, T_5|k\}$ 是属于目标 $Z_B$ 的航迹聚类 $T_{ZB}$ 的2个航迹群。

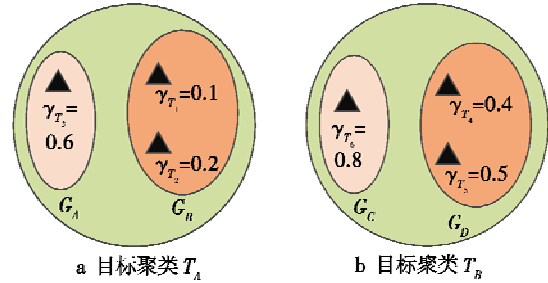


图3 基于不确定性等级的聚类内航迹分群  
Fig.3 Track grouping within cluster based on uncertainty level

最后,对不同熵群进行区别化处理原则如下:

1) 如果同一聚类内最低不确定等级为1或2,则融合后航迹输出且反馈,如果最低不确定等级为3,则不输出也不反馈;

2) 反馈至局部的融合航迹,依据低不确定等级向上融合的原则,不确定等级为1的航迹能与局部节点任一等级的航迹融合,不确定等级为2的航迹只能与局部节点等级为2或3的航迹融合。

根据式(5)计算航迹的跟踪质量熵,输出反馈的融合航迹群中航迹的熵权作为航迹间融合的分配权重。

航迹 $i$ 的跟踪质量熵 $L_i$ 剩余度 $Y_i$ 可表示为

$$Y_i = 1 - L_i \quad (12)$$

融合熵权 $W_i$ 为

$$W_i = \frac{Y_i}{\sum_{j=1}^N Y_j} \quad (13)$$

式中, $j=1, 2, \dots, N$ 是融合航迹群中的航迹, $N$ 为群内航迹总数。航迹融合结果如下

$$\hat{X}(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + \sum_{i=1}^L W_i(k) K_i(k) u_i(k) \quad (14)$$

$$u_i(k) = Z_i(k) - H_i(k) \hat{X}(k|k-1) \quad (15)$$

式中; $\hat{X}(k|k)$ 为 $k$ 时刻融合状态估计; $\hat{X}(k|k-1)$ 为 $k-1$ 时刻状态一步预测; $L$ 为参与融合的航迹总数; $W_i(k)$ 为 $k$ 时刻航迹 $i$ 的融合熵权; $K_i(k)$ 为航迹 $i$ 的增益矩阵; $u_i(k)$ 为航迹 $i$ 的残差; $Z_i(k)$ 为量测; $H_i(k)$ 为转换矩阵。

与状态估计对应的估计误差协方差为

$$P(k|k) = P(k|k-1) - \sum_{i=1}^M W_i K_i(k) H_i(k) P(k|k-1) + \sum_{i=1}^M W_i [K_i(k) u_i(k)] [K_i(k) u_i(k)]' -$$

$$\left[ \sum_{i=1}^M W_i K_i(k) u_i(k) \right] \left[ \sum_{i=1}^M W_i K_i(k) u_i(k) \right]^T \quad (16)$$

式中： $P(k|k-1)$ 为  $k-1$  时刻的预测协方差； $P(k|k)$ 为  $k$  时刻的融合协方差。

局部航迹  $i$  与融合中心  $f$  反馈融合如下

$$X_i^f(k+1|k+1) = X^f(k+1|k) + \{ P_i(k+1|k+1) H_i^f(k+1)' S_i^f [ Z_i^f(k+1) - H_i^f(k+1) X^f(k+1|k) ] \} \quad (17)$$

$$\bar{P}_i^f(k+1|k+1)^{-1} = \bar{P}_i^f(k+1|k)^{-1} + H_i^f(k+1)' S_i^f(k+1)^{-1} H_i^f(k+1) \quad (18)$$

$$X^f(k+1|k) = F(k) X^f(k|k) \quad (19)$$

$$\bar{P}_i^f(k+1|k) = F(k) P^f(k|k) F'(k) + Q(k) \quad (20)$$

式中： $X_i^f(k+1|k+1)$ 为融合中心  $f$  反馈与航迹  $i$  融合的最终状态估计； $X^f(k+1|k)$ 为融合中心状态的一步预测； $S_i^f$ 为融合中心  $f$  与航迹  $i$  融合的信息协方差； $F$ 为状态转移阵； $Q$ 为噪声协方差。

### 3 仿真分析

本文拟通过设计多平台差异化探测精度和跟踪质量的仿真实验,验证本文算法的可行性和有效性。假设分布式雷达网内有3部机载雷达,对空中3个目标进行探测跟踪。目标1做连续转圈机动,目标2做蛇形机动,目标3和目标4做匀速直线运动,“▲”表示起始位置。各雷达独立采样跟踪,在形成航迹后,接收网内其他雷达传来的跟踪信息,并进行关联判别和航迹融合。融合后的状态和航迹间关联概率反馈至前端辅助下一时刻的航迹融合。假设各雷达帧周期50ms,各采样时刻,目标均在各雷达扫描范围内。3部机载雷达其他参数相同,部分差异性参数设置如表1所示。

表1 不同平台雷达测量误差以及探测参数设置

Table 1 Measure error and detection parameter setting of three radars

参数	雷 达		
	A	B	C
检测概率 $P_d$	0.95	0.85	0.75
$R/m$	10	30	50
$d_R/(m \cdot s^{-1})$	0.5	1	1.5
$A_z/mrad$	2	4	6
$E_l/mrad$	2	4	6
扫描周期 $T/s$	0.5	1	2

表1中, $R, d_R, A_z, E_l$ 分别表示目标航迹的径向距离、径向速度、方位角、俯仰角,载机1~3对应的雷达分别为雷达A,B,C。3部雷达所在的载机平台与目标的运动态势如图4所示。

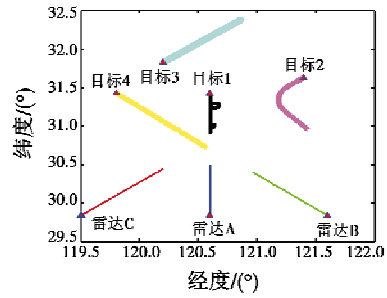


图4 载机与目标运动态势

Fig. 4 Moving situation of the plane and target

### 3.1 雷达独立跟踪与融合后的跟踪性能对比(实验1)

分布式3节点雷达跟踪4个目标情况如图5所示。

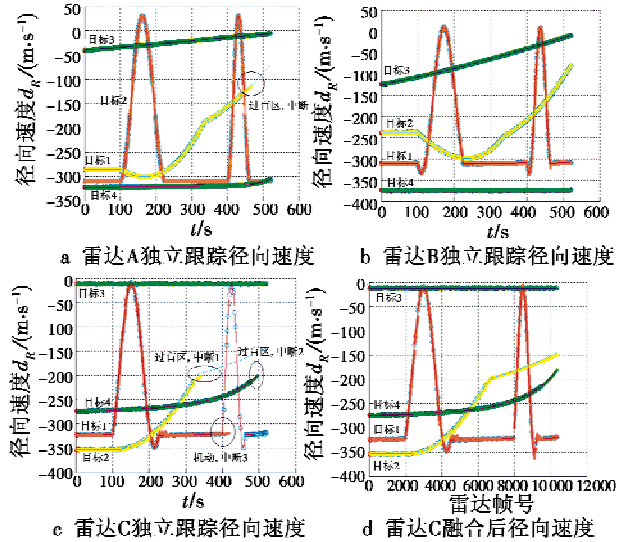


图5 3部雷达独立与融合后进行跟踪的结果对比

Fig. 5 Tracking result of the three radars before and after their fusion

从图5可以看出,同时跟踪4个目标时,3部雷达的探测跟踪性能是不同的。雷达A可以稳定跟踪目标1,3和4,而目标2由于处于雷达A的探测盲区导致观测不到而中断;雷达B全程稳定探测跟踪4个目标;雷达C跟踪稳定性最差,除目标3外,其他目标均出现了跟踪中断。

对于雷达A和雷达C,目标2由于进入雷达探测盲区无回波返回而导致航迹中断;雷达C跟踪的目标1由于发生机动,探测资源不足以支撑对目标的稳定跟踪而导致航迹中断。

雷达C使用其他雷达对目标的观测数据进行融合补盲后,可维持对4个目标的稳定跟踪,融合后各平台对目标的稳定跟踪性能获得了提升。

3部雷达融合前后的跟踪误差对比见表2。由表2可以看出:航迹融合前,雷达A对目标1的跟踪精度最

好;航迹融合后目标 1 的北向位置精度和北向精度均优于 3 部雷达融合前的跟踪精度,说明了融合后跟踪精度获得了提升。

表 2 3 部雷达融合前后对目标 1 的跟踪误差对比

Table 2 Tracking error of three radars before and after fusion

机载平台	融合前误差		融合后误差	
	北向位置/ m	北向速度/ (m·s <sup>-1</sup> )	北向位置/ m	北向速度/ (m·s <sup>-1</sup> )
雷达 A	38.435	0.896		
雷达 B	103.628	28.562	36.596	1.631
雷达 C	324.963	57.631		

以雷达 C 为例,反馈融合前独自跟踪与反馈融合后的跟踪误差对比如图 6 所示。

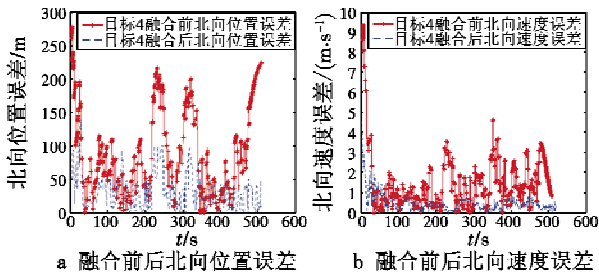


图 6 雷达 C 目标 4 融合前后的跟踪误差对比

Fig. 6 Tracking result of Target 4 by Radar C before and after fusion

由图 6 可以看出,反馈融合后,雷达 C 跟踪目标的北向位置误差为 38.476 m,北向速度误差为 0.521 m/s,均低于融合前的 78.564 m 和 1.875 m/s,说明反馈融合后的跟踪精度获得提升。

### 3.2 本文算法与其他融合算法跟踪误差对比(实验 2)

以跟踪目标 1 为例,本文融合算法与文献[7]的自适应融合算法(算法 1)和文献[8]的带反馈信息的分布多传感器航迹融合算法(算法 2)进行比较,对目标 1 的跟踪误差结果如图 7 所示。

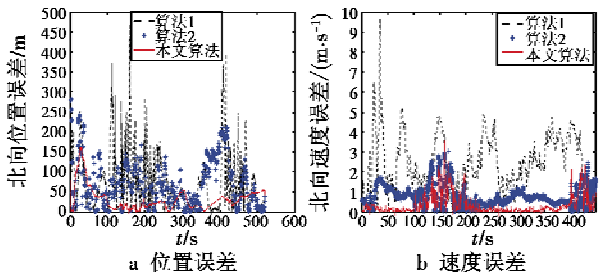


图 7 本文算法与其他融合算法的跟踪误差对比

Fig. 7 Tracking error of our algorithm and other fusion algorithms

由图 7 可知,本文融合算法北向位置误差和北向速度误差均优于前 2 种算法,说明本文算法跟踪误差更小,融合效果更好。

本次仿真中:实验 1 表明采用本文融合算法,融合后相比融合前稳定性和精度都大大改善,证明了本文基于跟踪质量熵的航迹融合算法的可行性;实验 2 是通过与已有融合算法比较,本文算法跟踪精度更高,证明了本文算法的有效性。

## 4 总结

本文在研究了传统的航迹融合方法的基础上,提出一种基于跟踪质量熵的分布式航迹融合算法,对于差异化跟踪性能的分布式多平台融合系统应用优势尤其显著。该方法利用表征航迹质量的特征信息建立熵等级,进而求得熵权进行多平台传感器状态融合,将传统的次优融合方法扩展为近似最优的融合方法,有效提高了航迹融合的正确率,降低了航迹质量在融合后反而下降的风险,增强了航迹融合的稳健性,提高了融合精度,该方法具有重要的工程意义。

## 参考文献

- [1] 李刚,董建国,鱼佳欣. 分布式多传感器关联航迹的数据融合与处理[J]. 微处理机,2015,6(3):60-63.
- [2] 陆科林,周锐,张翔伦. 多无人机航迹融合算法及性能评估[J]. 控制理论与应用,2015,32(10):1392-1399.
- [3] 黄珏,颜冰,陈浩文,等. 基于分离协方差交叉的全局反馈航迹融合[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2016,44(1):52-55.
- [4] JULIER S J, UHLMANN J K. A non-divergent estimation algorithm in the presence of unknown correlations[C]// Proceedings of the American Control Conference, IEEE, 1997:2369-2373.
- [5] 徐丽,马培军,苏小红. 基于不确定性分析的多传感器航迹融合算法[J]. 宇航学报,2011,32(3):567-573.
- [6] LIANG X X, FAN C J, XIU B X, et al. Evaluation algorithm for clustering quality based on information entropy[C]// IEEE International Conference on Big Data Analysis, 2016:32-36.
- [7] 程琤,王兴. 分布式多传感器航迹融合算法与仿真分析[J]. 微计算机信息,2007(10):273-275.
- [8] 何友,陆大铨,彭应宁,等. 带反馈信息的分布多传感器航迹融合算法[J]. 电子科学学刊,2000,22(5):705-714.